



Sveučilište u Zagrebu

FILOZOFSKI FAKULTET

Srebrenka Letina

**ANALIZA MREŽA SURADNJE ZNANSTVENIKA IZ
TRI POLJA DRUŠTVENIH ZNANOSTI
OD 1992. DO 2012.**

DOKTORSKI RAD

Zagreb, 2014.



University of Zagreb

FACULTY OF HUMANITIES AND SOCIAL SCIENCES

Srebrenka Letina

**NETWORK ANALYSIS OF SCIENTIFIC
COLLABORATION IN THE THREE FIELDS OF
SOCIAL SCIENCE FROM 1992 TO 2012**

DOCTORAL THESIS

Zagreb, 2014.



Sveučilište u Zagrebu

FILOZOFSKI FAKULTET

SREBRENKA LETINA

**ANALIZA MREŽA SURADNJE ZNANSTVENIKA IZ
TRI POLJA DRUŠTVENIH ZNANOSTI
OD 1992. DO 2012.**

DOKTORSKI RAD

Mentor:

prof. Darja Maslić Seršić, PhD

Zagreb, 2014.



Sveučilište u Zagrebu

FACULTY OF HUMANITIES AND SOCIAL SCIENCES

Srebrenka Letina

**NETWORK ANALYSIS OF SCIENTIFIC
COLLABORATION IN THE THREE FIELDS OF
SOCIAL SCIENCE FROM 1992 TO 2012**

DOCTORAL THESIS

Supervisor:

Prof. Darja Maslić Seršić, PhD

Zagreb, 2014.

Mojim roditeljima: Mariji i Slavku

ZAHVALE

*„Rijetko dospijem tamo gdje sam kanio ići,
ali često završim kamo sam trebao stići.“*

- Douglas Adams

Nastanak ovog rada je bio jedan nepredvidiv i neobičan put u kojem je bilo mnogih naglih skretanja i zastoja. Mnoge su okolnosti i ljudi na različite načine djelovali na nastanak ovog rada.

Najviše zahvaljujem svojoj mentorici dr.sc. Darji Maslić Seršić koja je bila uz mene kad je bilo teško; strpljivo pratila sva previranja oko istraživačkog nacrt; potaknula me da interes za analizu društvenih mreža pretočim u izradu doktorskog rada, iako je nešto tako „novo“ imalo i svoje rizike; cijelim me putem bodrila i veselila se skupa sa mnom i s jednakim entuzijazmom prilazila svakom novom koraku. Na svim dimenzijama mentorstva, boljeg mentora nisam mogla zamisliti.

Zahvaljujem dr.sc. Zvonimiru Galiću na otvorenosti ka novome i prijedlozima u nastanku nacrt, strpljivom odgovaranju na svakakva pitanja te komentarima prvog teksta koji su ovaj rad učinili boljim i iz kojih sam mnogo naučila.

Naravno, ne smijem zaboraviti voditeljicu projekta - dr.sc. Maju Jokić, kojoj zahvaljujem na prilici da radim, upoznavanju sa disciplinarnim razlikama i slobodi u izradi doktorata.

Posebno želim zahvaliti kolegi Krešimiru Zauderu koji je nesebično doprinio provedbom analiza u programu Python i time omogućio realizaciju mnogih ideja koje bi bez njega ostale samo ideje.

Zahvaljujem i kolegama s Instituta na pravovremenoj pomoći mudrim savjetima u teškim trenucima - Ivani Jugović i Zrinki Ristić Dedić, a Jeleni Matić na pravoj kolegijalnosti; te Olgici Klepač na iskrenoj i pouzdanoj podršci, bodrenju i mnogim korisnim raspravama.

Hvala i drugima koji su svojim stavovima i ponašanjem bili inspiracija, kao što je to i sama organizacijska struktura Instituta.

Naposljetku zahvaljujem svojoj obitelji: Sunčici, Zrinki i roditeljima koji su mi dali motiva da ustrajem; Tončiju na čitanju prvih verzija uvoda; Nikoli Kriletiću na radosti koja se proširila u sve vrste mojih ego mreža; te prijateljici Jeleni Ivelić na konstantnom ohrabriranju i poticanju bez kojih rad na ovom doktoratu ne bi ni započeo.

Na neki su način svi oni moji „nevidljivi“ koautori.

SAŽETAK

Analiza mreže suradnje znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti od 1992. do 2012.

Istraživanje znanstvene suradnje se u ovom radu temelji na integrativnom pristupu koji predstavlja sintezu spoznaja i teorija iz različitih znanstvenih disciplina: organizacijske psihologije i psihologije znanosti, te novijeg pristupa znanosti o mrežama.

Suradnja je definirana kao zajedničko koautorstvo na radovima koji su prikupljeni iz dvije vrste izvora: međunarodnih izvora (baze WoS i Scopus) i nacionalnog izvora (autorske knjige iz online NSK kataloga) za vremenski period od 1992 do 2012 godine. Podaci su prikupljeni za znanstvenike iz tri polja društvenih znanosti: psihologije ($N=241$), sociologije ($N=196$) i odgojnih znanosti ($N=481$).

Nakon prikupljenih bibliografskih podataka o radovima od ukupno 918 znanstvenika, dobivena je jedinstvena baza podataka. Na temelju prikupljenih 4 769 radova iz tri izvora za sve znanstvenike opisan je obrazac suradnje za svako od polja i utvrđene su disciplinarne razlike u najčešće korištenim mjerama znanstvenog učinka: stopa produktivnosti i h -indeksu. Preliminarne analize ukazuju da u društvenim znanostima, znanstvenici istraživanja u pravilu provode u timovima i o njima izvještavaju u više-autorskim znanstvenim publikacijama.

U ključnom dijelu rada je primijenjena metodologija mrežnog pristupa (analize društvenih mreža) za ispitivanje obrazaca suradnje s dva cilja: (1) opisivanja strukture i svojstva mreže suradnje za tri polja koristeći pokazatelje strukture mreže - makrorazina; (2) utvrđivanja koliko su karakteristike suradnje znanstvenika povezane s mjerama znanstvenog učinka - mikrorazina.

Rezultati istraživanja pokazuju da mreže koautorstva svih polja imaju strukturu malog svijeta koju opisuje visok stupanj grupiranja i kratka prosječna udaljenost puta u odnosu na slučajne mreže. Distribucije stupnjeva unutar svih polja su nerazmjerne što ukazuje i na postojanje mehanizma preferencijalnog povezivanja.

Mrežne varijable korištene u ovom radu svrstane su u tri kategorije s obzirom na vrstu utjecaja koju ispituju i metodološku kompleksnost: lokalne mjere (stupanj centralnosti u mreži svog polja i broj veza s znanstvenicima izvan polja), mjere ego mreža (maksimalna snaga veze, indeks utjecaja veza i efektivna veličina) i globalne mjere (međupovezanost i blizina). Hijerarhijskom regresijskom analizom je utvrđeno da uvođenje kompleksnijih mjera značajno povećava objašnjenje varijance u stopi produktivnosti.

Mrežne varijable zajednički objašnjavaju visoki postotak varijance u stopi produktivnosti i h -indeksu (63,5%; 62,5%). Njihov doprinos ostaje visok i nakon kontroliranja nekih sociodemografskih i karijernih varijabli, a nakon kontroliranja prijašnje produktivnosti doprinose s 4,3% objašnjene varijance. Zaključuje se da su karakteristike suradnje snažno povezane s mjerama uspješnosti u znanosti.

Teorijski doprinos je sinteza novih teorijskih pristupa u objašnjavanju radne uspješnosti pomoću koncepta društvenog kapitala i teorije mrežnih prednosti. Praktični doprinos rada je bolje razumijevanje mjera radnog učinka koje se koriste u vrednovanju znanstvenika i njihove povezanosti sa suradnjom.

Najvažniji je metodološki doprinos rada: primjena analize društvenih mreža.

Ključne riječi:

analiza društvenih mreža, znanstvena suradnja, produktivnost znanstvenika, mreže koautorstva, struktura malog svijeta, preferencijalno povezivanje, teorija mrežnih prednosti

SUMMARY

Network analysis of scientific collaboration in the three fields of social science from 1992 to 2012

Introduction

In this research scientific collaboration is investigated using the integrative approach which combines theories and research from different scientific subdisciplines: organizational psychology, psychology of science and the new approach from network science.

Collaboration among scientists is operationalised as co-authorship on a scientific publication.

Methodology

The data is collected from two kinds of sources: international sources - Web of Science and Scopus, and one domestic source - monographs and books from the NSK catalog; for the 1992 – 2012 time period. The data is collected for all scientists registered in three fields of social science in Croatia: psychology ($N=241$), sociology ($N=196$) and educational sciences ($N=481$).

After data collection, an original data base is made, with bibliometric information about 4,769 publications of 918 scientists. The preliminary analyses of these data have shown that the scientists as a rule carry out their scientific work in teams and then report on it in multi-authorship scientific publications. Also, the main measures of scientific efficiency (the productivity rate and the h -index) for individual scientists have shown highly positive skewed (Pareto) distributions, which is known as Lotka's law.

Research Goals

In key part of the thesis, in order to investigate collaboration patterns, the social network analysis was used on co-authorship data for the purpose of answering two research goals: (1) description of the structure and properties of the collaboration network in the three fields of social science (macro level); (2) to determine how the characteristics of collaborations are connected to the measures of scientific efficiency (the productivity rate and h -index) for the individual scientists (micro level).

Results

The results have shown that the co-authorship network of all fields has a small world structure which is described by a high clustering coefficient and a small average shortest path in comparison with random networks with the same parameters: the same number of nodes and density. The degree distribution in each network resembles a scale-free distribution which in turn suggests that the mechanism of preferential attachment is also present.

At micro level, theories of network advantage and social capital have been used as theoretical framework: the Strength of weak ties theory, the Strength of strong ties theory, Burt's theory of structural holes and Coleman's theory of social closure. The seven network variables were computed based on these theories and metrics used for measuring its concepts. These are categorized in three groups by the type of information they provide and by their methodological complexity. *Local measures* give information about the number of direct ties and are methodologically least complex to attain: the internal ties (or degree I - ties with scientists in the field) and the external ties (ties with scientist outside the field).

The second group includes *ego network measures*: the maximal strength of ties (the number of the most repeated co-authorship with one actor), the effective size (connections among each scientist's collaborators) and the index of strength and influence of ties (which gives additional information on strength of all ties and the h-index of alters with which a scientist is connected). The third group covers the global network variables that give information about each scientist's position in the entire network. The *global measures* are: betweenness and closeness. They are considered to be the most complex measures as they require information about all indirect links of each scientist in the field and are influenced by the boundary specification of the network.

After transforming the data using the logarithm function, the hierarchical regression analysis has shown that entering more complex network variables give a significant improvement in predicting the productivity rate. However, in predicting the h-index, the global measures did not have a significant contribution.

The network variables explain the high percentage of variance in the productivity rate and the h-index (63,5%; 62,5%) and their contribution was proved high even after controlling sociodemographic and career attributes of an actor: the field of study, gender, age, the location of institution, the type of institution.

The best predictor of the productivity rate was the maximal strength of tie, suggesting that repeated collaborations with same scientists are an indicator of a stable team and give the opportunity for greater productivity. On the other hand, the best predictor of h-index was the index of strength and the influence of ties, suggesting that the frequency of collaboration with the scientist with high h-index is related with the h-index of the scientist himself/herself.

An additional analysis was made on a smaller sample ($N= 228$), for which network variables and the productivity rate was computed for two time periods: t1(1991-2001) and t2 (2003-2012). Its results have shown that network variables from the earlier time period

predict the future productivity rate even after controlling the past productivity - 4,3% of an additional variance is explained.

Conclusion

The presented results indicate that the patterns of collaboration are strongly connected with measures of scientific efficiency. We propose that the main shortcoming of psychology of science as a subfield is its emphasis on the individual and its oversight of the fact that the basic organizational unit in modern science is a team of researchers, not an individual scientist. We suggest that an appropriate framework for studying scientific success can be found in organizational psychology of science, mostly due to the recent great interest in using the social network analysis in different organizational contexts.

Limitations of the study and future research

The limitations of this study are incompleteness of data on all publications of studied scientists, the flaws of boundary specification of networks, using statistical procedures which are not ideally suited for analyzing network data - because of data interdependence, and spuriousity of measures of productivity and network variables.

Future research should include other attributes of scientists beside the basic sociodemographic variables like some personality traits that could explain network behavior and job performance, the focus should be on smaller organizational unit and the information about informal collaboration and multidimensional measures of job performance should be used.

The theoretical contribution of this thesis is a synthesis of new approaches in investigating individual job performance from SNA with measures which are typically used in making decisions about promotions and evaluation of individual scientists. The practical contribution is a better understanding of these measures and their relationship with collaboration patterns, which has implications for planning career development of young scientists.

Last but not least, the contribution of this thesis is methodological; it is the first use of SNA methods and theories in social sciences in Croatia.

Key words: social network analysis, scientific collaboration, productivity of scientists, co-authorship network, small world structure, prefferential attachment, theory of network advantage

SADRŽAJ

1	UVOD	1
2	PREGLED REZULTATA ISTRAŽIVANJA ZNANSTVENE SURADNJE	5
2.1	Znanstvena suradnja	5
2.2	Mjerenje suradnje	6
2.3	Motivi suradnje.....	9
2.4	Odabir suradnika.....	11
2.5	Prednosti suradnje.....	12
2.6	Nedostatci suradnje.....	13
2.7	Povezanost suradnje i produktivnosti	14
2.7.1	Rezultati istraživanja efekta suradnje na produktivnost.....	16
2.7.2	Metodološka ograničenja istraživanja.....	18
2.7.3	Zaključak o karakteristikama istraživanja znanstvene suradnje i njenog učinka na produktivnost	29
2.8	Psihologija znanosti i istraživanja suradnje i produktivnosti	31
3	PREGLED ISTRAŽIVANJA MREŽA KOAUTORSTVA	33
3.1	Osnovni koncepti i metodologija mrežnog pristupa	33
3.2	Povijesni razvoj analize društvenih mreža.....	40
3.3	Različite perspektive mrežnog pristupa.....	44
3.4	Makrorazina.....	49
3.4.1	Slučajne mreže	50
3.4.2	Model malog svijeta.....	53
3.4.3	Model preferencijalnog povezivanja.....	61
3.4.4	Hibridni modeli.....	64
3.5	Mikrorazina	65
3.5.1	Posljedice mreža	66
3.5.2	Antecedenti mreža	78
3.6	Mezorazine	81
3.7	Analize mreža koautorstva: implikacije za istraživanje.....	82
4	CILJ I PROBLEMI ISTRAŽIVANJA	84
4.1	Uvod u probleme istraživanja	84
4.2	Izbor polja.....	84
4.2.1	Psihologija	87
4.2.2	Sociologija	88
4.2.3	Odgojne znanosti	89
4.3	Cilj i problemi.....	89
5	METODOLOGIJA.....	91
5.1	Uzorak	91
5.1.1	Definiranje granica mreža.....	92
5.2	Izvori podataka	94

5.2.1	Izbor korištenih sekundarnih baza	95
5.3	Proces prikupljanja podataka: preuzimanja, čišćenja i spajanja	99
5.3.1	Preuzimanje podataka iz međunarodnih baza	99
5.3.2	Preuzimanje podataka iz NSK kataloga	100
5.3.3	Čišćenje podataka	101
5.3.4	„Identificiranje“ ostalih koautora na radovima	102
5.3.5	Spajanje podataka iz različitih izvora	103
5.4	Atributi aktera u analizi društvenih mreža	104
5.4.1	Nezavisne varijable – atributi aktera	104
5.4.2	Zavisne varijable	105
5.4.3	Prikladnost vremenskog okvira za ispitivanje produktivnosti znanstvenika iz uzorka	107
5.5	Analize društvenih mreža	108
5.5.1	Definicija matrice podataka o koautorstvu	112
5.6	Mrežne varijable: mjere dobivene mrežnim pristupom	114
5.6.1	Svojstva mreže: globalne mjere cijele mreže	115
5.6.2	Mjere pojedinih aktera u mreži	119
5.6.3	Ostale mjere	125
6	REZULTATI I RASPRAVA	128
6.1	PRELIMINARNE ANALIZE: Obrasci znanstvene aktivnosti u tri polja društvenih znanosti - deskripcija dobivenog skupa radova i analiza objavljiivačke produktivnosti znanstvenika	130
6.1.1	Opis skupa radova	130
6.1.2	Opis produktivnih znanstvenika iz uzorka	135
6.1.3	Mjere znanstvenog učinka i njihova usporedba po poljima	137
6.1.4	Rasprava rezultata preliminarnih analiza	141
6.1.5	Zaključna razmatranja o pojavi suradnje u objavljiivačkoj aktivnosti i o mjerama znanstvenog učinka	150
6.2	MAKRORAZINA: Analiza topoloških svojstava mreže koautorstva znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti – Analiza cijelog vremenskog perioda i analiza razvoja (vremenske dinamike) mreža u dva vremenska perioda	152
6.2.1	Mreže koautorstva pojedinih polja za cijeli period (od 1992. do 2012. godine)	157
6.2.2	Analiza mreža kroz vrijeme: mreže polja u dva vremenska perioda, t1 (1992-2002) i t2 (2003-2012)	166
6.2.3	Rasprava	172
6.2.4	Zaključna razmatranja o strukturi mreža koautorstva za tri polja	180
6.3	MIKRORAZINA: Analiza mrežnih varijabli i njihova povezanost s mjerama znanstvenog učinka	182
6.3.1	Deskriptivna analiza mrežnih varijabli	182
6.3.2	Mrežne varijable i predviđanje znanstvenog učinka	189
6.3.3	Rasprava	208
6.3.4	Opis ego mreža najproduktivnijih znanstvenika	222
6.3.5	Zaključna razmatranja o mrežnim varijablama i njihovoj povezanosti s produktivnošću	227
7	ZAKLJUČNA RAZMATRANJA	232
7.1	Zaključna razmatranja o odgovorima na istraživačka pitanja i metodološkom pristupu	232
7.2	Metodološka ograničenja	234

7.3	Implikacije rada	236
7.4	Buduća istraživanja.....	237
7.5	ODGOVORI NA ISTRAŽIVAČKA PITANJA.....	239
LITERATURA		241
PRILOZI.....		256
ŽIVOTOPIS		312
POPIS RADOVA		313

1 UVOD

Kad pomislimo na najveće znanstvene doprinose i njihove kreatore, isprva nam padaju na pamet veliki znanstvenici poput Newtona, Tesle, Galtona. Međutim, suština znanstvenog djelovanja u današnje doba se ne odvija od strane istaknutih pojedinaca, već je institucionalizirana i znanstvenici obično djeluju u suradnji sa svojim kolegama. Promislimo li bolje, ni navedeni velikani nisu djelovali u izolaciji, već su manje ili više razmjenjivali svoje ideje s drugim znanstvenicima svoga doba.

Danas se sposobnost surađivanja s drugim znanstvenicima smatra jednom od važnih osobina uspješnog znanstvenika (He, Geng i Campbell-Hunt, 2009), a znanstveni timovi su temeljna organizacijska jedinica u većini područja znanosti.

Suradnja je ključni mehanizam suvremene istraživačke prakse. To je složen fenomen koji je moguće istraživati na različitim razinama (pojedinih znanstvenika, institucija, nacionalnoj i međunarodnoj) i na koji utječe veliki broj faktora. Prema dosadašnjim istraživanjima, moguće ih je svrstati u tri skupine: ekonomske, kognitivne i socijalne faktore. Ekonomski se odnose na dostupnost i oblik resursa. Kognitivni faktori odnose se na sve veći stupanj specijalizacije u znanosti i utječu na suradnju među različitim disciplinama. Socijalni faktori, posebno promjene u obrascima komunikacije i povećana mobilnost znanstvenika također utječu na suradnju kroz koautorstva na publikacijama. Suvremene mogućnosti brze i efikasne komunikacije putem interneta su bitno utjecale na povećanje mogućnosti suradnje među znanstvenicima posljednjih desetljeća. Relativna važnost tih faktora ovisi o teorijskoj perspektivi istraživača i o razini analize.

Istraživanja su pokazala da oblici suradnje u velikoj mjeri zavise o osobnom akademskom i intelektualnom zaleđu poput discipline, užem području djelovanja suradnika, vrsti istraživačkog sustava kojem pojedinac pripada. Jedan od važnijih vanjskih faktora koji utječu na suradnju jest nacionalni evaluacijski sistem ili politika, stoga je za razumijevanje suradničkog ponašanja nužno u širi interpretativni okvir uključiti ulogu vanjskih faktora. Npr u manjim znanstvenim zajednicama se očekuje da će znanstvena politika poticati takav sistem evaluacije koji će usmjeriti znanstvenike prema internacionalizaciji (Mali, Kronegger i Ferligoj, 2010). Osim tzv. makrorazine - šireg konteksta istraživačke politike (i strukturalnih faktora općenito) na individualne strategije znanstvenog rada djeluju i osobni faktori (mikrorazina) poput osobne percepcije suradnje, na primjer motivi, očekivana dobit, ali i osobne karakteristike poput socijalnog statusa, dobi, znanstvene produktivnosti i

prepoznatljivosti. Osobni faktori su posebno važni u održavanju suradničkih odnosa. Sonnenwald (2007) navodi kompatibilnost osobnosti, sličnost pristupa znanosti, radne stilove, uzajamno poštovanje i povjerenje, te ugodan zajednički rad. Znanstvenici pri opisu suradničkih odnosa često koriste analogije s bračnom zajednicom, a kao preduvjet nastanka suradnje sudionici kvalitativnog istraživanja Melina (2000) navode postojanje „osobne kemije“.

Istraživanjem znanstvene suradnje intenzivno su se bavili znanstvenici iz različitih disciplina od 60-ih godina 20. stoljeća poput etnografije, povijesti, sociologije, politologije, ekonomije, te scientometrije. Međutim, može se primijetiti da su u istraživanjima suradnje psiholozi manje zastupljeni. Od svih metaznanosti, očekivalo bi se da je psihologija znanosti najdublje zainteresirana za pojavu suradnje u znanosti. To je problematika kojoj bi socijalna psihologija, psihologija ličnosti i posebno organizacijska psihologija mogle značajno doprinijeti.

S druge strane, ishodi znanstvene djelatnosti su većinom rezultat suradnje, pa je i mjerenje radnog učinka znanstvenika u velikoj mjeri uvjetovano njenim suradničkim ponašanjem.

Unutar grane psihologije znanosti, prevladavao je interes za pojedinca, a problemom mjerenja znanstvenog učinka se bave prvenstveno scientometrija i znanstvena politika. Psihologija rada koja se bavi mjerenjem radnog učinka čini se kao relevantan saveznik u rješavanju problematike mjerenja znanstvenog učinka i evaluacije znanstvenika. U ovom radu se polazi od činjenice da je doprinos psihologije tim temama potencijalno velik, te da u okviru organizacijske psihologije znanosti može posebno mnogo doprinijeti razumijevanju suradničkog ponašanja i mjera radnog učinka. Pritom se kao najprikladniji teorijski i metodološki okvir čini mrežni pristup (analiza društvenih mreža), koja je nastala upravo iz psihologije i koju su u novije vrijeme znatno razvili istraživači iz prirodnih znanosti poput fizike.

Primjenom analize društvenih mreža došlo je do značajnog metodološkog napretka u istraživanju znanstvene suradnje. Društvene mreže su grupe međusobno povezanih pojedinaca koji imaju neki zajednički atribut (Borgatti, Mehra, Brass, i Labianca, 2009). Analiza društvenih mreža je interdisciplinarni pristup. Uključuje skup metoda, mjernih koncepata i teorija koje omogućuju empirijsko mjerenje društvenih struktura i okoline unutar koje pojedinac funkcionira na nekoliko razina analize: dijadne, monadne i mrežne (Borgatti i sur.,

2009). U psihologiji se primjenjivao u istraživanju različitih problematika, npr. socijalnog utjecaja, prijateljstva, vodstva, radne klime, širenja tračeva te grupne terapije.

Tzv. znanost o mrežama je relativno nova disciplina koja nadilazi disciplinarne granice i omogućuje ispitivanje upravo tako složenih, međuzavisnih i višerazinskih interakcija kao što je znanstvena suradnja. Iako je korisnost mrežnog pristupa prepoznata u organizacijskim znanostima, njegova primjena u organizacijskoj psihologiji i psihologiji rada je ograničena (Murase, Wax, DeChurch i Contractor, 2012). Analize društvenih mreža su idealna metodologija za razumijevanje kompozicije timova, njihovih procesa i stanja, te radnog učinka.

Cilj ovog rada je integracija perspektiva proizašlih iz organizacijske psihologije, psihologije znanosti, ali i drugih disciplina koje su u međuvremenu mnogo doprinijele razvoju i razumijevanju znanstvene djelatnosti poput sociologije znanosti, scientometrije, i odnedavna znanosti o mrežama. Budući da se istraživanje temelji na bibliometrijskim podacima, zanemarivanje doprinosa tih disciplina bi bio veliki propust. Međutim, ovdje se na podatke o broju radova i koautorstvu gleda kao na mjere radnog učinka i informacije o suradničkom ponašanju – pa su prema tome, psiholozima dvostruko interesantni.

Mnoge su mogućnosti i prednosti primjene psihologijskih istraživanja izvan tradicionalnih tema unutar organizacijske psihologije i na istraživanje znanstvenih institucija. Osim što bi pomoglo razvoju teorija u grani psihologije znanosti, moglo bi utjecati i na razvoj opće psihologije.

Organizacija rada po poglavljima

U drugom poglavlju prikazan je pregled teorijskih i empirijskih doprinosa razumijevanju znanstvene suradnje iz različitih znanstvenih disciplina s posebnim naglaskom na probleme mjerenja suradnje i produktivnosti u znanosti, te njihovog odnosa. Prije zaključnog dijela opisane su karakteristike dosadašnjih istraživanja i razmotrena je uloga psihologije znanosti i njen eventualan doprinos.

Treće poglavlje je posvećeno opisu metodološkog pristupa – analize društvenih mreža, pomoću kojeg je operacionalizirana znanstvena suradnja u ovom radu. Opisani su glavni koncepti, teorije i metodologija, s posebnim osvrtom na primjenu metode na podacima o koautorstvu. Budući da je ovo jedna od prvih primjena mrežnog pristupa u društvenim znanostima u Hrvatskoj, poseban naglasak je stavljen na brojne metodološke aspekte u cijelom radu.

U četvrtom poglavlju su opisana neka relevantna prijašnja istraživanja u kontekstu hrvatske znanosti te su definirana eksplorativna istraživačka pitanja.

Peto poglavlje je donosi opis procesa prikupljanja podataka i njihove prilagodbe za analizu društvenih mreža. U tom dijelu su detaljnije opisane korištene mjere za analizu cjelovitih mreža i pozicije pojedinca u njima što su samo neke od brojnih mogućnosti koje dopušta mrežni pristup.

U šestom poglavlju dan je pregled rezultata istraživanja koji sadrži rasprave vezane uz metodološke specifičnosti mrežnog pristupa i razmatranje rezultata u teorijskom okviru opisanom u drugom i trećem poglavlju. Sastoji se od tri dijela koji odgovaraju na istraživačke probleme.

U zadnjem poglavlju iznesena su zaključna razmatranja o odgovorima na istraživačka pitanja i korištenom metodološkom pristupu, osvrt na moguće implikacije rada te odgovori na istraživačka pitanja.

2 PREGLED REZULTATA ISTRAŽIVANJA ZNANSTVENE SURADNJE

2.1 Znanstvena suradnja

U znanosti je sve rjeđa pojava da jedan znanstvenik sam producira ishode istraživanja bez povezanosti sa kontekstom istraživačke zajednice. Nova saznanja obično proizlaze iz akumuliranog znanja drugih istraživača i suradnje u području. Stoga je pri analizi aktivnosti pojedinog znanstvenika potrebno uzeti u obzir njegov ili njezin obrazac suradnje. Prve zabilježene znanstvene suradnje se pojavljuju početkom 19. stoljeća među francuskim kemičarima, a povećana učestalost se zamjećuje nakon II svjetskog rata, u početku prvenstveno u područjima prirodnih znanosti, a kasnije u gotovo svim drugim područjima znanosti. U posljednjih nekoliko desetljeća dolazi do dramatičnog povećanja znanstvene suradnje, što se očituje u sve većem apsolutnom i relativnom broju višeautorskih radova u odnosu na jednoautorske radove. Štoviše, većina objavljenih radova je napisana u suradnji (Peters i Van Raan, 1991; Glänzel i Lange, 2002), a prema Bayeru i Smartu (1991) suradnja je utvrđena u zrelim disciplinama sa snažnim paradigmatiskim razvojem.

Suradnja među znanstvenicima, formalna i neformalna, je jedno od definirajućih svojstva moderne znanosti. Ipak, koncept suradnje nije jednostavno definirati. Hara i suradnici (2003) su pregledom brojnih definicija ustanovili da sadrže dva osnovna elementa: „zajednički rad u svrhu postizanja zajedničkog cilja i dijeljenje znanja“, što ne znači da ne postoje i individualni ciljevi. Druge definicije naglašavaju važnost suradnje kao društvenog procesa koji se odvija u specifičnom društvenom kontekstu (Sonnenwald, 2007), te komunikacije i „dijeljenje kompetencija i resursa“ (Melin i Persson, 1996), „funkcionalnu međuzavisnost znanstvenika u pokušaju da koordiniraju vještine i nagrade“ (Zorach i Melin, 2001). Sami znanstvenici koriste različite metafore za opis svojih suradničkih odnosa, poput „dobrog braka, uspješnog kreativnog saveza, ili pobjedničkog tima“ (Baldwin i Austin, 1992).

Suradnja u znanosti je složen fenomen koji utječe na znanstvenu produktivnost na različite načine (Lee i Bozeman, 2005), kao i na difuziju znanja unutar i između disciplina. Znanstvena suradnja može nastati između i unutar različitih organizacijskih razina, što je prikazano u tablici 1. Može uključivati i osobe koje nisu znanstvenici - tzv. kros-profesionalne suradnje, poput suradnje između industrije i sveučilišta. U literaturi o suradnji ne postoji suglasnost oko organizacijske razine suradnje: neki je vide kao nešto što je vezano

samo uz odluke pojedinca, dok je drugi promatraju na organizacijskoj ili institucijskoj razini (Bukvova, 2009).

Tablica 2.1

Različite razine suradnje i distinkcija između *unutar* i *između* oblika suradnji (Katz i Martin, 1997)

<i>Razine</i>	<i>Unutar</i>	<i>Između</i>
Pojedinac	-	-
Grupa	Između pojedinca u istoj istraživačkoj grupi	Između grupa (npr. istog odsjeka)
Odjel	Između pojedinca ili grupa istog odjela	Između odjela (unutar iste institucije)
Institucija	Između pojedinca ili odjela u istoj instituciji	Između institucija
Sektor	Između institucija unutar istog sektora	Između institucija iz različitih sektora
Nacija	Između institucija u istoj državi	Između institucija iz različitih država

2.2 Mjerenje suradnje

Analizom autorstva na radovima u časopisu „*American Psychologist*“, Smith (1958) je među prvima uočio trend sve većeg broja autora po radu i predložio da se koautorstvo koristi kao približna mjera suradnje. Ipak, upozorio je da samo kompletan opis odnosa i aktivnosti svih osoba koji su radili na nekom radu može dati aproksimaciju koliko je zajedničkog truda uloženo u objavljeni rad. Kasnije su i mnogi drugi, poput Subramanyama (prema Katz i Martin, 1997) još više naglasili nemogućnost određivanja vrste i količine znanstvene suradnje, jer npr. sugestija jednog znanstvenika drugome za vrijeme običnog razgovora može biti vrednija za tijek i ishod istraživanja nego višetjedni intenzivni zajednički rad znanstvenika u laboratoriju.

De Hann (1997, prema Mali, Kronegger i Ferlingoj, 2010) osim koautorstva navodi još pet mogućih indikatora za mjerenje suradnje između znanstvenika u društvenim znanostima: zajedničko uredništvo publikacija, zajednička supervizija na disertacijama, pisanje projekata, sudjelovanje u formalnim istraživačkim projektima, organizacija znanstvenih konferencija, stvaranje patenata itd. Navedeni primjeri suradnje pokazuju da znanstvena suradnja ne mora uvijek rezultirati koautorstvom na publikacijama. Prema Laudelu (2002) otprilike polovica znanstvene suradnje je nevidljiva formalnim komunikacijskim kanalima. Melin (2000) navodi i neke moguće posredne indikatore suradnje među znanstvenicima poput telekomunikacija, putovanja i međunarodnih letova te upućenih e-mailova.

Koautorstvo nije isto što i suradnja, i stoga se može koristiti samo kao djelomični indikator suradnje (Katz i Martin, 1997). Drugim riječima, sve suradnje ne rezultiraju nužno koautorstvom objavljenih radova, a svako koautorstvo nije nužno rezultat istraživačke suradnje u najstrožem smislu (Milojević, 2010).

Koautorstvo se najčešće koristi u istraživanjima suradnje zbog prednosti u vidu mjerenja koje je lako dostupno, stabilno i omogućuje provjeru (npr., Katz i Martin, 1997; Sonnenwald, 2007), te neintruzivnosti i nereaktivnosti takve mjere, iako većina autora upozorava da se radi samo o aproksimativnom indikatoru koji zahvaća samo dio fenomena suradnje (Katz i Martin, 1997).

U velikoj mjeri to je posljedica nastanka i razvoja znanstvenih citatnih indeksa. Time su potaknuta istraživanja suradnje gdje se kao indikator suradnje koriste koautorstva na objavljenim radovima, u svrhu razumijevanja uvjeta u kojima nastaju inovacije i nova saznanja, te stvaranja istraživačke politike. Kasnije su se kvantitativna istraživanja usmjerila na različite razine agregacije podataka, budući da se koautorstvo može mjeriti između istraživača, istraživačkih grupa, institucija, područja, sektora (znanosti i industrije), regija i zemalja (Sonnenwald, 2007), također i na razini časopisa. Provodila su se i kvalitativna istraživanja suradnje (npr. Knorr-Cetina, 1999). Štoviše, zahvaljujući takvom razvoju događaja nastala je i posebna disciplina koja se bavi kvantitativnim, u novije vrijeme i kvalitativnim, mjerenjima u znanosti – scientometrija.

Koautorstvo je formalna manifestacija intelektualne suradnje u znanstvenim istraživanjima (Acedo i sur., 2006). U većini slučajeva predstavlja sudjelovanje dva ili više autora u produkciji objavljenog rada. Iako broj koautorskih radova raste, postoje zamjetne razlike među disciplinama (Cronin, Shaw i La Barre, 2004, 2003; Newman, 2004c). Usto, raste i broj međunarodnih suradnji (Wagner i Leydesdorf, 2005), iako postoje razlike među zemljama (Leydesdorf i Wagner, 2008). Prema Priceu (1963), istraživači iz prirodnih, tehničkih i biomedicinskih znanosti (tzv. „big“ science) surađuju više nego istraživači iz društvenih znanosti. Međutim, postoje razlike između pojedinih disciplina, pa je tako u polju matematike suradnja mnogo rjeđa pojava, dok je u psihologiji zbog opsega i složenosti istraživanja koautorstvo postalo norma (Cronin i sur., 2003). Tzv. „laboratorijske“ discipline podrazumijevaju suradničku aktivnost radi zajedničkog rada istraživača u laboratorijima i na skupoj opremi dok „uredske“ discipline nemaju to svojstvo i pružaju veću slobodu pojedinim istraživačima za rad u vlastitim uredima. Over i Smallman (1973) navode sličnu dimenziju koju opisuje Berelson (1960) koji discipline kategorizira u one koje se koriste podacima (npr. kemija, biologija, fizika) i one koje se koriste riječima i simbolima (npr. odgojne znanosti, filozofija, matematika).

Prema Milojević (2010) najčešće korištene metode u istraživanju suradnje su: bibliometrija, analiza društvenih mreža, kvalitativne metode opažanja i intervjuja, te anketna

istraživanja. Bibliometrijska istraživanja uglavnom su se fokusirala na učinke suradnje na znanstvenu aktivnost, te na organizacijske i institucijske aspekte suradnje. Pritom su najčešće glavne jedinice analize autori, istraživački centri, institucije i države. Na temelju iste vrste podataka, bibliografskih zapisa, mogu se provoditi i mrežna istraživanja. Ona su usmjerena na rekonstrukciju mreža suradnje i razumijevanje njihove strukture, te mehanizama i procesa koji do njih dovode (Newman, 2004a). Kod mrežnih istraživanja je moguće koristiti i druge kvantitativne i kvalitativne podatke.

Kuzhabekova (2011) je podijelila istraživanja koautorstva u dvije skupine: deskriptivna i eksplanatorna istraživanja, iako novija istraživanja često pripadaju u obje skupine, te bi ova podjela više odgovarala fazama pojedinog istraživanja. Deskriptivna istraživanja koautorstva su usmjerena na procjenu učestalosti pojave koautorstva kod istraživača kroz vrijeme i u različitim disciplinama i grupama istraživača. Neka istraživanja mjere koautorstva pokušavaju povezati sa sociodemografskim osobinama znanstvenika, npr. dob, spol, zemlja u kojoj djeluju. Po svojoj prirodi ta su istraživanja najčešće kvantitativna. Tipična vrsta nalaza proizašlih iz takvih istraživanja je npr., da u većini društvenih znanosti dolazi do rasta višeautorskih radova, ali taj je rast izražen u različitoj mjeri. Prema novijim podacima (Feinberg, Watnick i Sacks, 2011), u psihologiji je 73% koautorskih radova, zamjetno više nego u sociologiji, nekim granama obrazovnih znanosti i u socijalnom radu¹. Od radova hrvatskih psihologa indeksiranih u bazi WoS, u periodu od 1991 do 2010 godine, 78,3% je bilo višeautorskih (Letina, Zauder i Jokić, 2012). Ipak, treba imati na umu da je većina procjena rađena na selektivnom skupu radova iz prestižnih i međunarodnih časopisa. Tako da je stvarni udio jednoautorskih radova vjerojatno ipak nešto veći (Beaver, 2001). Eksplanatorna istraživanja koautorstva pokušavaju razumjeti razloge zbog kojih dolazi do koautorstava, te nerijetko koriste kvalitativnu metodologiju. Široko prihvaćeno objašnjenje povećanog trenda koautorstva jest da ono ima prednosti u odnosu na nezavisne jednoautorske publikacije jer timski rad povećava istraživačku produktivnost u terminima kvantitete i kvalitete objavljenih publikacija.

Unatoč velikom istraživačkom interesu, nije postignuto dovoljno razumijevanje fenomena suradnje i koautorstva kao njenog indikatora (prema Milojević, 2010). Pritom se ističe da su fokus većine istraživanja bili „zvijezde“ – vrlo uspješni i utjecajni znanstvenici, te

¹ Postotci višeautorskih radova u tim poljima su prema tom istraživanju, redom: 57%, 55% i 58%.

proces koji dovodi do njihovog nastajanja, a nedovoljno je truda uloženo u razumijevanje suradničkog ponašanja tipičnog znanstvenika.

2.3 Motivi suradnje

Literatura o znanstvenoj suradnji navodi izuzetno mnogo čimbenika koji potiču suradnju znanstvenika, te tako utječu na sve veću učestalost koautorstva. Moguće ih je podijeliti s obzirom na to otkuda „dolaze“ na: „vanjske“ – koji su rezultat promjena u znanosti, te znanstvene politike, i „unutarnje“ – koji proizlaze iz prirode posla znanstvenika i njihovih motiva, te ciljeva. Budući da su u uzajamnom odnosu, takva podjela ne sugerira da se radi o fundamentalno različitim vrstama poticaja. Najprije ćemo opisati neke najčešće spominjane vanjske utjecaje (Kuzhabekova, 2011): promjene u znanosti zbog kontinuiranog rasta znanja, sve veću cijenu provođenja istraživanja, te zahtjevi za objavljivanjem (tzv. „*publish or perish*“ pritisak).

Suradnja, odnosno koautorstvo, rezultat je promjena u suvremenom istraživačkom kontekstu. Kontinuiranom ekspanzijom znanja potaknute su dvije osnovne promjene: povećana specijalizacija unutar disciplina i podjela rada (Katz i Martin, 1997; Laband i Tollison, 2000). Budući da je količina znanja sve veća, teorije postaju sve brojnije, a metode sve složenije, pa ih je teško savladati unutar životnog vijeka jednog znanstvenika. Prema tome dobit od koautorstva je u činjenici da ono dopušta istraživačima da prošire i povežu svoju užu konceptualnu i metodološku stručnost sa stručnošću svojih suradnika. Zapravo, u mnogim poljima, posebno interdisciplinarne prirode, problemi i teme su toliko kompleksni, da mogu biti riješeni samo zajedničkim naporima istraživačkog tima sastavljenog od članova iz različitih disciplina (Beaver, 2001).

Razlog češće suradnje je i sve veća cijena provođenja istraživanja. Instrumenti postaju složeniji, a institucijska financiranja ne mogu pokriti rastuće cijene. Radi toga se povećava kompeticija za ograničene resurse (Duque, Ynalvez, Sooryamoorthy, Mbatia, Dzorgbo i Shrum, 2005; Laband i Tollison, 2000). Suradnja dopušta istraživačima da udruže svoja ograničena sredstva i poboljšaju pristup skupoj opremi (Beaver, 2001; Melin, 2000; Smith, 1958).

Opaženo povećanje pojave koautorstva sve se češće pripisuje rastućoj ovisnosti statusa istraživača o broju i kvaliteti objavljenih radova (Cronin, 1996). Koautorstvo tako postaje način kojim se povećava broj istraživanja zahvaljujući učinkovitosti koja proizlazi iz podjele rada i mogućnosti rigorozne recenzije, što povećava kvalitetu rada i vjerojatnost da će biti

objavljen (Rigby i Elder, 2005). Pored toga, koautorstvo je dobro za prestiž i vidljivost autora u okruženju gdje je koautorstvo samo po sebi vrijednost (Beaver, 2001; Katz i Martin, 1997). Kada se razlozi suradnje sagledaju iz perspektive znanstvenika, rezultati kvalitativnih istraživanja (Beaver, 2001) ukazuju na veliki broj poticajnih čimbenika, koji su prikazani u tablici 2.2.

Tablica 2.2
Razlozi zbog kojih znanstvenici surađuju (Beaver, 2001)

<i>Motivi suradnje</i>
Pristup stručnjacima i njihovim znanjima.
Pristup opremi i sredstvima koja inače nisu dostupni.
Bolji pristup fondovima (lakša realizacija financiranja).
Stjecanje prestiža ili vidljivosti; profesionalno napredovanje.
Učinkovitost: više ruku i umova; lakše stjecanje tacitnih (prešutnih) znanja vezana uz metode.
Brže napredovanje.
Rješavanje „većih“ problema (važnijih, opsežnijih, težih, globalnih).
Poboljšanje produktivnosti.
Upoznavanje stručnjaka, stvaranje mreže suradnika („invisible college“).
Učenje novih vještina i tehnika, ulaženje u nova područja, bavljenje novim problemima.
Zadovoljenje znatiželje, intelektualnog interesa.
Podjela uzbuđenja/zanimljivosti s drugim ljudima.
Učinkovitije pronalaženje nedostataka, reduciranje pogreški.
Zadržavanje fokusiranosti na istraživanje.
Smanjenje izolacije, obnavljanje osobne energije i uzbuđenja.
Obrazovanje (studenta, kandidata, samog sebe).
Napredovanje u znanju i lakše učenje.
Zabava i užitak.

Sociolog Melin (2000) se bavio istraživanjem motiva za suradnjom na mikrorazini kombinirajući kvantitativnu i kvalitativnu metodologiju. Utvrdio je da su najčešći razlozi za suradnju s drugim znanstvenikom pragmatični: kompetencije, pristup podacima i opremi, zatim osobna prijateljstva i prijašnje suradnje, kao i odnos mentor-novak. Intervjuima je ustanovio da je važan motiv i stvaranje kontakata – umrežavanje, koji su spomenuli gotovo svi ispitanici ($N=195$). Zaključuje da je važno, ako ne i ključno, biti dijelom znanstvene mreže i poznavati ljude u svom polju. Također, svi ispitanici su naveli da je preduvjet za suradnju postojanje „osobne kemije“, povjerenja, poštovanja i užitka u zajedničkom radu. Prijašnja istraživanja o motivima za suradnju sugeriraju da se znanstvenici međusobno razlikuju s obzirom na osnovne poticaje za traženje i izbor suradnika. Bozeman i Corley (2004) su na temelju rezultata faktorske analize tvrdnji o preferencijama različitih oblika suradnje i s obzirom na motive, predložili tipologiju koja se temelji na načinu kako istraživači odabiru svoje suradnike. Pronašli su da postoji šest tipova suradnika: (1) *taskmasters* – odabiru suradnike na osnovi njihove pouzdanosti i radne etike, (2) *nacionalisti* – biraju suradnike koji govore istim jezikom i koji su iste nacionalnosti, (3) *mentori* –

suraduju da bi podržali mlađe kolege i studente, (4) *sljedbenici* – biraju suradnike koji imaju dobru reputaciju, (5) *prijatelji* (eng. *buddies*) – preferiraju suradnike s kojima su ranije radili i s kojima im je zabavno raditi, te (6) *taktičari* – biraju suradnike koji su im kompatibilni prema vještinama. Prema tome, s obzir na motiv suradnje, postojat će različiti kriteriji za izbor suradnika. Kad se uzmu u obzir obaveze i trud koje zahtijeva suradnja s drugim znanstvenikom, razumno je pretpostaviti da istraživači, kad su u mogućnosti, oprezno biraju svoje suradnike, u onoj mjeri u kojoj im okolnosti dopuštaju.

2.4 Odabir suradnika

Većina istraživanja polazi od ranih empirijskih nalaza da znanstvene suradnje često započinju neformalno i da su rezultat neobaveznih razgovora (Edge, 1979; De Solla Price i Beaver, 1966). Stoga se na odabir suradnika gleda kao na u velikoj mjeri spontan i voljni proces, te se istraživačima postavljaju pitanja o tome zašto i kako biraju svoje suradnike.

Koristeći kombinirani metodološki pristup, Birnholtz (2007) je ustanovio da se razlike u stavovima i sklonosti prema suradnji bolje objašnjavaju prirodom posla istraživača u određenoj disciplini, nego nekim individualnim razlikama u društvenosti. Zaključuje da bi za bolje razumijevanje sklonosti ka suradnji trebalo razviti dobre psihometrijske mjere i onda ih pokušati povezati s podacima druge vrste. Pored navedenih rezultata, za očekivati je da pri stvaranju suradničkog odnosa djeluju mnogi faktori, kao i pri sklapanju prijateljstva (npr. sličnost u interesima i vrijednostima, blizina). Pritom se pretpostavlja da je naglasak na komplementarnosti u vještinama i stavovima (Butler, 2007; prema Cainelli i sur., 2010). radnog stila i radne etike (Hara i Solomon, 2003), pa su poželjne osobine u suradnika: visoke sposobnosti, marljivost i dobra reputacija.

Prema Fafchampsu, Leiju i Goyalu (2006), ako ishod istraživanja ovisi samo o sposobnostima, suradnja je najvjerojatnija među autorima slične razine sposobnosti (asortativno biranje), ali različitih kompetencija. Ipak, može doći do suradnje između autora visokih i autora niskih sposobnosti, ako potonji ulaže više truda i na taj način pomaže oko vremenskih ograničenja visoko sposobnog autora. Proces pronalaženja odgovarajućeg suradnika je otežan time što se unaprijed prosuđuje o mnogim osobinama suradnika i specifično o količini truda koji će uložiti u rad. Poznato je da su znanstvenici iz prestižnih institucija (Mali i sur., 2012) poželjniji kao suradnici, i to se naziva „Halo efekt“-om u znanosti. Time se opisuje pojava kada se sposobnosti, znanje i potencijal pojedinog znanstvenika procjenjuju na temelju nekih karakteristika kao što su njegovo obrazovanje,

porijeklo, institucija u kojoj radi, suradnici, itd. Prijašnji suradnici i obrasci suradnje nekog autora su posebno vrijedna informacija na temelju koje se zaključuje o njegovoj/njenoj sposobnosti i motivaciji, te pouzdanosti. Te informacije sadrži mreža koautorstva pojedinog autora (Ductor, Fafchamps, Goyal, i van der Leij, 2011).

Novija istraživanja sve više uzimaju u obzir da znanstvenik djeluje unutar neke već formirane istraživačke grupe, koja se obično sastoji od istraživača, doktorskih studenata, njihovih supervizora, ponekad i vanjskih suradnika. Stoga je odabir potencijalnih suradnika u određenoj mjeri ograničen, ili barem unaprijed zadan. Odabir suradnika, prema tome, nije u potpunosti spontan i pod kontrolom pojedinog znanstvenika, osobito manje iskusnih znanstvenika. Takva istraživanja se ne bave problemom biranja suradnika, već se usmjeravaju na obrasce suradnje, njenu čestinu i kvalitetu unutar definirane grupe istraživača (vidi: Zihrel i sur., 2006; Coromina i sur., 2008).

2.5 Prednosti suradnje

Zorach i Melin (2001) suradnju promatraju kao obnovljivi resurs koji može uravnotežiti ograničene prilike, energiju i vrijeme kojima raspolažu znanstvenici. Oni suradnjom mogu pomoći jedni drugima povećanjem pristupa resursima. To je važno jer današnje akademsko tržište ne zahtijeva samo „intelektualnu oštrinu“, već i goleme količine drugih resursa. Suradnja je način podjele tereta tih resursa. Tako pojedinac stječe širi raspon vještina koje su od ključne važnosti za multidimenzionalne uloge koje su prevladavajuće u današnje doba, a to je i u interesu institucije koja znanstvenike zapošljava. Pritom su ključni razmjena ideja, inspiracija i informacija. Iz perspektive dugoročne karijere, suradnički odnosi mogu biti važni za održavanje općeg intelektualnog zamaha i zaštiti od stagnacije u znanstvenoj kreativnosti. Omogućuju i socijalnu usporedbu i evaluaciju koja može motivirati bolji učinak nego isključivo oslanjanje na samoevaluaciju (Harkins i Lowe, 2000). Razlozi za suradnju mogu proizlaziti iz jednostavne ljudske potrebe za drugarstvom, a suradnja daje priliku za udruživanje i smanjenje akademske izolacije (Fox i Faver, 1984). Potonje pomaže u održavanju motivacije istraživača, povećava osjećaj uzajamne odgovornosti što pomaže u održavanju ciljeva i vremenskih rokova.

Suradnja kao odnos podrške može biti instrumentalna, posebno za one koji djeluju u visoko kompetitivnim institucijama (Rumsey-Wairepo, 2006). Nadalje, znanstvenicima sličnih interesa i komplementarnih gledišta može biti lakše ako rade zajedno. Fox i Faver (1984) navode da suradnja s drugim znanstvenicima koji dijele zajedničke interese

nedvojbeno pruža niz profesionalnih i osobnih prednosti. Pragmatizam može snažno motivirati autora da potraži prilike za suradnju, pa je vjerojatno da su takvi odnosi direktno motivirani potrebom za generiranjem istraživanja i publikacija (Dickens i Sagaria, 1997). Pored toga, suradnja može omogućiti postajanje boljim znanstvenikom jer dozvoljava znanstvenicima da uspješnije „plove“ u tradicionalnim akademskim procesima. To posebno vrijedi za novake, žene i manjine (Zorach i Melin, 2001) te ostale koji su inače izolirani i marginalizirani. Jedan od ispitanika kvalitativnog istraživanja Dickensa i Sagarije (1997; str.90) to dobro ilustrira navodom o osobitoj važnosti suradnje u početku karijere kada je potrebna „snaga“ iskusnijih i starijih kolega koji, s druge strane, trebaju sposobnosti mladih, te tako dolazi do uzajamne koristi. U tom kontekstu se uspostavljanje odnosa mentora i novaka smatra prijelazom u suradništvo (Zorach i Melin, 2001). Štoviše, Rumsey-Wairepo (2006) navodi zapažanje Huntera i Kuha (1987, str. 456) koji smatraju da se važnost „prisvajanja“ od strane „sponzora“ s već izgrađenom reputacijom ne može dovoljno naglasiti. Čini se da važnu ulogu u određivanju vrijednosti suradničkog ponašanja ima organizacijska kultura. U institucijama gdje biti „timski igrač“ signalizira kolegijalnu vrijednost, iskustvo koautorstva samo po sebi može smatrati dokazom takve suradničke sposobnosti (Rumsey-Wairepo, 2006).

2.6 Nedostatci suradnje

Neki istraživači (prema Kuzhabekova, 2011) napominju da je za cjelovitu i realnu sliku suradnje potrebno uzeti u obzir i moguće „gubitke“ i „cijene“. Smatraju da koautorstvo ima više prednosti i manje „gubitaka/ulaganja“ u odnosu na jednoautorske (tzv. solo) publikacije, ali određeni gubici ipak postoje. Odnose se ponajprije na cijene transakcije u radu s drugima, a uključuju vrijeme, energiju i novac (Landry i Amara, 1998). Proces suradnje obuhvaća traženje i procjenu suradnika, postizanje dogovora oko organizacije suradnje, npr. pojašnjavanje uloga i odgovornosti na početku i tijekom projekta, te raspodjelu zasluga za očekivani završni produkt, ostajanje u kontaktu pomoću raznih komunikacijskih sredstava, čekanje drugih da komentiraju, odgovore ili obave svoj dio istraživanja. To su samo neki od faktora koji uzimaju vrijeme i energiju čak i u najboljim suradničkim odnosima (Bozeman i Lee, 2003; He i sur., 2009). Usto, uz sve prednosti suvremene tehnologije, i dalje postoje organizacijski i komunikacijski troškovi. Zamorni zadaci vezani uz upravljanje vremenom i koordiniranjem grupe mogu biti ogroman zadatak sam po sebi, te može doći do kašnjenja ili čak ugrožavanja čitavog istraživačkog projekta (Fox i Faver, 1984). Landry i Amara (1998) su

utvrdili da je većina aktivnih suradnika barem jednom sudjelovala u projektima koji nikad nisu ishodili objavljenim radom jer jedan ili više suradnika nije ispunio svoje obaveze. Dakle, suradnja predstavlja i rizik.

Osim cijena transakcije, postoje i cijene vezane uz ishod - problemi vezani uz raspodjelu zasluga za rad (Fox i Faver, 1984). To je od posebne važnosti za mlađe suradnike, jer pridavanje ili nedavanje zasluga može bitno djelovati na daljnje napredovanje. Iako se očekuje da je prednost koautorstva veća kvaliteta rada, Fox i Faver (1984) su otkrili da neki autori preferiraju ne surađivati jer, prema njima, suradnja onemogućuje dovoljnu kontrolu kvalitete. Želja za održavanjem dobrih odnosa ili oslanjanje na druge može umanjiti strogoću kritike.

Dickens i Sagaria (1997) upozoravaju da suradnja zahtijeva kompromis i spremnost prepuštanja kontrole jer konačni rad neće izgledati onako kako bi ga jedan od autora napisao nezavisno. Suradnja traži i dodatno vrijeme, povećanu cijenu i intenzivna osobna ulaganja koja su potrebna za održavanje odnosa. Neke od negativnih strana koautorstva, prema Hudsonu (1996), su nužno dolaženje do konsenzusa koje znači i manju spremnost prihvatanja rizičnih, ali i inovativnih ideja. Javlja se i zabušavanje nekih od koautora u slučaju kad je veliki broj autora. Također, postavlja se pitanje kako koautori usuglašavaju svoje razlike i kako te razlike pospješuju, ali i inhibiraju, smisljeno akademsko djelovanje (Dickens i Sagaria, 1997). Posebna kategorija problema se pojavljuje kod pripisivanja koautorstva gdje je moguća pojava neetičkog akademskog ponašanja. Stoga, Rumsey-Wairepo (2006) zamjećuje, možemo se pitati zašto je koautorstvo uopće dobra ideja ako se uzme u obzir mnoštvo poteškoća koje su inherentni dio zajedničkog rada s drugima.

Ipak, od suradnje se očekuje da dovodi do veće produktivnosti zbog uštede vremena, podjele rada i stjecanja iskustva i novih znanja. Prema Katzu i Martinu (1997), kod stjecanja novih znanja, misli se prije svega na tzv. tacitno (tiho, prešutno) znanje koje je implicitno te uključuje i sustav vrijednosti. Zorach i Melin (2001) zaključuju da u konačnici ne postoje ozbiljni nedostaci vezani uz suradnju, te da nije vjerojatno drugačije tretiranje koautorskih djela od jednoautorskih djela. Dakle, prema literaturi se može zaključiti da su prednosti suradnje veće od nedostataka. Pritom se priznaju i njeni potencijalni rizici.

2.7 Povezanost suradnje i produktivnosti

Mnogi od spomenutih razloga za nastanak suradnje su povezani direktno ili posredno s očekivanom većom produktivnošću pojedinca koji je uključen u suradnju. He i suradnici

(2009) navode tri glavne hipoteze koje objašnjavaju zašto se očekuje pozitivan odnos između suradnje i istraživačkog učinka, odnosno produktivnosti. To su: (1) rekombinacija znanja, (2) iskustvo učenja, i (3) društvene mreže.

(1) Prema gledištu da novo znanje u većini slučajeva nastaje novim kombinacijama već postojećih znanja (Schumpeter, 1934; prema He i sur., 2009), predviđa se da će udruživanje znanstvenika s komplementarnim i različitim znanjima i vještinama dovesti do kvalitetnijih ishoda. Takvi kvalitetni radovi će vjerojatnije biti objavljeni. Usto, u zajedničkom radu, suradnici provode interni proces kontrole kvalitete koji poboljšava kvalitetu istraživanja i odbacuje neobećavajuće kombinacije. To je u skladu sa Simontonovom teorijom o djelovanju slučajnog kombinatoričkog mehanizma u nastanku novih i kreativnih ideja u znanosti (Simonton, 2004), koja je zasnovana na introspektivnim izvještajima znanstvenika o mentalnim procesima koji su prethodili njihovim otkrićima. Prema toj teoriji, tijekom svog formalnog obrazovanja svaki znanstvenik stječe svoj *uzorak* iz većeg skupa populacije ideja koje čine neku domenu: fenomena, činjenica, koncepata, varijabli, konstanta, tehnika, teorija, zakona, pitanja, ciljeva, itd. Što je kod znanstvenika taj uzorak ideja veći i što su ideje različitije, veća je vjerojatnost nastajanja originalne i korisne permutacije ideja. Prema Simontonu (2010), najplodnije kombinacije su formirane od elemenata koji potječu iz udaljenih domena.

(2) Suradnja znanstvenicima pruža priliku za učenje vještina i metoda od suradnika, koje će moći primjenjivati u svojim budućim istraživanjima. Znanje se obično smatra javnim dobrom kojem svaki znanstvenik ima besplatan i slobodan pristup, bez obzira otkuda je i čime se bavi. Kakogod, neka važna znanja o stvarnom provođenju istraživanja su nužno prešutna (tacitna), tj. pohranjena u umovima pojedinih znanstvenika, a ne u objavljenim materijalima. Stjecanje takvog znanja se najbolje postiže kada se zajedno radi na rješavanju problema, raspravlja i razmjenjuje mišljenja. Suradnja dopušta znanstvenicima da budu u tijeku s najnovijim razvojem u znanstvenom polju i da što prije koriste nove spoznaje i metode. Samo čitanje objavljenih radova nije dovoljno jer najnoviji razvoj često sadrži veliku količinu prešutnog znanja kojeg nema u pisanom obliku, a potrebno je i određeno vrijeme dok se rad objavi i postane dostupan široj znanstvenoj zajednici. He, Geng i Campbell-Hunt (2009) navode Collinsovo (1974) istraživanje koje je potvrdilo važnost prešutnog znanja za uspjeh u izvršavanju istraživanja.

(3) Suradnjom znanstvenici stvaraju svoje društvene mreže u kojima mogu „uhvatiti“ vrijedne informacije o istraživačkim prilikama i izložiti se budućim suradnjama koje vode do

budućih radova. Produkcija znanstvenih informacija i znanja je duboko ugrađena u društvenim strukturama i običajima koje postoje među znanstvenicima (Katz i Martin, 1997). Kroz suradnju znanstvenici grade, šire i održavaju svoj društveni kapital koji im pomaže da otkriju nova istraživačka pitanja i pospješuju buduću suradnju. Primjerice, McFadyen i Cannella (2004) su koristili broj koautora i učestalost objavljivanja s istim autorom da bi aproksimirali dvije dimenzije društvenog kapitala: broj veza i snagu veza. Pronašli su da se buduća istraživačka produktivnost znanstvenika povećava s društvenim kapitalom.

Međutim, postoje i drugačija gledišta prema kojima suradnja može biti neučinkovita ili čak štetna. Jedan od rijetkih psihologa koji se bavio znanstvenom suradnjom, Toomela (2007), u svom teoretskom radu kritički preispituje korisnost suradnje, te razmatra mogućnost da je pozitivna percepcija o učinkovitosti suradnje zapravo iluzija. Ta iluzija je rezultat činjenice da su ljudi motivirani vidjeti svoj učinak u pozitivnom svjetlu i da imaju poteškoće u diferenciranju između svojih i tuđih ideja. Autor navodi niz mehanizama, utvrđenih u brojnim istraživanjima grupne dinamike, putem kojih suradnja može postati neučinkovita ili čak dovesti do negativnih rezultata u usporedbi s individualnim radom. Zaključuje da je mnogo razloga zbog kojih suradnja može biti neproduktivna i da su pozitivne strane suradnje uvelike precijenjene. Isti autor predlaže da u svrhu boljeg razumijevanja uvjeta u kojima je suradnja učinkovita, treba razlikovati dvije vrste znanja: elaborativno znanje i znanje „u nastajanju“ (eng. *emerging knowledge*). Prvo nastaje rješavanjem jasno definiranih problema unutar poznatog teoretskog okvira, a drugo nastaje dosezanjem hijerarhijski viših i složenijih razina znanstvenog razumijevanja. Pored toga, razlikuje i dvije vrste suradnje: dijalošku suradnju - u kojoj članovi tima zajednički definiraju jasan cilj istraživanja, donose odluke i međusobno se nadopunjuju, od jednosmjerne suradnje – u kojoj jedna osoba određuje ciljeve i rezultate suradnje. Koristeći empirijske dokaze iz istraživanja grupne dinamike, Toomela tvrdi da se elaborativno znanje može kreirati u obje vrste suradnje, dok novonastajuće znanje može nastati samo u jednosmjernoj suradnji ili individualnom radu. Naime, stvaranje takvog znanja zahtijeva sintezu koja se postiže stvaranjem nove, više razine, i njeni ciljevi i ishodi nisu unaprijed određeni niti poznati pojedincu koji ga kreira. Štoviše, dijaloška suradnja može omesti ili čak spriječiti konstrukciju takvog znanja. Dakle, suradnja je učinkovita kod stvaranja elaborativnog znanja, a neučinkovita i potencijalno štetna za novonastajuće znanje.

2.7.1 Rezultati istraživanja efekta suradnje na produktivnost

Kada se znanstvena produktivnost mjeri brojem publikacija, a njen odjek kroz citate, nalazi o učinku suradnje na produktivnost su kontradiktorni. Prema nekim istraživanjima,

znanstvena suradnja dovodi do superiorne učinkovitosti (Figg i sur., 2006; Lee i Bozeman, 2005; Leimu i Koricheva, 2005). Veličina efekta, odnosno zajednička varijanca između suradnje i produkcije je statistički značajna, ali je vrlo mala - obično između 1 i 5% (Toomela, 2007). U istraživanjima gdje se uzimaju u obzir ometajuće varijable koje djeluju i na suradnju i na produktivnost, često nije pronađen nikakav odnos između produktivnosti i suradnje (Dunque i sur., 2005; Lee i Bozeman, 2005; Rigby, 2005). Dapače, istraživanja u nekim poljima znanosti (Rigby, 2005) ili u manje razvijenim zemljama (Dunque i sur., 2005) su demonstrirala da je suradnja negativno povezana s razinom produkcije. Osim toga, čak i kad je potvrđena pozitivna povezanost koautorstva i produktivnosti, zbog korelacijske prirode istraživanja nije moguće utvrditi smjer utjecaja.

Ductor (2011) se bavio empirijskim istraživanjem koautorstva i akademske produktivnosti i zaključio da rezultati istraživanja ne dovode do jednoznačnog odgovora i ne postoji slaganje o tome da li je taj odnos pozitivan, negativan ili nepostojeći. Iako rezultati nisu dosljedni, ipak se češće izvještava o pozitivnoj povezanosti suradnje i produktivnosti. Primjerice, istraživači koji objavljuju radove u koautorstvu s drugima objavljuju više radova tijekom karijere (Pravdić i Oluić-Vucović, 1986). Bayer i Smart (1991) su na uzorku kemičara koji su pripadali istoj kohorti proveli klaster analizu s obzirom na učestalost i broj koautora, ali i redoslijed imena na radu. Od ukupno dobivenih sedam grupa, najproduktivniji su bili tzv. „timski igrači“ i „voditelji projekta“, a karakterizirao ih je visoki postotak radova objavljenih u koautorstvu i niži postotak jednoautorskih radova. Zatim slijede autori koji su objavljivali jednoautorske radove i radove u koautorstvu s jednim autorom; a potom autori koji nisu imali dominantnu strategiju koautorstva. Postojale su i tri *a priori* definirane grupe autora: *nisko produktivni* - autori koji su objavljivali jednoautorske ili dvoautorske radove, kojima je produktivnost kroz vrijeme opadala; „*burnouts*“ – najmanja grupa autora koji nisu objavljivali ili su objavljivali vrlo malo; te „*singletons*“ – mala grupa autora koji su uglavnom objavljivali jednoautorske radove.

Kada je posrijedi kvaliteta rada napisanih u koautorstvu, radovi s većim brojem autora su češće citirani (Chung, Cox, i Kim, 2009). Citiranost radova samo posredno ukazuje na kvalitetu, jer zapravo služi kao indikator koliko je rad „vidljiv“, prepoznat u znanstvenoj zajednici, koliki je njegov odjek. Drugi često korišten indikator kvalitete je recenzija rada od strane stručnjaka u području. Za višeautorske radove je dokazano da postoji veća vjerojatnost da će biti prihvaćeni za objavljivanje od jednoautorskih radova u vodećim časopisima i da će biti citirani od strane drugih istraživača kroz duže vremenske periode (Bayer i Smart, 1991;

Beaver, 2004; Glanzel i Schubert, 2004; Laband i Tollison, 2000). Može se tvrditi da taj nalaz ide u prilog tezi da je koautorstvo povezano s većom kvalitetom radova. Ipak, radi se samo o posrednim pokazateljima kvalitete i sigurno je da na njih djeluje niz drugih faktora. Osim toga, koautorstvo je povezano s još nekim karakteristikama radova koje mogu posredno djelovati na te mjere. Primjerice, Moody (2004) je analizirao radove u polju sociologije u periodu od 30 godina i utvrdio da su radovi koji koriste kvantitativnu metodologiju u većoj mjeri napisani u koautorstvu nego nekvantitativni radovi.

2.7.2 Metodološka ograničenja istraživanja

Politolozi Bozeman i Lee (2003) smatraju da većina istraživanja znanstvene suradnje ima metodološke nedostatke, od kojih su ključni: problemi s mjerama koautorstva, način mjerenja produktivnosti, te nedovoljno kontroliranje relevantnih intervenirajućih varijabli. U najvećoj mjeri navedena ograničenja istraživanja proizlaze iz najčešće korištene metode prikupljanja podataka, odnosno korištenja sekundarnih međunarodnih baza poput ISI Web of Science. Baze sadrže samo osnovne informacije o istraživačima: ime i prezime, adresu institucije u kojoj djeluju te jezik publikacije. Mnoge druge važne informacije, primjerice o spolu, radnom statusu, i državljanstvu, ne mogu se dobiti direktno iz baze. Slijedi opis ključnih nedostataka istraživanja povezanosti suradnje i produktivnosti.

2.7.2.1 Problemi koautorstva kao mjere suradnje

Unatoč raspravama o točnoj operacionalizaciji suradnje (Melin i Persson, 1996; Katz i Martin, 1997; Laudel, 2002), prevladavajuće mišljenje i praksa jest da koautorstvo predstavlja valjani indikator. Kako je objavljivanje rezultata istraživanja nužan dio istraživačkog procesa (Bukvova, 2009; Kraut, Galegher, i Egido, 1987), koautorstva na objavljenim radovima se mogu smatrati mjerljivim ishodom istraživačke suradnje. Osim što je koautorstvo samo djelomični indikator suradnje, postoje i razlozi zašto može biti netočan. To se prvenstveno odnosi na mogućnost netočnog zaključivanja o stvarnom sudjelovanju pojedinog znanstvenika u objavljenom radu.

Iako se, općenito, smatra da je suradnja, odnosno koautorstvo, pozitivna i poželjna pojava u znanstvenoj aktivnosti, istraživani su i njeni eventualni negativni efekti (Benett i Taylor, 2003; Rennie, 1994; Shapiro, Wegner i Shapiro, 1994; Smith, 1994). Najčešće se spominju dva: komplikacije kod mjerenja produktivnosti pojedinca zbog koautorskih radova, te problem pojave nepoželjnog i neetičnog ponašanja dodjeljivanja koautorstva koje se ne zasniva na stvarnom doprinosu radu. Prvo spomenuti problem može imati posredan negativan

učinak na istraživanja jer može dovesti do netočne evaluacije produktivnosti pojedinih znanstvenika. Drugi problem je mnogo ozbiljniji i pojavljuje se u različitim oblicima. Prvenstveno se odnosi na slučajeve kada se autorstvo ne pripisuje pojedincima čiji je doprinos radu bio značajan, ili obrnuto, kada se pripisuje onome čiji je doprinos marginalan ili nepostojeći. Oba problema, između ostalog, dovode do poteškoća u učinkovitoj raspodjeli resursa kojoj je cilj nagraditi najproduktivnije znanstvenike. Budući da se ovaj rad temelji na podacima o autorstvu, slijedi letimičan pregled glavnih komplikacija nastalih zbog koautorstva.

Često se interpretacija doprinosa radu povezuje s redoslijedom imena autora na njemu. Istraživanja odnosa redoslijeda autora i autorskog doprinosa su pokazala da: (1) prvi autori su, obično, uložili najviše truda u pisanju rada (Shapiro i sur., 1994); (2) srednji autori obično doprinose bitno manje radu na rukopisu, iako doprinose zadacima povezanim uz rad, osim koncepcije i nacрта istraživanja (Shapiro i sur., 1994, Rennie, 1994); i (3) zadnja pozicija na listi autora tipično označava autora čiji doprinos je najmanji, ili voditelja istraživačkog tima, čiji je doprinos uglavnom vezan uz resurse koje omogućuje, a manje vezan uz vrijeme posvećeno izradi rada (Shapiro i sur., 1994). Opisani odnosi redoslijeda i doprinosa ne važe za sve radove. Ponekad srednji i zadnji autori daju značajan doprinos radu, dok su prvi autori stariji članovi tima. Postoje razlike među disciplinama, subdisciplinama, istraživačkim grupama s obzirom na konvencije i norme vezane uz redoslijed imena na radu. Primjerice, ponekad je redoslijed abecedni.

Dakle, evaluacije doprinosa autora na osnovi redoslijeda imena često mogu navoditi na pogrešne zaključke o važnosti doprinosa pojedinca nekom radu (Stokes i Hartley, 1989). Prema Gomez-Mejii i Balkinu (1992), gotovo je nemoguće raspoznati koliki je doprinos pojedinih koautora radu s bilo kojim stupnjem točnosti.

Povećana pojava koautorstva, kao što je navedeno ranije, može dovesti do neetičkih ponašanja. Jedan oblik takvog ponašanja se naziva *poklonjeno autorstvo*, koje Benett i Taylor (2003) definiraju kao uključivanje u autorstvo osobu koja za to ne ispunjava uvjete za koautorstvo. Takvi „gostujući“ autori ne sudjeluju u pisanju rada, možda ne vide ni finalnu verziju prijavljenu za objavljivanje i ne mogu javno braniti sadržaj rada. Varijanta gostujućeg autorstva je tzv. „autorstvo pod pritiskom“, koje se događa kada osoba koristi svoju poziciju autoriteta da bi izvršila pritisak na mlađe suradnike u svrhu svog uključivanja u autorstvo. *Noblesse oblige* (plemenita obaveza) je pojava da se autorstvo dodjeljuje i onima koji su doprinijeli minimalno.

Prema Benettu i Tayloru (2003), najčešći razlozi gostujućeg koautorstva su: povećana vjerojatnost prihvaćanja rada zbog uključivanja imena prepoznatog stručnjaka u polju, s krajnjim ciljem povećanja mjera produktivnosti; zbog percipirane obaveze da se uzvрати neka usluga; da bi se motiviralo tehničke suradnike. Obrnuto od gostujućeg, pojavljuje se i tzv. *nevidljivo autorstvo* kada pojedinac nije naveden kao autor iako je svojim doprinosom radu to zaslužio. Takav oblik nepravde obično trpe studenti i suradnici nižeg statusa.

Navedeni oblici nepoželjnog ponašanja imaju bitne posljedice na mjerenje produktivnosti: gostujući autori činit će se produktivnijima, a nevidljivi autori manje produktivnima nego što to stvarno jesu. Također, mogu iskriviti stvarni odnos koji postoji između koautorstva i produktivnosti. Postoji nekoliko metoda mjerenja produktivnosti na temelju višeautorskih radova, npr. pripisivanje potpunog autorstva samo prvom autoru, svim autorima, ili proporcionalno svim autorima u odnosu na broj autora na pojedinom radu. Problemi mjerenja suradnje, dakle, utječu na mjerenje produktivnosti pojedinog znanstvenika koje samo po sebi predstavlja posebno područje istraživanja u scientometriji. Ta mjerenja se uvelike koriste kao dio evaluacije znanstvenika pri donošenju odluka o napredovanju, iako postoje brojni problemi pri samom definiranju konstrukta produktivnosti znanstvenika. Neki od njih su sažeto opisani u sljedećem dijelu, a specifične mjere će biti detaljnije opisane i raspravljene u kontekstu metodologije i dobivenih rezultata u ovom istraživanju.

2.7.2.2 Mjerenje produktivnosti pojedinog znanstvenika

U razmatranju utjecaja načina operacionalizacije produktivnosti, važno je naglasiti različite pojavnosti kojima se znanstvena učinkovitost prezentira u literaturi. Koncept znanstvenog učinka nije jednostavan, i koriste se različiti termini poput učinkovitosti, produktivnosti, inovativnosti, kreativnosti koji aludiraju na opći koncept znanstvene učinkovitosti. Unatoč razlikama u teoretskim i metodološkim pristupima, tim terminima je zajedničko da se odnose na neki mjerljivi ishod koji rezultira iz sudjelovanja u znanstvenom istraživanju. Dakle, zajedničko različitim načinima mjerenja koji opisuju slične termine poput uspješnosti, produktivnosti i eminentnosti jest što barem dijelom opisuju neki mjerljivi aspekt sudjelovanja u znanstvenim istraživanjima (Ryan, 2004).

U većini istraživanja kao mjera produktivnosti pojedinog znanstvenika koristi se ukupni broj objavljenih radova, publikacija: prosječna stopa objavljenih radova pojedinca, odnosno ukupni broj radova podijeljen s brojem godina promatranog vremenskog perioda. Takva mjera ne uključuje druge aktivnosti u kojima znanstvenik može biti produktivan, npr.

nastavne aktivnosti, aktivnosti vezane uz diseminaciju rezultata i popularizaciju znanosti. Opravdanje za takvu operacionalizaciju radne učinkovitosti znanstvenika zasniva se na racionalni da je osnovni društveni proces u znanosti komunikacija i razmjena rezultata istraživanja (Fox, 1983). Ona se odvija prvenstveno pomoću objavljivanja radova, što omogućuje znanstvenicima da verificiraju pouzdanost informacija, steknu uvid u relativnu važnost i doprinos, te dobiju kritička reagiranja na svoj rad. Prema tome, objavljivanjem publikacija se postiže profesionalno prepoznavanje i poštovanje, ali i promaknuće, napredovanje i mogućnost financiranja budućih istraživanja. Dakle, objavljivanje radova ima ključnu ulogu. Rad postaje 'rad' tek kad poprimi konvencionalni, fizički oblik - kad je objavljen u tiskanom ili elektroničkom obliku, te tek potom može biti primljen, procijenjen i priznat u znanstvenoj zajednici.

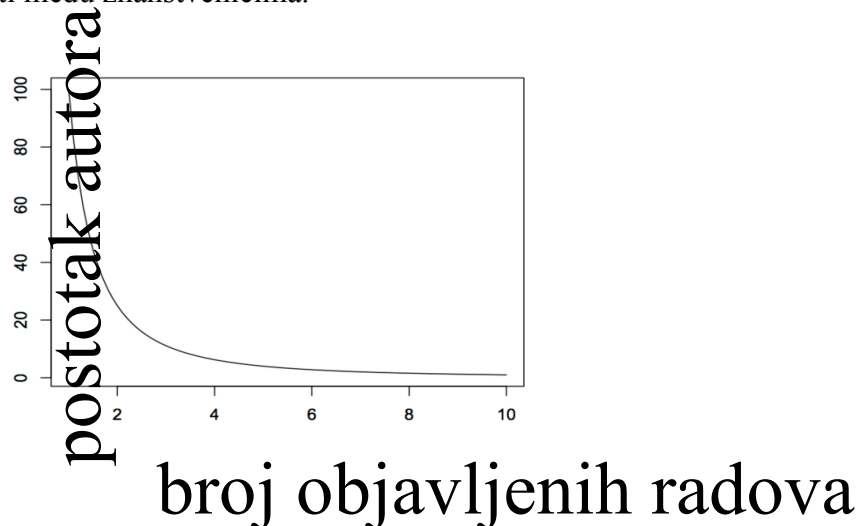
Međutim, mjere „objavljivačke“ produktivnosti najčešće ne uključuju sve objavljene radove pojedinca, već samo one koji su indeksirani u bazi podataka koja se koristi u određenom istraživanju. Najčešća je korištenje nekih sekundarnih izvora, poput međunarodnih ili/i nacionalnih baza. Mogu se koristiti samoiskazi – upitničke mjere o objavljenim radovima. To je ujedno najbolji način obuhvaćanja zaista svih radova pojedinog znanstvenika i relativno je valjan indikator: Allison i Stewart (1974) su utvrdili da je korelacija s brojem publikacija koje je pojedini autor imao u bazi bila 0,94. Međutim, takav način mjerenja koristi se znatno rjeđe. Može se samo pretpostaviti da je razlog tome dostupnost drugih izvora informacija (različitih baza radova). Moguće da pri odabiru načina mjerenja djeluju i drugi faktori, npr. različita shvaćanja znanstvenika o tome što čini znanstvenu publikaciju, izbjegavanje stvaranja situacija koje imaju izraženi evaluacijski element, nedostatak vremena za sudjelovanje od strane znanstvenika i sl.

Tipični rezultati istraživanja znanstvene produktivnosti u posljednjih pedesetak godina se mogu opisati tipičnom krivuljom produktivnosti. U kontekstu znanstvene produktivnosti, prvi ju je opisao matematičar, kemičar i statističar Lotka (1926). Zakonitost da je distribucija objavljenih radova izrazito asimetrična, gotovo eksponencijalna, ako je uzorak dovoljno velik, te da je za većinu radova odgovorna manjina znanstvenika, naziva se Lotkinim zakonom, a u literaturi se koriste i drugi nazivi.² Promatrajući povijesne obrasce objavljivanja Derek de Solla Price, koji se bavio kvantitativnim mjerenjem razvoja znanosti, je formulirao princip (Priceov zakon, 1963) prema kojem znanstvena produktivnost podliježe zakonu *'inverznog*

² Koristi se i naziv Priceov zakon, Zipfov zakon, Pareto princip („pravilo 80/20“)

kvadrata' prema kojem je broj znanstvenika koji produciraju polovinu svih objavljenih radova jednak korijenu broja svih aktivnih znanstvenika (\sqrt{n}). Prema tom principu, otprilike 25% autora je odgovorno za 75% radova.

Distribuciju produktivnosti (slika 2.1) karakteriziraju dva svojstva koja se konzistentno dobivaju u brojnim istraživanjima provedenim u nekoliko zadnjih desetljeća u različitim poljima znanosti: a) niska prosječna produktivnost i b) velike varijacije u produktivnosti među znanstvenicima.



Slika 2.1. Grafički prikaz Lotkinog zakona (Egghe, 2005)

Dobiveno je da mnogi znanstvenici u promatranim vremenskim periodima ne objave ništa ili samo jedan rad. Primjerice, prema nekim istraživanjima oko 60 % kemičara i jedna osmina sociologa s najprestižnijih sveučilišta u Americi nisu objavili ništa (Byer i Smith, 1991; Fox, 1983). Da bi ilustrirao učinak znanstvenika s drugog kraja distribucije, odnosno „elitističku“ distribuciju produktivnosti u znanosti, Simonton (2004) navodi empirijske podatke Dennisa (1955) i Kyvikove (1989): 10% najproduktivnijih je bilo odgovorno za gotovo 50% publikacija, te procjenjuje da se u nekom slučaju publikacije znanstvenika iz donje polovice distribucije po produktivnosti zauvijek izgube, svaka disciplina bi i dalje zadržala 82% svojih publikacija. Nadalje, distribucija kvalitete radova također ima takve distribucije (Simonton, 1999; prema Simonton, 2004). Te nalaze se objašnjava time što ne postoji korelacija između proporcije visoko citiranih radova i ukupnog broja radova kada je jedinica analize pojedini znanstvenik, i to je nazvano pravilom jednakih šansi.

Međutim, prosjeci su u pravilu niski, čak kad se znanstvenici bez radova eliminiraju iz analiza ne dolazi do velikog povećanja prosječnog broj rada po autoru, i dalje je manji od jedan (Shockley, 1957; prema Simonton, 2004), te su varijacije između znanstvenika, unutar i

između pojedinih polja, vrlo izražene. Te karakteristike znanstvene produktivnosti se konzistentno dobivaju u istraživanjima - bez obzira da li se promatra samo objavljivanje unutar jedne godine, period od 5 ili više godina, ili čak čitavi profesionalni vijek; bez obzira na heterogenost uzorka po dobi, disciplini; vrstu istraživačkog nacrtu; mjeru produktivnosti koja se koristi. Drugim riječima, neovisno o uzorku, operacionalizaciji i nacrtu istraživanja, tipična asimetrična krivulja (u obliku slova L) i visoka varijanca mogu biti u različitoj mjeri izraženi, ali u pravilu će opisati dobivenu distribuciju.

Postojanje asimetrične tipične krivulje produktivnosti ima važne posljedice za istraživanja njenih determinanti, ali i za njihove implikacije. U kontekstu istraživanja, postavlja se pitanje djeluju li različite determinante produktivnosti konzistentno na sve dijelove distribucije, ili je njihov efekt drugačiji na nisko, srednje i visoko produktivne. Novija istraživanja ukazuju na diferencijalno djelovanje nekih faktora s obzirom na razinu produktivnosti. Primjerice, Klechtermans i Veugelers (2008) su ustanovili da financiranja manjih projekata dovode do veće produktivnosti kod manje produktivnih znanstvenika, dok takav efekt ne postoji za produktivnije znanstvenike. Zatim, Ducor i sur. (2011) smatraju da je efekt umrežavanja s drugim znanstvenicima različit s obzirom na sposobnost, odnosno produktivnost znanstvenika. Druga važna posljedica za istraživanja je česta nemogućnost primjene parametrijskih statističkih postupaka pri analizi produktivnosti. Stoga se u analizi koriste napredni statistički postupci, za koje se može pretpostaviti da su manje poznati znanstvenicima koji nisu matematičari i statističari. Iz toga slijedi da je rezultate takvih analiza teže interpretirati, uspoređivati, i sažeti poznatim meta-analitičkim postupcima. Iz perspektive znanstvene politike, Lotkin zakon jasno ukazuje da ne postoji prosječan znanstvenik, te da prosjeci nisu korisni niti kao opis promatranog skupa podataka, niti za vrednovanje i postavljanje očekivanja o produktivnosti pojedinog znanstvenika (Klechtermans i Veugelers, 2008).

2.7.2.2.1 Psiholojska perspektiva

Pokušaji da se individualne razlike u produktivnosti objasne razlikama u sposobnosti, motivaciji i osobinama ličnosti pojedinca nisu bili uspješni iz dva razloga (Fox, 1983): (1) Znanstvenici su vrlo obrazovani i u pravilu rigorozno selekcionirani, pa je malo vjerojatno da je znanstvena sposobnost³ nejednako distribuirana kao produktivnost (Allison i Stewart,

³ Autori često koriste termin *sposobnost* (eng. *ability*) u ovom kontekstu, da bi opisali skup kompetencija, vještina, kognitivnih sposobnosti, ali i nekih osobina ličnosti. Psihologu takvo korištenje termina može biti

1974). Stoga je malo vjerojatno da su sposobnosti dovoljno objašnjenje za varijaciju u produktivnosti⁴. Primjerice, unutar selekcionirane grupe, inteligencija vrlo nisko korelira s produktivnošću i priznanjima u znanosti (Bayer i Folger, 1966). Fox (1983) smatra da je mogući razlog tome što su IQ mjere nedovoljno osjetljive da bi diferencirale tu selektivnu grupu ili da ne mjere vrstu sposobnosti koje su važne za učinak u znanosti (Cole i Cole, 1973). Zaključuje, iako je možda visoka inteligencije preduvjet za početak karijere u znanosti, razlike u sposobnosti ne određuju kasniju razinu produktivnosti (Cole i Cole, 1973).

Da bi pomirio nepodudaranje distribucije sposobnosti i produktivnosti, Shockley (1957) je predložio „multiplikativan model mentalnih faktora“. Prema tom modelu, produktivnost je rezultat faktora poput sposobnosti i ustrajnosti u rješavanju važnih problema. Pritom je ključno što ti faktori određuju produktivnost multiplikativno, a ne aditivno. Otud proizlazi distribucija produktivnosti koja je više asimetrična nego njene determinante.

(2) Drugi problem „psihologijske perspektive“, kako je Fox (1983) naziva, jest da osobine ličnosti, poput kreativnosti, ne postoje u vakuumu (Pelz i Andrews, 1976; Cole i Cole, 1973). Mnogi socijalni faktori utječu na to hoće li se kreativne sposobnosti izraziti kao inovativni učinak, pa je mjerena kreativnost gotovo nepovezana s inovativnošću i produktivnošću rada znanstvenika (Connor, 1974; prema Fox, 1983). Shodno tome, Andrews (1976) zaključuje da kreativnost neće rezultirati produktivnošću ako znanstvenik nema snažnu motivaciju, ne sudjeluje u različitim aktivnostima i ako nema mogućnost utjecaja u odlukama koje su važne za projekt u kojem sudjeluje. Druga istraživanja također potvrđuju važnost socijalnog i organizacijskog konteksta za pretvaranje kreativnosti u produktivan ishod.

2.7.2.2 Sociološka perspektiva

Iz sociološke perspektive razvijene su teorije koje objašnjavaju produktivnost u znanosti, a počivaju na principu kumulativne prednosti, koji je središnji eksplanatorni princip društvene stratifikacije u znanosti (Mali i sur., 2012). Prvotno je taj mehanizam predložio Yule (1925; prema Mali i sur., 2012), a poznat je pod nazivom „Matejev efekt“. Skovao ga je sociolog znanosti Robert Merton (1968). Merton se bavio analizom načina na koji norme reguliraju znanstvenu aktivnost i istraživao kako se unutar znanstvene zajednice distribuiraju

zbnjujuće, ali mi ćemo ga također koristiti u daljnjem tekstu jer korištenje drugog termina, poput kompetencija, ne obuvaća u dovoljnoj mjeri sve elemente na koje autori, sudeći prema njihovim radovima, misle.

⁴ Prema nekim starijim istraživanjima (Price, 1963), na uzorku američkih fizičara koji su postigli stupanj doktorata, inteligencija je bila vrlo visoka - prosječni kvocijent inteligencije je 140, što ih smješta u 1% najinteligentnijih u populaciji.

resursi i nagrade, uključujući znanstveni prestiž i prilike za objavljivanje. Ideja kumulativne prednosti dolazi iz dijela Matejevog Evandjelja⁵. Preneseno na znanost, opisuje pojavu da znanstvenici koji već zauzimaju poziciju izvrsnosti, dobivaju više nagrada nego ostali znanstvenici u polju. Drugim riječima, znanstvenici koji su priznati lakše dobivaju dodatna priznanja. S druge strane, oni koji dobivaju malo priznanja za svoja istraživanja imaju umanjene šanse za buduća priznanja. Merton je smatrao da je kumulativna prednost primarni mehanizam moderne znanosti koji djeluje u stvaranju takozvanih znanstvenih zvijezda. Mehanizam je dodatno elaborirao i Price (1976; 1963) polazeći od kvantitativne i bibliometrijske osnove pri istraživanju fenomena distribucija citata i produktivnosti u znanosti. Svi ti različito nazvani procesi se temelje na istom općem mehanizmu, prema kojem relativno povoljna pozicija dovodi do budućih dobitaka (DiPrete i Eirich, 2006; prema Abbasi i sur., 2006). Priceov zakon i Matejev efekt opisuju znanstvenu zajednicu kao strukturu koju karakterizira izrazita nejednakost u distribuciji znanstvenih nagrada i publikacija, ali i prilika. Oni su u uskoj vezi s terminom preferencijalnog povezivanja koji su prvi počeli koristiti fizičari Barabási i Albert (1999), smatrajući ga temeljnim konceptom „znanosti o mrežama“.

2.7.2.3 Intervenirajuće varijable produktivnosti i suradnje

Lee i Bozeman (2003) su pregledom istraživanja zaključili da na vezu između suradnje i produktivnosti djeluju brojni faktori, te da bi istraživanja trebala kontrolirati barem neke od njih, u svrhu odgovora na pitanje o kolikoj povezanosti se zaista radi.

Osim suradnje s drugim znanstvenicima, brojne su varijable povezane s produktivnošću pojedinog znanstvenika. Mogu se svrstati u tri kategorije:

(i) sociodemografske: dob, spol, obiteljski status, socioekonomski status (obrazovanje i profesionalni status roditelja), državljanstvo; (ii) psihološke: sposobnosti, motivacija (intrinzična i motivacija za postignućem), kreativnost, neke osobine ličnosti (dominantnost, samopouzdanje, neovisnost, introvertiranost, otvorenost ka iskustvu) i radne navike; i (iii) karijerne: karakteristike obrazovanja (prestiž sveučilišta, mentorstvo), disciplina i institucija u kojoj znanstvenik djeluje, radni status, organizacijske varijable, svojstva istraživačke grupe i rana produktivnost. Pregledi uglavnom korelacijskih istraživanja sugeriraju da njihov pojedinačan utjecaj nije velik, da su u međusobnoj interakciji, u nelinearnom odnosu, te da se njihov utjecaj mijenja u funkciji radnog iskustva (vidi: Fox, 1983; Feist, 1998; Zainab, 1999,

⁵ „Jer svakome tko ima dat će se još pa će obilovati, a onome tko nema oduzet će se i ono što ima.“, Matej 25:29

2000; Simonton, 2004). Kako su dobiveni rezultati rijetko konzistentni, postoje mnoge teorije i objašnjenja o razlozima njihova utjecaja na produktivnost.

Implicitno se pretpostavlja da postoji direktan utjecaj tih faktora na produktivnost, ali se djelovanje većine njih često objašnjava i medijacijskim efektom suradnje, preko koje imaju indirektan utjecaj na produktivnost. Prema tome, status suradnje kao nezavisne varijable u istraživanjima se rijetko zasebno razmatrao i kontrolirao. Stoga ćemo kratki prikaz nekih empirijskih dokaza o utjecaju navedenih faktora na suradnju, počevši od sociodemografskih, preko karijerno-organizacijskih do psiholoških faktora, strukturirati prema nalazima o utjecaju tih faktora na produktivnost.

Ustanovljeno je da je dob u zakrivljenom odnosu sa suradnjom – u obliku obrnutog slova U, dok je viši radni status i veće iskustvo povezano s više suradnje (Bozeman i Gaughan, 2011). Zatim, pretpostavlja se da i državljanstvo, odnosno poznavanje jezika, utječu na učinkovitost (Kuhabekova, 2011). Većina je znanstvenih radova u prestižnim časopisima napisana na engleskom jeziku. Usto, rad objavljen na engleskom jeziku ima veću vjerojatnost da bude citiran (Jokić i sur., 2012).

Najviše se pažnje posvećivalo spolnim razlikama: pozitivni efekti koautorstva su veći za muškarce (Glanzel i De Lange, 2002), žene i muškarci imaju različite preferencije s obzirom na strategije koautorstva (Rumsey-Wairepo, 2006), muškarci su više motivirani instrumentalnim razlozima (Bozeman i Gaughan, 2011). Postoji i interakcijsko djelovanje bračnog statusa: istraživanja sugeriraju da osobe koje nisu u braku ili stabilnoj vezi, manje surađuju od kolega koji su u braku (Lee i Bozeman, 2005). Budući da je u znanosti veći udio žena koje su samci u odnosu na muškarce (Probert, 2005), taj negativni efekt nedostatka suradnje se više odražava na žene. Kyvik i Taigen (2006) ga navode kao jedan od mogućih razloga niže produktivnosti žena.

Osim tih situacijskih, na suradnju utječu i „strukturalni“⁶ faktori, npr. povijesni kontekst (poput tranzicije); znanstvena politika sustavom vrednovanja i dodjeljivanjem sredstava; disciplinarne norme o suradnji (Dickens i Sagarija, 1997); prestiž i vrsta institucije; organizacijska kultura; norme i očekivanja. Posebno se naglašava uloga mentora jer omogućuje umrežavanje mlađih znanstvenika, koji unutar mentorskog odnosa stječu prva iskustva suradnje i uče kako surađivati i interpretirati društvenu dinamiku suradničkih procesa

⁶ Pridjev „strukturalni“ se često koristi u sociološkoj literaturi kao skupni naziv za varijable koje nisu demografske i „psihološke“, a koje smo nazvali karijerno-organizacijskima. Kasnije, u kontekstu ADM nazivat ćemo ih atributi aktera.

(Kiopa, Melkers i Tanyildiz, 2009). Pokazalo se da međunarodna suradnja ima posebno pozitivan učinak na daljnju suradnju, kao i na produktivnost (He i sur., 2009). Nadalje, Katz i Martin (1997) su primijetili da autori koji nastoje surađivati s produktivnijim istraživačima mogu biti produktivniji od onih koji surađuju s jednakima po produktivnosti ili s mladima. To ukazuje na važnost strategije koautorstva - strateškog promišljanja o potencijalnim suradnicima i publikacijama (Rumsey-Wairepo, 2006). Istraživači mogu koristiti jednu strategiju na početku karijere, a drugu pri kraju karijere. Koautorstvo može imati različite efekte na produktivnost u različitim fazama karijere. Bozeman i Lee (2003) smatraju da zadovoljstvo poslom može motivirati traženje suradnje, dok percipirana diskriminacija, na bilo kojoj osnovi, može imati suprotan učinak. Moguće je zamisliti i posve suprotan efekt prije spomenutih faktora – pri čemu nezadovoljstvo poslom i nepovoljna organizacijska klima mogu djelovati kao poticaj za traženje suradnika izvan organizacijske jedinice kojoj znanstvenik pripada. It tog primjera je jasna potencijalno snažna uloga ličnosti i motivacije kao moderatora odnosa „strukturalnih“ faktora i sklonosti ka suradnji.

Naposljetku, He, Geng i Campbell-Hunt (2009) smatraju da je odnos između znanstvene suradnje i produktivnosti najvjerojatnije patvoren zbog njihovog zajedničkog pozitivnog odnosa s trećom latentnom varijablom - sposobnošću znanstvenika. Pod „sposobnošću“, autori misle na „sve što može doprinijeti uspjehu znanstvenog projekta, od sposobnosti dobivanja financijske podrške, veze s industrijom radi prikupljanja podataka, do bogatog iskustva s uredničkim procesom prestižnog časopisa“ (str. 307). Dakle, te „sposobnosti“ se zapravo odnose na čitav skup osobina, iskustva i vještina pojedinca. Postoje brojne osobine ličnosti za koje bi mogli očekivati pozitivni odnos i s vjerojatnošću iniciranja suradnje i s produktivnošću, npr. socijalne vještine; interni lokus kontrole; samoeфикаsnost; asertivnost. Suradnja uključuje bilateralan proces selekcije u kojem je „sposobniji“ znanstvenik poželjniji kao budući suradnik nego njegov manje „sposoban“ kolega. Zato povezanost suradnje i produktivnosti može biti spuriozna jer „sposobnost“ znanstvenika utječe na oboje. Veća sposobnost može biti uzrok i većoj produktivnosti i većoj tendenciji ka uspostavljanju suradnje, ali i većem uspjehu u ostvarivanju suradnje. Spomenuti autori smatraju da bi nacrt istraživanja kojem je cilj ustanoviti efekt suradnje na produktivnost trebao kontrolirati sposobnost znanstvenika. To je međutim, (posebno ako se kreće od takvog shvaćanja sposobnosti) teško izvediv zadatak. Iz svega proizlazi da će znanstvenik visokih sposobnosti (pa time i produktivnosti) biti poželjan suradnik većem broju istraživača iz različitih polja i subdisciplina, dok je manje produktivan istraživač poželjan kao suradnik

manjem i užem krugu ljudi. To je u skladu s principom kumulativne prednosti, odnosno preferencijalnog povezivanja: produktivni znanstvenici imaju više prilika sudjelovati u različitim vrstama suradnji, radi čega postaju još produktivniji i još poželjniji suradnici. S druge strane, manje produktivni imaju manje novih prilika za ostvarivanje suradnje, pa i manju vjerojatnost dosezanja veće razine produktivnosti, te bivaju sve manje primjećeni kao potencijalni suradnici. Radi se o procesu s povratnom spregom koji djeluje tako da vremenom sve više povećava razlike u produktivnosti i prilikama za suradnju među znanstvenicima.

Pregledom literature, može se uočiti da istraživanja imaju iste probleme kao i istraživanja o faktorima koji utječu na produktivnost: faktora je mnogo, oni su u interakciji, ne postoji sveobuhvatni model te postoje različiti načini operacionalizacije suradnje. Pod suradnjom se misli na: broj suradnika ili broj suradnji, broj koautora ili broj radova u koautorstvu, postotak radova napisanih u koautorstvu, prosječan broj suradnika po radu, itd. To dodatno otežava uočavanje obrasca među dobivenim rezultatima koji, s obzirom na navedeno, nisu konzistentni. Pored toga, u istraživanjima se ne uzima u obzir vrsta istraživanja ili radova. Polazi se od pretpostavke da su radovi uključeni u analizu koautorstva homogeni s obzirom na sve bitne karakteristike, poput uloženog vremena, vrsta znanja i vještina. Međutim, istraživanja su pokazala razlike u produktivnosti i broju suradnji s obzirom radi li se o teoretskim, metodološkim, primijenjenim temama, čak i s obzirom na vrstu metodologije koja se koristi: kvantitativna ili kvalitativna (Kuzhabekova, 2011). Također, ne uzimaju se u obzir različiti oblici suradnje, od kojih su neki manje, a neki više učinkoviti. Pored navedenog, uspjeh suradnje ovisi i o razvijenosti suradničkog tima. Moguće je da je stvarna učinkovitost suradnje maskirana, ako su u istraživanjima uključeni manje razvijeni timovi (Toomela, 2007). Autor pritom ne definira što čini tim razvijenim. U pregledu istraživanja faktora koji utječu na produktivnost, Zainab (2000) timove znanstvenika opisuje s obzirom na duljinu zajedničkog rada, a Ziherl, Igljč i Ferligoj (2006) s obzirom na znanstveni status pojedinaca u timu. Općenito, dulje vrijeme zajedničkog rada i struktura tima koji uključuje znanstvenike različitog statusa, povezani su s većom produktivnošću, ali rezultati sugeriraju da se ne radi o jednostavnom i linearnom odnosu, te da postoji utjecaj drugih faktora, npr. institucije i polja u kojima znanstvenici djeluju; učestalosti kontakata.

2.7.3 Zaključak o karakteristikama istraživanja znanstvene suradnje i njenog učinka na produktivnost

Pri pokušaju sumiranja istraživačkih napora u ovom području, ističu se neke karakteristične poteškoće koje otežavaju utvrđivanje obrazaca:

- *Ateoretičnost* – dominantan pristup u istraživanjima je induktivne prirode, koje deskripcijom fenomena suradnje na određenom uzorku pokušava doći do nekih općih zaključaka. Nalazi prijašnjih istraživanja su nedosljedni, između ostalog jer nisu kontrolirane relevantne intervenirajuće varijable, ili nisu usporedivi jer su faktori koje kontroliraju različiti.
- *Raznolikost koncepata i teorija (terminološka zbrka)* – interes različitih disciplina za neki predmet istraživanja te bogatstvo ideja i perspektiva koje iz toga slijede nesumnjivo su izvor mnogih prednosti. Međutim, čini se da i to ima svoju cijenu. Mnogi koncepti su slični, ali terminologija koja se koristi je često nedosljedna, različita ili pretjerano općenita. Upotreba općenitih termina poput produktivnosti, suradnje, koji se u biti odnose samo na dijelove tih koncepata, može se pripisati potrebi za učinkovitijom komunikacijom među znanstvenicima. Problem je što to često može dovesti do nerazumijevanja ili pretjeranih i neosnovanih zaključaka, bilo od strane drugih, bilo od samih istraživača.
- *Različiti načini operacionalizacije* – čak i djelomično zahvaćeni koncepti se mjere na različite načine, što može imati bitne posljedice na dobivene rezultate. Suptilne razlike u operacionalizaciji koncepata mogu bitno utjecati na konačne rezultate, jer se, kao što smo napomenuli, radi o malim efektima. Možemo navesti samo neke primjere: ukupna produktivnost ili stopa produktivnosti; broj objavljenih radova u međunarodnoj bazi ili broj svih objavljenih radova, broj članaka ili broj svih publikacija; broj godina od prvog objavljenog rada (znanstvena dob) ili broj aktivnih godina od doktorata ili radni staž u znanosti; prosječni broj citata, ukupan broj citata (s ili bez samocitata), *h*-indeks, *g*-indeks; itd. Često nekonzistentni rezultati barem se dijelom mogu pripisati tim razlikama.
- *Vrsta nacrt, način uzorkovanja, heterogenost i reprezentativnost uzorka, te djelovanje povijesnog konteksta* – autori često upozoravaju na nedostatak longitudinalnih nacrt, zbog čega je teško odvojiti utjecaj kohorte i povijesnog konteksta za koje se pokazalo da djeluju u različitim kontekstima. Čak kad bi ti utjecaji i bili kontrolirani, mogućnosti generalizacije bi ograničavale specifičnosti discipline i zemlje unutar koje se

istraživanje provodi. Heterogeni uzorak s obzirom na te elemente zahtijevao bi kontroliranje velikog broja varijabli i odgovarajuću zastupljenost svih podgrupa.

- *Tipične „nenormalne“ distribucije, raznolikost statističkih postupaka* - distribucije opaženih varijabli u pravilu ne omogućuju korištenje standardnih parametrijskih postupaka. Neki od korištenih statističkih postupaka su statistički i matematički napredni te zahtijevaju posebna znanja i vještine. Radi toga je otežana usporedba rezultata, veličina efekta nije primjerena mjera i meta-analize su rijetke. Tako dobiveni nalazi ostaju unutar disciplina, ne prenose se dalje i postaju „ljepljive“ informacije (Von Hippel, 1994) – poznate su nekoj grupi znanstvenika, ali se ne prenose znanstvenicima koji se bave sličnim problemima u drugim poljima znanosti i ostaju im nepoznate.

- *Slaba suradnja i konvergiranje ideja* – na znanstvenu suradnju i produktivnost djeluje velik broj različitih faktora koji su u međusobnoj interakciji. Nerijetko su dobiveni odnosi patvoreni, odnosno rezultat djelovanja nekih neispitivanih varijabli. Nerealno je očekivati da se svi relevantni faktori mogu obuhvatiti i kontrolirati u pojedinom istraživanju. Ipak, može ih se uzimati u obzir kad se razmatraju alternativna objašnjenja. Kako se obično polazi iz određene istraživačke tradicije poput scientometrijske, sociološke ili psihološke, ne pridaje se dovoljno pažnje mogućim alternativnim objašnjenjima koji iz nje direktno ne proizlaze. Rijetko referiranje istraživača znanstvene suradnje iz drugih disciplina i istraživačke tradicije je djelomično razumljivo zbog konstantnog i sve izraženijeg rasta literature, pa je gotovo nemoguće pratiti svu potencijalnu relevantnu literaturu. Ipak, upravo zato je neobično što nema više pokušaja integrativnog pristupa i interdisciplinarnе suradnje. Larsen (2009; prema Luitz, 2010) je analizom dinamike mreže koautorstva empirijski potvrdio da u području scientometrije postoji manjak difuzije i zajedničkih znanstvenih koncepata.

Iz svega navedenog, može se zaključiti da kod istraživanja koautorstva i produktivnosti općenito, dominantnu ulogu u procesu istraživanja ima način prikupljanja podataka. Za razliku od većine istraživanja u društvenim znanostima, gdje je način prikupljanja podatka jasno i direktno povezan s vrstama analiza, a potom i interpretacijama rezultata istraživanja, kod istraživanja ove vrste ta faza utječe znatno, čak i presudno kad se koristi samo jedna vrsta podataka i iz jednog izvora, na uzorkovanje ispitanika te izbor i operacionalizaciju zavisnih i nezavisnih varijabli. Na taj način faza prikupljanja podataka i njihove obrade: čišćenja,

selekcije i spajanja, utječe na hipoteze koje je moguće testirati kao i na zaključivanje, interpretiranje te mogućnost generalizacije.

2.8 Psihologija znanosti i istraživanja suradnje i produktivnosti

U pregledu istraživanja suradnje i produktivnosti znanstvenika može se primijetiti relativno manji istraživački interes psihologa za to područje. To je začuđujuće, jer su suradnički odnosi i radni učinak jedna od centralnih tema istraživanja u psihologiji rada i organizacijskoj psihologiji. Moglo bi se tvrditi da istraživanje znanstvene suradnje treba psihološki pristup. Kao što smo vidjeli, u objašnjavanju dobivenih rezultata, pomnijem razmišljanju o mogućim faktorima utjecaja, stvaranju cjelovitih teorija i uspješnijih modela predviđanja aspekata znanstvene aktivnosti pojedinca, suradnje i produktivnosti, autori iz drugih disciplina, ako se eksplicitno i ne referiraju na teorije i istraživanja iz psihologije općenito, posežu sa tradicionalno psihološkim konceptima (sposobnosti, stavovi, motivacija, itd.). Psihologija može pomoći da pritom ne polaze od površnih, krivih i laičkih shvaćanja, već da se istraživački napor znanstvenika drugih profila povežu s mnogim spoznajama iz psihologije.

Iz preglednih radova o psihologiji znanosti vidljiv je dominirajući interes za pojedinca (vidi: Feist i Gorman, 1998; Feist, 1998, 2006a, 2006b, 2011). Zanimljivo je bitna činjenica da organizacijska jedinica suvremene znanosti nije pojedinac, već tim ili grupa (Zinman, 2000). Usto, usmjerenost te grane psihologije na uglavnom eminentne znanstvenike, pri čemu dominantno koristi pristup preuzet iz psihologije ličnosti, ograničava doseg dobivenih spoznaja i njihovu relevantnost za ljude koji se bave znanostima.

Iako su istraživanja u znanosti upućivala na važnost organizacijskih faktora (npr. za izražavanje sposobnosti i kreativnosti pojedinog znanstvenika), u početnim definiranjima polja psihologije znanosti, njen glavni zagovornik, Feist, ne izdvaja organizacijsku psihologiju kao granu psihologije koja bi mogla znatno doprinijeti razumijevanju znanosti i znanstvenika, već navodi kognitivnu, razvojnu, socijalnu, kliničku psihologiju i psihologiju ličnosti. To se može činiti kao nebitan propust, ali razumno je očekivati da definiranje neke grane u nastajanju, od strane njenih glavnih istraživača može bitno usmjeriti njena buduća istraživanja i razvoj. Psihologija je primjenjivana na širok raspon ljudskih ponašanja unutar organizacija, a znanost je jedna od najvažnijih organiziranih društvenih aktivnosti.

Discipline koje istražuju znanost - tzv. *metaznanosti*, relativno su dobro utvrđene unutar filozofije, povijesti i sociologije. Uključivanje organizacijske psihologije bi moglo ojačati

razvoj discipline psihologije znanosti. Organizacijska psihologija se znatno razvila u posljednje vrijeme (Kumar, 2000), i psihologija znanosti u organizacijama može mnogo doprinijeti interdisciplinarnom polju znanosti o znanosti. Dok se socijalna psihologija znanosti usmjerava na pojedinca unutar društvenog konteksta, organizacijska psihologija znanosti bi omogućila daljnje teoretske i metodološke doprinose zbog fokusa na znanstvenu organizaciju kao specifičan društveni kontekst.

U prilog takvim očekivanjima su: a) promjena u prirodi i percepciji znanosti, npr. od osamljenog filozofa do velikih i složenih organizacija; b) mogućnost da doprinos psihologije metaznanostima bude u rangu relativno naprednih doprinosa povijesti, filozofije i sociologije znanosti; c) teoretsko i metodološko napredovanje organizacijske psihologije; d) radi potrebe sinkroniziranja postojećih istraživanja koja koriste organizacijske varijable za objašnjenje procesa u znanosti i ponašanja znanstvenika, pod jednom subdisciplinom (Kumar, 2000).

Sve češća primjena mrežnog pristupa u okviru organizacijskih istraživanja (Brass i sur., 2004; Borgatti i sur., 2013) i istovremeno istraživanje mreža koautorstva u znanosti stvara mogućnost integriranog pristupa istraživanju znanstvene suradnje, što bi moglo doprinijeti metaznanostima, ali i organizacijskoj psihologiji i psihologiji općenito.

3 PREGLED ISTRAŽIVANJA MREŽA KOAUTORSTVA

Značajan metodološki napredak u istraživanju znanstvene suradnje nastao je primjenom analize društvenih mreža. Najprije ćemo opisati mrežni pristup, osnovne koncepte, metodologiju i povijest. Analiza društvenih mreža je primjenjivana u istraživanju različitih društvenih fenomena i na različitim razinama, tako da cjelovit i detaljan prikaz ne bi bio moguć u okviru ovog poglavlja. Postoji mnogo knjiga koje su namijenjene toj svrsi⁷, a ovdje ćemo biti ograničeni na teme relevantne za ovo istraživanje.

3.1 Osnovni koncepti i metodologija mrežnog pristupa

Analiza društvenih mreža, ADM (*eng. social network analysis*, SNA, ili mrežni pristup) nastoji razumjeti ljudsko ponašanje uzimajući u obzir širi društveni kontekst, te tako pokušava ustanoviti što determinira ponašanje koje vidi kao rezultat složenih relacija među pojedincima. To se postiže rekonstrukcijom i analizom društvenih mreža sastavljenih od pojedinaca i odnosa među njima (Freeman, 2004) i taj se proces naziva analizom društvenih mreža. Borgatti, Mehra, Brass, i Labianca (2009), ADM definiraju kao skup dijadnih veza iste vrste između skupa aktera. Akteri mogu biti osobe, organizacije, zemlje, itd., a veze su neka vrsta društvenog odnosa. Mrežna perspektiva je holistička, sistemska i neredukcionistička, naglašava međuzavisnost, važnost elemenata koji čine neki sustav, ali i način na koji su oni spojeni.

Prema Barnesu koji je prvi skovao termin „društvena mreža“ (1954; prema Martino i Spoto, 2006), ADM je integrirani skup teoretskih koncepata i analitičkih metoda. Osnovni pojmovi koji čine mrežu su:

- *čvorovi (rubovi)* tzv. akteri – mogu biti pojedinci, organizacije, države itd.
- *veze (bridovi)* – procjena odnosa, neka teoretski relevantna veza s obzirom na predmet istraživanja. Veze mogu biti: (ne)prijateljstvo, financijska razmjena, suradnja, verbalna komunikacija, kontakt očima. Mjera kojom se veza opisuje može biti binarna (veza ili postoji ili je nema), ili kvantitativna (npr. stupanj svidanja, broj susreta, broj zajedničkih radova). Odnos može biti definiran na jedan od dva načina, kao usmjerena

⁷ Vidi: za metodologiju - Borgatti i sur. (2013), Prell (2012); za povijest – Freeman (2004); za statističke analize – Knoke i Yang (2008); metriku ADM pristupa – Wasserman i Faust (1994); o osnovnim idejama i rezultatima istraživanja – Kadushin (2012); opisi znanosti o mrežama namjenjeni široj publici – Barabasi (2002), Christakis i Fowler (2010).

veza ili neusmjerena veza. Na istoj grupi pojedinaca moguće je mjeriti nekoliko različitih odnosa.

Nekad se mrežni pristup kritizirao kao previše metodološki, a nedovoljno teoretski usmjeren. Međutim, postoje brojne teorije koje su proizašle iz mrežnog pristupa ili se koriste za objašnjenje nastanka raznih društvenih mreža. Navest ćemo samo neke od poznatijih i relevantnijih za naš kontekst istraživanja (Monge i Contractor, 2000; Prell, 2012): teorija društvenog kapitala (teorija snage slabih veza, teorije snage snažnih veza, teorije socijalnog zatvaranja (kohezije), teorija strukturalnih pukotina), teorija socijalne razmjene, teorije širenja ideja, inovacija, zaraznih bolesti, teorije socijalne kognicije, teorije semantičkih mreža, teorije socijalnog identiteta, teorije socijalnog utjecaja, teorije socijalne podrške, te teorije nastanka i struktura mreže. One se mogu primijeniti u kontekstu znanstvene suradnje kao objašnjenje različitih mehanizama koji do nje dovode ili mehanizma širenja novih ideja, a mnoge od njih su kompatibilne. Dakle, nedostatak teoretske podloge se ni u kom slučaju ne može pripisati ovom pristupu. Ipak, analiza društvenih mreža jest specifičan metodološki pristup koji sadrži posebne aspekte, pa je u tom smislu važnost metodologije inherentna ovom pristupu. Naime, nakon izbora odgovarajućeg teoretskog okvira i definiranja istraživačkih problema potrebno je donijeti niz metodoloških odluka koje su specifične za ovaj pristup. Ti specifični koraci i postojeće opcije u ADM navedeni u tablici 3.1.

Iako će detaljni opis metodoloških koraka ovog istraživanja biti u poglavlju o metodologiji, ovdje ćemo navesti neke korake zajedničke većini istraživanja koja koriste ADM, uključujući kratke opise osnovnih termina. To je bitno radi stvaranja okvira unutar kojeg se mogu razmatrati pregledi istraživanja koji slijede u kasnijem tekstu.

Znanost se može definirati kao društvena mreža (struktura) znanstvenika koja se manifestira kroz odnose suradnje među znanstvenicima i kao kognitivna mreža (struktura) znanja - sastavljena je od odnosa među znanstvenim idejama (Boerner i sur., 2012). Analiza mreža koautorstva u znanosti se smatra jednom od ključnih primjena analize društvene mreže na velikim uzorcima (Matusiak i Morzy, 2013). Iako se radi o relativno mladom istraživačkom području (Uddin, Hossain i Rasmussen, 2013), znanstvenici iz različitih disciplina su proveli velik broj takvih istraživanja u zadnjih desetak godina (u poljima fizike, sociologije, informacijskih znanosti - scientometrije, ekonomije i statistike, itd.).

Tablica 3.1

Neki specifični koraci istraživanja kod mrežnog pristupa i metodološke odluke vezane uz njih

<i>Koraci u istraživanju</i>	<i>Odluke</i>
Operacionalizacija veze	Način mjerenja i njena svojstva: smjer (usmjerene ili neusmjerene), vrsta (kategorijalne ili kvantitativne)
Uloga mrežnih varijabli	Najčešće su zavisne varijable, ali mogu biti i nezavisne, ili medijatori
Uključenje atributa aktera u analizu	Karakteristike aktera koje mogu biti zavisne, nezavisne ili kontrolne varijable (npr., dob, spol, neke osobine ličnosti, itd.)
Određivanje vrste mrežnog nacrt	Ego mreže ili cjelovita mreža
Definiranje populacije, granica, te način uzorkovanja	Realistički, nominalistički, metoda snježne grude, na temelju formalnih kriterija za članstvo, ili kombinacija nekih od navedenih pristupa
Prikupljanje podataka	Eksperimenti, opažanje, upitnici, intervju, dnevници, arhivi
Određivanje razina analize	Dijade, pojedini akter (u ego ili cjelovitoj mreži) ili svojstva cijele mreže

Općenito su u ADM mogući različiti načini prikupljanja podataka: opažanjem, intervjuem, samoiskaznim mjerama, dnevnicima, arhivskim podacima. Metoda treba biti odgovarajuća s obzirom na predmet i svrhu istraživanja. Podaci za mreže koautorstva se u principu, iako ne isključivo, preuzimaju iz jedne ili više sekundarnih baza (npr. WoS, Scopus). Prednost takvih izvora jest da nisu skupi, te omogućuju praćenje mreža kroz vrijeme (Marsden, 1990).

Inače, odabir metode ima važne posljedice i za interpretaciju rezultata, te će kao svi navedeni koraci u tablici 3.1 ovisiti o teorijskom konceptu mreže. Primjerice, ako se mreže promatraju kao kognicije u umovima promatrača, onda se podaci dobiveni od ispitanika mogu smatrati valjanima. Međutim, ako se mrežu shvaća kao obrazac konkretnih interpersonalnih odnosa, onda je bolje podatke prikupiti drugim navedenim metodama (opažanjem ili korištenjem arhivskih podataka). Ta dva različita pristupa odražavaju dva nekad suprotstavljena pogleda na mreže, psihologa Heidera (1958) i matematičara Cartwrighta i Hararyja (1956). Prvi na veze gleda kao na prizme, a potonji ih vidi kao cijevi (*eng. pipes*) ili ceste, a oba mogu biti korisna u različitim kontekstima (Burt i sur., 2013).

U mreži koautorstva veza između aktera operacionalizirana je preko koautorstva na znanstvenoj publikaciji. Takav pristup mjerenju suradnje Melin (2000) naziva direktnim, i time se suradnja definira i ograničava na one slučajeve gdje postoji neki dokumentirani ishod, npr. objavljen rad. Ujedno, takva se mjera može opisati kao objektivna i strogo bihevioralna mjera. Prema Percu (2010), koautorstvo znanstvenika predstavlja lijep i gotovo prototipski primjer društvenih mreža. Uvjet reprezentativnosti neke društvene mreže je dosljednost u definiciji veze koja je na precizan način točno dokumentirana u konačnom produktu znanstvene suradnje - objavljenom radu, te stoga prilično jednoznačna za procjenu. Za neke

druge odnose, poput prijateljstva ili neprijateljstva, vrlo je zahtjevno definirati vezu na taj način. Prema tome, znanstvena djelatnost spada u rijetke društvene interakcije kod kojih se s visokim stupnjem preciznosti može definirati povezanost, tj. suradnja⁸, pa je razumljivo zašto se metoda analize mreža često koristi u njenom istraživanju. Takva veza se obično promatra kao neusmjerena. Vjerojatnije je da do suradnje dolazi na inicijativu jednog od znanstvenika, pa je veza usmjerena od strane njega ili nje, te se ne radi o posve simetričnom odnosu. Ipak, može se poći od pretpostavke da se radi o, u suštini, uzajamnoj vezi. Jednom definiranu vezu moguće je opisati i mjeriti s obzirom na njena različita svojstva od kojih su neka opisana u tablici 3.2. Taj ključni korak definiranja veze je zajednički nazivnik svim istraživanjima mreža koautorstva, ali se razlikuju s obzirom na ostale korake navedene u tablici 3.1.

Tablica 3.2
Tipične mjere veza u ADM

<i>Mjera</i>	<i>Definicija</i>	<i>Primjer</i>
• Indirektne (posredne) veze	Put između dvojice aktera je posredovan jednim ili više drugih aktera	A je povezan s B, B je povezan s C, pa je A nedirektno povezan s C preko B
• Frekvencija	Koliko puta, ili koliko često se veza pojavljuje u promatranom vremenskom intervalu	A razgovara s B 10 puta na tjedan ili, A je napisao s B 5 zajedničkih radova
• Stabilnost	Postojanje veze kroz vrijeme	A je prijatelj (ili surađuje) s B 5 godina
• Višefunkcionalnost (<i>eng. multiplexity</i>)	Mjera u kojoj su dva aktera povezana s više nego jednom vrstom veze/odnosa. Moguće dobiti samo kad se mjeri više vrsta odnosa.	A i B su prijatelji, jedan od drugog traže savjete, i rade skupa
• Snaga	Količina vremena, emocionalni intezitet, stupanj intimnosti, čestina i raznolikost neke vrste odnosa (povezano s frekvencijom i stabilnošću)	A i B su bliski prijatelji, ili provode mnogo vremena zajedno, A i B su koautori više od jednog rada

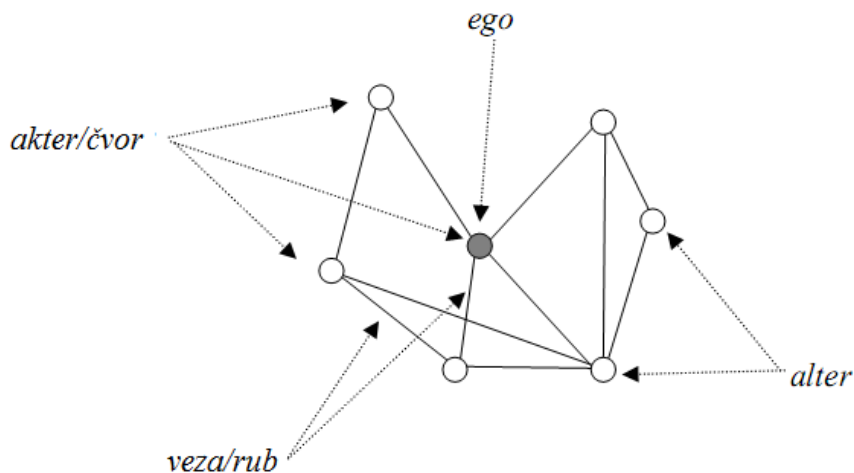
Iako se analize mreža znanstvenika tipično provode na podacima slične vrste - bibliografski podaci dobiveni iz određenog izvora, među istraživanjima postoje i brojne razlike. Razlikuju se s obzirom na osnovne teorije i koncepte koje koriste, osnovne probleme istraživanja, obuhvaćeni vremenski period, vrstu i veličinu uzorka, način definiranja populacije, odnosno prikupljanja podataka, razinu analize koju naglašavaju, vrste statističkih analiza, te prema dodatnim varijablama koje ispituju i za koje, već prema perspektivi iz koje polaze, predviđaju da će doprinijeti razumijevanju koautorstva. Kao i općenito kod

⁸ U tu rijetku kategoriju spada i suradnja filmskih glumaca koja je također bila predmetom istraživanja društvenih mreža, npr. Zhang i sur.(2006). Također, u novije vrijeme su česta istraživanja društvenih mreža nekih vrsta glazbenika, za koje, iako u manjoj mjeri, isto vrijedi da su suradnje dobro dokumentirane.

istraživanja fenomena znanstvene suradnje, i kod primjene analize društvenih mreža u različitim poljima znanosti, kod pregleda literature mogu se zamijetiti tri aspekta: (1) izrazito velik broj radova koji eksponencijalno raste kroz vrijeme; (2) interes mnogih disciplina (iz prirodnih, društvenih, biomedicinskih i tehničkih znanosti) i rezultirajuća raspršenost literature u različitim poljima, časopisima, te terminološka neujednačenost; (3) uglavnom selektivni odnos prema prethodnim istraživanjima: citiraju se radovi uglavnom kolega iz discipline⁹. Sve navedeno, čini svaki pokušaj pregleda i sinteze istraživanja nužno selektivnim i ograničenim, te je vjerojatno da će pritom biti izostavljeni neki od bitnih doprinosa¹⁰.

Postoje dvije osnovne vrste analiza mreže u ADM koje odražavaju različite vrste podataka i razine analize. Obje se, ponekad istovremeno, koriste u analizama mreža koautorstva: analiza ego mreža i analiza cjelovite mreže.

Analiza ego mreža – uključuje odnose koji postoje iz perspektive određenog pojedinca, u terminima ADM- ego, i može se odrediti putem tradicionalnih metoda istraživanja (slika 3.1).



Slika 3.1. Primjer ego mreže koja se sastoji od ega i 6 altera (Hung, 2006)

Ispitanici odgovaraju o tome s kime su u interakciji, to su tzv. alteri, te o odnosu između tih ljudi. Analize ego mreža dopuštaju procjenu kvalitete mreže pojedinca, njenu raznolikost i veličinu. Moguće je povezati neke attribute ega s atributima njegovih altera (npr. da bi se

⁹ Unatoč težnji i potrebi za interdisciplinarnim istraživanjima, bibliografije istih predmeta istraživanja se ne podudaraju u mjeri u kojoj bi mogle.

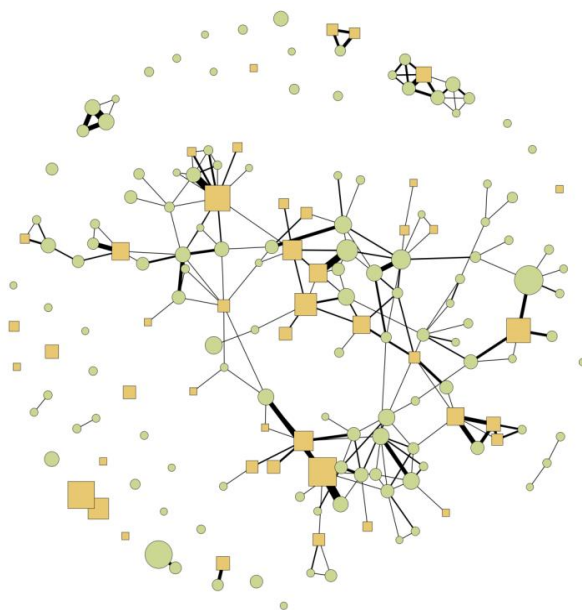
¹⁰ Sintezu ovog područja dodatno otežava činjenica da je mrežni pristup interdisciplinarnan, razvijen unutar nekoliko različitih polja i područja znanosti (npr. sociologije, matematike, fizike, psihologije, informacijskih znanosti). Stoga je pretraživanje složenije, a dobiveni skup radova znatno veći.

utvrdila tendencija povezivanja sa sličnima - homofilija). Neke od mjera ego mreža su navedene u tablici 3.3.

Tablica 3.3
Tipične mjere ego mreža u ADM
Mjere strukture ego mreža

• Efektivna veličina	Broj altera minus prosječni stupanj centralnosti altera unutar ego mreže, ne brojeći veze prema egu.
• Učinkovitost (<i>eng. efficiency</i>)	Efektivna veličina podijeljena s brojem altera u ego mreži.
• Ograničenja (<i>eng. constraint</i>)	Mjeri koliko je ego povezan s alterima koji su povezani s njegovim drugim alterima, odnosno koliko veze ega vode natrag na iste kontakte.
• E-I indeks	Mjeri homofiliju – tendenciju ega da se povezuje s alterima koji su mu slični s obzirom na neke atribute. Na razini cjelovite mreže se može koristiti sofisticiranija mjera Q.

Analiza cjelovite mreže – pokušava zahvatiti sve odnose unutar definiranog skupa pojedinaca, npr. prijateljstva među zaposlenicima u nekoj radnoj organizaciji, suradnju među znanstvenicima nekog polja (slika 3.2).



Slika 3.2. Primjer cjelovite mreže koautorstva (Letina i sur., 2012)

Legenda:

Krugovi – žene; kvadrati – muškarci; veličina čvora – objavljiivačka produktivnost; širina veze – broj zajedničkih radova. Boje i oblike točaka (u terminima mreže su to čvorovi) moguće je koristiti za prikaz bilo kojeg atributa pojedinca u mreži (spola, dobna skupina, nacionalna pripadnost, pripadnost nekom polju znanosti, itd.)

Napomena: Dužina linije veza ne sadrži informaciju o nekom svojstvu veze, već je rezultat izbora načina smještaja točki na slici prema kojem se nastoji minimalizirati preklapanje veza i čvorova, prikazati što bliže međusobno povezane čvorove, a da se pritom optimalno iskoristi prostor. Postoji mnogo mogućih načina smještaja.

Dakle, obuhvaća ego mreže svih pojedinaca, ali s dodatnim informacijama o međusobnoj povezanosti altera, i sve indirektno veze. Većina tehnika i mjera proizašlih iz ADM se može provesti samo na cjelovitoj mreži, poput identificiranja podgrupa i mjera centralnosti (tablica 3.4). Kada je teorijski smisljeno, može se ispitivati nekoliko cjelovitih mreža koje su definirane populacije, te tako vidjeti postoje li i koji su obrasci suradnje unutar i između njih. Primjerice, mogu se ispitivati prijateljstva učenika različite nacionalne pripadnosti u školi ili suradnja među znanstvenicima iz različitih polja. Prednost cjelovitih mreža je što omogućuju ekstrakciju ego mreža za svakog pojedinca u mreži, tako da je moguće provesti i analize specifične za ego mreže.

Tablica 3.4
Tipične ADM mjere za opis cjelovite mreže

<i>Mjera</i>	<i>Definicija</i>
• Veličina mreže	Broj aktera u mreži.
• Broj komponenata	Podskupovi mreže aktera i veza. Svi akteri u pojedinoj komponenti su povezani (direktnim ili indirektnim vezama) i nijedan akter nema veze s čvorovima izvan svoje komponente.
• Glavna komponenta	Najveća komponenta u mreži. Proporcija članova mreže koji se u njoj nalaze je mjera njene relativne veličine.
• Gustoća	Odnos broja postojećih veza prema broju svih mogućih veza u mreži $[n(n-1)/2]$.
• Centralizacija	Odnos zbroja svih razlika između stupnja centralnosti najcentralnijeg aktera i svih ostalih aktera i maksimalnog teoretskog zbroja razlika. Vrsta mjere varijance u centralnosti.
• Tranzitivnost	Tri aktera (A, B, C) su tranzitivni ako je A povezan s B i B je povezan s C, a C je povezan s A. Tranzitivnost je broj tranzitivnih trijada podijeljen s brojem potencijalnih tranzitivnih trijada (broj putova duljine 2).
• Koefficient grupiranja	Vjerojatnost da su dva susjeda nasumce izabranog čvora međusobno povezani. Može se izmjeriti na razini pojedinog čvora i neke podgrupe. (Mjera je srodna tranzitivnosti.)
• (Prosječna) duljina (najkraćeg) puta, razmak, geodezijska udaljenost	Mjera u kojoj su akteri u mreži međusobno povezani direktnim ili indirektnim vezama. Izražava se prosječnom duljinom puta između bilo koja dva aktera u mreži. Temelji se na geodezijskoj udaljenosti – najkraćim putovima (između bilo koja dva čvora može postojati veći broj putova, a u njenom izračunu se kreće od najkraćeg)
• Dijametar (δ)	Udaljenost (najkraća duljina puta – geodezijska udaljenost) između dva najudaljenija aktera u mreži.
• Distribucija stupnja centralnosti	Učestalost broja direktnih veza po čvoru. Obično se prikazuje grafički, prikazuje pozitivno asimetričnu (Pareto) distribuciju.

Cjelovite mreže omogućuju analizu svojstva i strukture mreže na makrorazini (tablica 3.4). Pojedine mjere centralnosti i uloge čvora u cjelokupnoj mreži moguće je ustanoviti samo analizom cjelovitih mreža (tablica 3.5).

Tablica 3.5

Tipične ADM mjere za pojedinog aktera na razini mreže

Mjera	Definicija
• stupanj (<i>eng. degree</i>)	Broj direktnih veza s drugim akterima
• Raspon (<i>eng. range, diversity</i>)	Broj veza s drugačijim akterima (npr. prema nekim atributima, statusu, stupnju centralnosti, iz druge grupe)
• Blizina (<i>eng. closeness</i>)	Odnosi se na duljinu puta koja je potrebna da akter „dođe“ do svakog aktera u mreži. To je stupanj u kojem je pojedinac blizak sa svim ostalima u mreži (direktno ili indirektno). Uzima u obzir i indirektno putove između aktera preko udaljenosti pojedinog aktera od svih ostalih članova mreže.
• Međupovezanost (<i>eng. betweenness</i>)	Mjeri koliko puta se neki akter nalazi „između“ bilo koja dva aktera u mreži. Točnije se definira kao broj najkraćih putova između svih parova čvorova koji prolazi kroz određeni čvor.
• Eigenvektor centralnost	Još jedna mjera centralnosti koja uzima u obzir centralnost susjednih aktera (ponderira vezu s nekim akterom s njegovom centralnošću). Postoji više načina izračuna.
Uloge	
• Zvijezda	Akter koji ima velik broj veza (stupanj centralnosti).
• Most	Akter koji je član dvije ili više grupa.
• Posrednik	Akter koji posreduje između dva ili više inače nepovezana dijela mreže. Naziva se i artikulacijska točka.
• Izolirani	Akter koji nema veza, ili ima relativno mali broj veza u odnosu na druge.

Donesene metodološke odluke trebaju biti u skladu s istraživačkim problemom i imaju bitne posljedice na mogućnost daljnjih analiza i interpretacija. Nakon njih slijede, za mrežnu analizu također specifične, faze strukturiranja podataka u matrice; vizualizacije podataka i provođenja posebnih vrsta analiza (Borgatti i sur., 2013; Prell, 2012; Hatala, 2006).

3.2 Povijesni razvoj analize društvenih mreža

Freeman (2004) opisuje analizu društvenih mreža kao pristup koji uključuje četiri definirajuća svojstva. To su: (1) uključuje intuiciju da su veze između društvenih aktera važne; (2) temelji se na skupu i analizi podataka o društvenim relacijama koje povezuju aktere; (3) u velikoj mjeri se oslanja na grafičke prikaze u svrhu prikazivanja i otkrivanja obrazaca veza; (4) razvija ili koristi matematičke i računalne modele za opis i objašnjavanje tih obrazaca.

U literaturi, već krajem 19. stoljeća, postoje primjeri istraživanja mreža (koja su imala barem jedno ili više od gore navedenih svojstava). Ipak, temelji modernog pristupa se pripisuju psihijatru Jacobu L. Morenu, Amerikancu rumunjskih korijena, koji je djelovao u okviru gestalt tradicije. Freeman (2004) u svojoj knjizi o povijesti i „prapovijesti“ ADM tvrdi da su ovu metodu prvi koristili istraživači iz polja razvojne psihologije i psihologije

obrazovanja - Allmack, Wellman i dr., a da je rad koji se pripisuje Morenu zapravo u većoj mjeri djelo njegove suradnice, psihologinje Helen Jennings. Oni su se u 30-tim godinama prošlog stoljeća počeli baviti istraživanjem dinamika socijalnih interakcija unutar različitih grupa ljudi poput zatvorenika i učenica srednje škole (1932; 1934; prema Freeman, 2011). Ispitanike se pitalo tko su im prijatelji i pokušalo se ustanoviti način na koji njihove veze s drugima stvaraju ograničenja i prilike za njihova ponašanja. Moreno je objavio knjigu „*Tko će preživjeti?*“ 1934. godine koja sadrži jedan od najranijih grafičkih opisa društvenih mreža, odnosno dijagrame ljudskih interakcija koje je nazvao sociogramima. Koristio je dijagrame kako bi prikazivao odnose među ljudima, identificirao vođe i izolirane, asimetrije i reciprocitet u izborima prijateljstava, te da bi mapirao nedirektne veze. Svoj pristup su Jennings i Moreno nazvali sociometrija, a kasnije se iz nje razvila ADM (prema Newman, 2010).

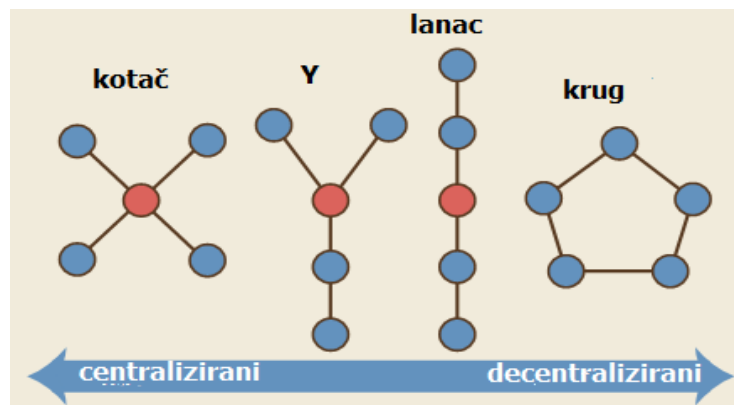
Postoje i mnoge druge važne preteče razvoja ADM iz antropologije, matematike, i psihologije, ali su istraživači iz tih polja uglavnom radili nezavisno jedni od drugih (Scott, 2000).

Posebno važan, iako posredan, utjecaj na razvoj mrežnog pristupa pripisuje se psihologu Kurtu Lewinu. Lewin je radio na razvoju teorija i metoda koje se danas koriste u analizi društvenih mreža, osmislio istraživački program te radio sa studentima¹¹ koji su kasnije postali ključna imena mrežnog pristupa. Zato se njegov posredan doprinos iz sadašnje perspektive smatra značajnim i ključnim (Dorien, 2010). Bavio se istraživanjima ponašanja grupa za koje je smatrao da je funkcija konfliktnih društvenih sila (1936; prema Scott, 2000). Grupa postoji u društvenom prostoru ili polju, a čine ga članovi grupe i njihova okolina. Smatrao je da se strukturalna svojstva tog prostora mogu matematički istraživati. U skladu sa svojim uvjerenjem da matematika može biti korisna za razumijevanje individualnog i grupnog ponašanja, predložio je formulu koja predstavlja ideju da je ponašanje pojedine osobe rezultat okoline unutar koje se osoba nalazi: $b = f(p, e)$; gdje b označava ponašanje, p osobu, a e okolinu¹². Razvio je dinamičku teoriju ličnosti i tzv. topološku psihologiju.

¹¹ Zajedno s njima je razvio strukturalnu perspektivu i počeo provoditi analizu društvenih mreža u polju socijalne psihologije. Kasnije, nakon Lewinove rane i iznenadne smrti, oni su nastavili davati značajan doprinos razvoju ADM npr: Lewin i Lippit, (1938); Bavelas, (1950); Festinger i Schachter, (1950); Cartwright i Harary, (1956); Newcomb, (1961) (prema Freeman, 2011)

¹² Prema Doreianu, matematičkom sociologu, ta jednadžba je „čisto besmislena“ jer varijable nisu operacionalizirane i oblik funkcije nije određen. Ipak, predstavlja način razmišljanja o ponašanju koji je u to vrijeme bio poticajan i koji se može smatrati pretečom današnjoj ADM.

Jedan od njegovih studenata, Alex Bavelas, proveo je laboratorijsko istraživanje o utjecaju strukture grupe na produktivnost i moral (Leavitt, 1951; prema Freeman, 2011). U tom eksperimentu su grupe od pet ispitanika imale zadatak riješiti problem, a njihova je međusobna komunikacija bila eksperimentalnim uvjetima ograničena tako da je svaka grupa imala različit obrazac komunikacije. Testirana su četiri obrazaca komunikacije: zvijezda (kotač), Y, lanac i krug (slika 3.3), koji su se razlikovali po stupnju centralizacije. Rezultati su pokazali da su najbrže rješavali problem grupe koje su imale strukturu zvijezde i Y-a, a najzadovoljniji su bili ispitanici u krugu, pa u lancu, zatim u Y i najmanje u zvijezdi. Taj je rad bio utjecajan u polju organizacijskog ponašanja.



Slika 3.3. Četiri obrasca komunikacije testirana u Bavelas-Leavitt eksperimentu (Borgatti, Mehra, Brass i Labianca, 2009)

Heider (1946; prema Scott, 2000) se bavio socijalnom percepcijom i stavovima. Razvio je teoriju ravnoteže, prema kojoj, čovjek teži ravnoteži, odsustvu napetosti, pokušavajući imati međusobno usklađene stavove prema drugim ljudima. Kasnije su matematičari Cartwright i Harary (1956; prema Freeman, 2004) dokazali da se grupe unutar kojih postoji neravnoteža odnosa s vremenom nužno rastave na klike. Formalizirali su novi pristup koristeći teoriju grafova kao matematičku mjeru odnosa između točaka i linija. Teorija grafova uključuje kombinatoriku i topologiju. U najnovijim mrežnim modelima koristi se i teorija igara (vidi: Jackson, 2010).

Ključni za razvoj ADM su i antropolozi Radcliffe-Brown i Nadel (1957; prema Freeman, 2004), koji su se bavili odnosima srodstva. Bitni su i Warner, Mayo, Roethlisberger i Dickson (1932; prema Freeman, 2004) koji su empirijski utvrdili postojanje neformalnih grupa unutar radnih organizacija za vrijeme proučavanja utjecaja fizičkih uvjeta na radnu učinkovitost u tvornici, tzv. „bank wiring study“ u seriji eksperimenata Hawthorne

istraživanja¹³ (Scott, 2000; Freeman, 2004, 2011). U tom je istraživanju zabilježeno jedno od najranijih korištenja grafičkih prikaza kontakata među radnicima.

Nastali su brojni centri koji su se bavili mrežnim pristupom, ali su djelovali nezavisno jedni od drugih. To se mijenja u '60-im i '70-im godinama 20. stoljeća, kada se pristupi nastali u različitim poljima društvenih znanosti spajaju u jedinstveno i koherentno polje koje utjelovljuje tzv. strukturalnu perspektivu. Sociolog Harrison White je dodatno razvio matematičke aspekte ADM i tako preveo mnoge važne koncepte iz društvenih znanosti, poput „društvene uloge“ u matematičku formu koja je dopuštala njihovo mjerenje i modeliranje. On i njegovi kolege su razvili mnogo važnih teorija i proveli bitna istraživanja u okviru mrežnog pristupa da „društveni znanstvenici, bez obzira iz kojeg polja, više nisu mogli ignorirati tu ideju“ (Freeman, 2004, str. 127). U polju informacijskih znanosti se 1965. Price počinje baviti citatnim mrežama, pri čemu kvantitativno analizira kako se radovi međusobno citiraju (radovi su čvorovi, a citati su usmjerene veze).

Travers i Milgram (1969) su nizom eksperimenata u socijalnoj psihologiji demonstrirali da su bilo koje dvije osobe na svijetu spojene, odnosno odvojene, sa samo nekoliko koraka (poznatika) – tzv. fenomen „malog svijeta“. Nedugo potom sociolog Granovetter (1973) je dokazao važnost tzv. slabih veza za pojedinca i društvo u cjelini. Ta će važna istraživanja biti detaljnije opisana u poglavlju o teorijama mreža.

U kasnim 90-ima dolazi do revolucionarne promjene u polju analize društvenih mreža (Freeman, 2011). Naime, dolazi do „invazije fizičara“ (Bonacich, 2004, str. 285), ali i znanstvenika iz drugih polja prirodnih i tehničkih znanosti. Povod je bila ogromna količina strukturalnih podataka - o internetskim mrežama, genetičkim i metaboličkim vezama, prometnom sustavu, za koje su trebali intelektualne i računske alate. ADM se pokazala kao primjerena metoda čije su postojeće teorije i alate rafinirali, ali i razvili nove. Ponekad su „ponovo otkrili“ već utvrđene tehnike i poznate rezultate, ali često su doprinijeli novim pogledima na ADM i njenim analitičkim postupcima (Freeman, 2011). Međutim, prema Freemanu (2011) i Doreianu (2010), fizičari su u velikoj mjeri ignorirali dotadašnju literaturu o društvenim mrežama što je otežalo napore sjedinjavanja mrežnog pristupa. Jednostavno su preuzeli istraživačke teme koje su uvijek bile dio analiza društvenih mreža i promatrali ih kao da su teme u fizici. To je rezultiralo iritiranošću, i određenom dozom ljubomore, od strane

¹³ Robins (2013) primjećuje da se to istraživanje rijetko opisuje u većini modernih udžbenika koji spominju Hawthorne efekt, što smatra posljedicom teoretskih i metodoloških tenzija između socijalne psihologije i mrežnog pristupa.

istraživača mrežnog pristupa u društvenim znanostima. U novije vrijeme, fizičari se sve češće bave društvenim mrežama (tzv. sociofizičari) i sve više citiraju radove o mrežnom pristupu iz društvenih znanosti, dok se „društvenjaci“ još uvijek opiru citiranju fizičara jer ih smatraju „stranim uljezima“ (prema Freeman, 2011, str. 19).

Danas bi bilo lakše nabrojati discipline koje se ne koriste mrežnim pristupom, od onih koje ga primjenjuju. Posljednjih nekoliko godina obilježeno je razvojem teorija, modela, a posebno metodologije, zahvaljujući većim računalnim mogućnostima suvremene tehnologije i razvoju specijaliziranih softverskih programa¹⁴. Može se zaključiti da je nastanak i razvoj mrežnog pristupa ilustracija znanstvenih suradnji i društvenih mreža znanstvenika. Opisuje primjere i barijere suradnji, direktnih i posrednih utjecaja, utjecaja povijesnog konteksta na razvoj discipline, te ponašanja znanstvenika, npr. kod citiranja. U povijesti znanosti su ti fenomeni obično vezani uz formiranje novog interdisciplinarnog polja – u ovom slučaju, znanosti o mrežama (eng. *network science*).

3.3 Različite perspektive mrežnog pristupa

Brandes, Robins, McCranie i Wasserman (2013) u uvodniku prvog broja časopisa *Network Science*¹⁵ iznose uvjerenje i tvrdnju da je znanost o mrežama posebna disciplina u nastajanju koja prelazi tradicionalne disciplinarne granice. Znanost o mrežama se temelji na konceptualnom jedinstvu različitih disciplina; ontološkoj¹⁶ predanosti primarne važnosti odnosa među različitim entitetima. Psiholog Robins (2013) ukazuje na širenje i sve veću upotrebu mrežnog pristupa u brojnim disciplinama: informacijskim znanostima, matematici, komunikologiji, inženjeringu, upravljanju i organizacijskim znanostima, ekonomiji, političkim znanostima, psihologiji, antropologiji, javnom zdravstvu, medicini, fizici, statistici, sociologiji, zoologiji (ponašanje životinja), biologiji i povijesti. Naglašava da su u toj listi najbrojnije društvene znanosti, među kojima je i psihologija. Nadalje, procjenjuje da je

¹⁴ Koliko je razvoj dinamičan i brz, svjedoči podatak da je u 2013-oj i u prvih par mjeseci 2014 godine objavljeno preko 1535 radova koji su se bavili ADM, od kojih je oko 10% iz psihologije, ne uključujući časopise iz multidisciplinarnih i srodnih polja (prema bazi WoS).

¹⁵ Prvi broj je izašao u travnju 2013., u izdanju Cambridge University Pressa i u potpunosti je dostupan online na adresi: <http://journals.cambridge.org/action/displayIssue?jid=NWS&volumeId=1&seriesId=0&issueId=01>. Namjera časopisa je pomoći u razvoju polja znanosti o mrežama koje prelazi disciplinarne granice. Najvažnija polja koja uključuje su: informacijske znanosti, informatika i matematika, komunikacija, inženjering i upravljanje, ekonomija, političke znanosti i psihologija, javno zdravstvo i medicina, fizika, statistika i sociologija.

¹⁶ Ontologija je obrazac podatka koji predstavlja koncepte unutar neke domene i odnose između tih koncepata.

mrežna perspektiva možda najrelevantnija za socijalnu, organizacijsku, razvojnu psihologiju i psihologiju obrazovanja.

Robins (2013) navodi da je u 70-im godinama prošlog stoljeća prevladavalo nepovoljno raspoloženje unutar psihologijske discipline prema mrežnom pristupu, koje on slikovito opisuje kao period „rastave“. Taj povijesni jaz pripisuje razlikama između individualiziranih istraživačkih nacrti i nacrti utemeljenih na sistemskom pristupu, te zaključuje da se taj jaz tek počeo premošćivati.

Robins i Kashima (2008) opisuju teoretske i metodološke tenzije koje su dovele do smanjenog interesa za mrežni pristup u psihologiji za vrijeme porasta istraživanja socijalne kognicije u 70-im godinama. Čak i danas, kad postoji dramatičan rast istraživanja i metoda proizašlih iz ADM, uključujući nove ideje iz fizike i drugih disciplina, Mason i sur. (2007) zaključuju da mrežni pristup ne izaziva dovoljno pažnje u psihologiji. Međutim, Robins i Koshima (2008) ističu da je jaz između psihologije i mrežnog pristupa dvosmjernan: mrežni analitičari su nerado pripisivali motivacije i ostale psihološke osobine čvorovima u svojim grafovima. Prema radikalnoj strukturalnoj poziciji, sve što je potrebno za razumijevanje društvenog ponašanja u mrežama jest struktura tih mreža (Dorien, 2010). Rezultat takvog shvaćanja je nedovoljno zahvaćanje pojedinca u teorijama mrežnog pristupa. S druge strane, postoji i radikalna psihologijska (individualistička) pozicija, prema kojoj sve što je potrebno za razumijevanje percepcije, motivacije, kognicija i raspoloženja ljudi jesu pojedinci, skup instrumenata i eksperimentalni nacrt koji kontrolira sve ostalo. Rezultat takvog shvaćanja je da istraživanja u socijalnoj psihologiji često ne daju dovoljno pažnje društvenim kontekstima, strukturama i sistemima. Prema Robinsu i Kashimi (2008), većina istraživanja u socijalnoj psihologiji ne bavi se time kako se pojedina ponašanja kumuliraju u društveni sustav koji može povratno djelovati na socijalne procese pojedinca.

Istraživanja koja se bave pitanjem koji je efekt pozicije u mreži na neke važne ishode za pojedinca, mogu se krivo shvatiti kao da podrazumijevaju da dobiveni efekti proizlaze direktno iz mreže. No, kao što Burt¹⁷ i suradnici (2013) naglašavaju, ne ponašaju se mreže, već pojedinci. Mreža može pospješiti ili inhibirati neku radnju, ali izvor te radnje je pojedinac. Često se postavlja teoretsko pitanje smjera i veličine djelovanja pojedinca s jedne strane, te njegove mreže/pozicije s druge strane, te koliko je uopće bitna psihologija pojedinca u mreži. Rasprava o doprinosu situacijskih nasuprot osobnih faktora ponašanju nije ništa novo.

¹⁷ Sociolog Ronald Burt je tek u novije vrijeme promijenio svoje radikalno stajalište prema kojem je ličnost posljedica pozicije pojedinca u mreži.

Zaključak rasprava takve vrste jest da su obje skupine faktora bitne, ali najveći je interakcijski efekt na ponašanje (Furnham i Jaspers, 1983; prema Argyle, 1994). Procjenu relativnog doprinosa pojedine skupine faktora i njihovog interakcijskog efekta mogu dati samo longitudinalna istraživanja, dok ostali metodološki pristupi, ovisno od perspektive od koje polaze, nužno pripisuju jedan dio interakcijskog efekta, jednom od ta dva faktora.

U debati o smjeru kauzalnosti pozicije pojedinca u mreži i njegovih osobina ličnosti, važni su rezultati bihevioralno genetičkog istraživanja Fowlera, Dawesa i Christakisa (2009). Na uzorku od 1 110 blizanca adolescentne dobi, koristeći metodu intervjua mjerili su egocentrične mreže prijateljstva. Utvrdili su da se gotovo pola varijance tranzitivnosti (ako pojedinac ima prijatelja A i prijatelja B, kolika je vjerojatnost da su A i B također prijatelji) i *in-degree*¹⁸ mjera (broj učenika koji su ga naveli kao svog prijatelja) te više od jedne četvrtine varijance međupovezanosti mogu objasniti genetskim varijacijama. Velik postotak varijance se može pripisati i nedijeljenoj okolini, a vrlo mali postotak dijeljenoj okolini, što je u skladu s rezultatima koji se dobivaju za većinu osobina ličnosti. Iako je moguće da su varijacije u individualnim društvenim mrežama rezultat osobina ličnosti, ipak je neobično da svojstva mreže pokazuju značajnu heritabilnost. Prema Jacksonu (2009), taj nalaz ima važne implikacije na razmišljanja o tome kako se formiraju mreže. Pretpostavljaju se dva načina na koji genetika može djelovati na mrežne karakteristike pojedinca: preko pasivnih karakteristika, poput atraktivnosti ili neke druge osobine koja utječe na to kako drugi ljudi percipiraju i ponašaju se prema osobi, te preko aktivnih karakteristika, poput društvenosti pojedinca ili drugih osobina koje utječu na njegovo ponašanje. Pasivne karakteristike mogu biti dovoljne za objašnjenje *in-degree* mjere i međupovezanosti, ali nije vjerojatno da takve osobine direktno utječu na vjerojatnost da su prijatelji pojedinca i sami međusobno prijatelji. Samo aktivna karakteristika, poput sklonosti osobe da upozna svoje prijatelje jedne s drugima, može objasniti heritabilnost tranzitivnosti¹⁹. Autori istraživanja taj su model nazvali „*Attract and Introduce*“. Ukupno uzevši, dobiveni rezultati su snažan argument da je pri modeliranju društvenih mreža jednako važno uzeti u obzir individualne karakteristike kao i strukturalne procese.

¹⁸ *In degree* je vrsta centralnosti kod usmjerenih veza, označava broj veza koje su inicirane ili percipirane od strane drugih osoba – npr. koliko osoba u grupi nominira nekog aktera x kao prijatelja je njegov *in-degree*. *Out degree* je broj prijatelja koje je kao takve nominirao sam akter x.

¹⁹ Međutim, zbog postojanja negativnog odnosa između *in-degree* mjere i tranzitivnosti (osobe s većim brojem prijatelja, imaju manju razinu tranzitivnosti), trebalo bi provjeriti nestaje li genetska komponenta varijacija u tranzitivnosti kada se uklone varijacije u tranzitivnosti povezane s varijacijama u *in-degree* mjeri (Jackson, 2009).

Iako su različiti teoretski pogledi zasigurno djelovali na manjak interesa psihologa za ADM, vjerojatnije je da su razlozi bili, i jesu, više praktične prirode. S jedne strane, ADM je metodološki i analitički kompleksno područje, za koje je poželjno posjedovati niz tehničkih vještina. To za istraživača konkretno znači - ulaganje puno truda i vremena u njihovom savladavanju. S druge strane, poticaji za takva ulaganja bili su manji u polju psihologije u odnosu na npr. sociologiju ili informacijske znanosti. Psiholozi rijetko imaju pristup podacima koji bi zahtijevali ili omogućavali mrežne analize za razliku od npr. fizičara i scientometričara. Moguće ih je prikupiti opažanjem ili drugim metodama – u čemu su mnogi uspjeli, npr. Totterdell i sur. (2008); Mehra i sur. (2001), ali takva istraživanja, osim što su metodološki vrlo zahtjevna, sa sobom povlače i niz specifičnih etičkih pitanja (vidi: Borgatti i sur., 2013; Borgatti i Molina, 2001).

U specijalnom izdanju časopisa *Journal of Mathematical Psychology* posvećenom mrežnom pristupu radi poticanja boljeg i produktivnijeg presjeka s psihologijom, Robins (2013) opisuje temeljne ideje i metode ADM, te objašnjava važnost međuzavisne prirode podataka dobivenih ADM pristupom i njeno različito poimanje u odnosu na standardne psihologijske analitičke pristupe.

Tablica 3.6
Različiti pristupi istraživanja mreža koautorstva

<i>Pristup</i>	<i>Karakteristike i primjeri novijih istraživanja</i>
Znanosti o mrežama	obično veći uzorci; arhivski podaci ; makrorazina i dinamika mreža (Newman, 2001a, 2001c; Barabási i sur., 2002), mikro i makro razina (Perc, 2010; De Stefano i sur.,2013)
Scientometrijski	veći uzorci; arhivski podaci (bibliometrijski), formalne i dokumentirane veze suradnje ili citiranosti, različite jedinice analize: rad (Price, 1966, Uddin i sur.,2013), pojedinac (Li i sur., 2013), institucija (Lazega i sur., 2006), polje (Abbasi i sur., 2010, 2012), ego mreže koautorstva (Rumsey-Wairepo, 2006; Kuzhabekova, 2011)
<i>Iz društvenih znanosti</i>	
Psiholološko-organizacijski	manje grupe ispitanika (unutar organizacija), ispitivanje neformalnih veza, metoda opažanja ili anketno ispitivanje, korištenje preciznih mjera drugih osobina pojedinca (Brass i sur., 2004; Burt i sur.,2013); mreže koautorstva psihologa (Hernandez, 2012; Blakeslee i Keller, 2012; Letina i sur., 2012)
Sociološki	veće grupe ili grupa ispitanika; fokusira se na sastav mreže (sociodemografski atributi čvorova); metode opažanja, ili arhivski podaci, ispitivanje i formalnih i neformalnih veza, razina mreže i razina grupa (Moody, 2004, Kronegger i sur., 2011)
Ekonomski	arhivski podaci, makrorazina (Van der Leij i Goyal, 2010) i dinamika mreže (Cainelli i sur., 2010) i mikrorazina (Ductor i sur., 2011), ego mreže i neformalne veze (Coromina i sur., 2008)

Zahvaljujući uključenosti različitih disciplina u istraživanjima društvenih mreža općenito, i mreža koautorstva, specifično, unatoč istoj metodologiji postoje različiti pristupi. Tablica 3.6 opisuje neke istaknutije pristupe. Ne radi se o strogo odvojenim pristupima, već o međusobno preklapajućim kategorijama i mnoga istraživanja zapravo pripadaju u više njih. To je

proizvoljna podjela koja služi samo kao orijentir u daljnjem pregledu, te je samo jedna od mogućih²⁰.

Relacije među koautorima se mogu promatrati na tri razine: razina pojedinca, podgrupe i čitave mreže. Na razini pojedinca je moguće analizirati različite obrasce veza, te direktne i indirektno veze pojedinca u svrhu boljeg razumijevanja uloge koju pojedinac ima u mreži. Na razini podgrupa, moguće je izvršiti analize u cilju određivanja grupiranja znanstvenika kao odraz različitih lokacija, institucija, pristupa i problematika kojima se bave. Naposljetku, na razini čitave mreže mogu se dobiti informacije o sastavu, raznolikosti te općenitom obrascu odnosa među znanstvenicima u npr. nekom znanstvenom polju ili zemlji.

Takav višerazinski pristup je vrlo prikladan jer je koautorstvo složen fenomen koji je moguće istraživati na različitim razinama. Na mikrorazini pojedinih radova, znanstvenika, na mezorazini radnih grupa, institucija ili na makrorazini polja i područja znanosti te država. Te razine su u međusobno složenom odnosu, i na njih utječu razni faktori, ne nužno na jednak način.

Tablica 3.7 prikazuje dvije osnovne razine koje je moguće ispitivati na temelju cjelovite mreže: mikrorazina - razina pojedinih akterima u cjelokupnoj mreži, te makrorazina - razina svojstava strukture mreže. Navedeni su i primjeri istraživačkih problema na koje se pokušava odgovoriti na različitim razinama, te status mrežnih varijabli. U narednom poglavlju opisati ćemo teorije i istraživanja vezane uz svaku od razina.

Tablica 3.7
Vrste istraživanja mreža klasificirane prema smjeru kauzalnosti i razini analize (prilagođeno iz Borgatti i sur., 2013, str. 7)

	Mrežne varijable kao nezavisne/eksplanatorne	Mrežne varijable kao zavisne/ishodi
Razina mreže (makrorazina)	Duljina (kratkoća) putova u mreži komunikacije grupe za predviđanje sposobnosti grupe u rješavanju problema	Vrsta organizacijske kulture (naglasak na kooperaciji ili kompeticiji) za predviđanje strukture mreže povjerenja
Razina čvora (mikrorazina)	Centralnost u organizacijskoj mreži povjerenja za predviđanje promaknuća	Ekstraverzija za predviđanje tko će biti centralan u mreži prijateljstva

²⁰ I vjerojatno je pod utjecajem perspektive autora teksta: npr. demograf Kalmijn (2003) opisuje dva moguća pristupa u istraživanju mreža socio-psihološki pristup i sociološki (ili sociodemografski) pristup.

3.4 Makrorazina

U socijalnoj psihologiji se kod istraživanja društvenih procesa poput suradnje, društvenog utjecaja, moći, formiranja stavova, stvaranja i održavanja odnosa, pomoću dobro kontroliranih laboratorijskih istraživanja izolira, manipulira i mjeri pojava od interesa na razini pojedinca. Iako se tako mogu utvrditi kauzalni odnosi, takav pristup ne daje spoznaje o tome što se događa u širem društvenom kontekstu kroz vrijeme (Mason, Conrey i Smith, 2007). Tako se zanemaruje višesmjerna i dinamična priroda društvenih odnosa. Osim toga, kao što istraživači koji se bave „složenim adaptivnim sustavima“ naglašavaju (npr., Resnick, 1994; prema Mason i sur., 2007), procesi na razini pojedinca se obično kombiniraju i dovode do složenih sustava koji imaju neintuitivna svojstva. Razumijevanje toga kako se stavovi ili ponašanja šire u populaciji, psiholozi tipično prepuštaju sociolozima i drugima koji se zanimaju za više, agregirane razine analize. Međutim, obrasci povezanosti, protoka informacija i utjecaja u grupama i populaciji, mogu imati snažan utjecaj na individualnoj razini. S druge strane, znanstvenici iz sociologije, politologije, ekonomije i fizike bave se agregiranim ishodom na razini grupa ili populacija, zaobilazeći psihološke procese na razini pojedinca. Mason i suradnici (2007) smatraju da će razumijevanje društvenih procesa biti postignuto jedino integracijom ta dva pristupa.

Drugim riječima, psiholozi se obično fokusiraju na mikrorazinske procese, ali uzimanje u obzir šireg društvenog konteksta i mreže unutar koje se ti procesi događaju te njene vremenske dinamike, omogućilo bi još bolje razumijevanje mnogih društvenih ponašanja kojim se psihologija bavi.

Kod istraživanja znanosti dugo je postojao interes povezivanja znanstvene produkcije s mrežnim strukturama znanstvenih zajednica. Društvena struktura odnosi se na obrazac odnosa među jedinicama analize – znanstvenicima, i ima važne posljedice na brzinu i efikasnost širenja ideja i informacija (Marsden, 1990; Newman, 2010). Pritom su predlagani različiti modeli procesa koji dovode do koautorstva (suradnje) i kojima je cilj objasniti velike znanstvene mreže i predvidjeti znanstvenu produkciju.

Matematičari i fizičari su, nadahnuti istraživanjima iz psihologije i sociologije te zbog potrebe razumijevanja podataka iz različitih domena (npr. podaci o vezama internetskih stranica, podaci o epidemijama, terorističkim organizacijama, genima) razvili modele kojima su pokušali opisati i objasniti razvoj, strukturu i druga osnovna svojstva realnih mreža. Opisat ćemo ključne modele (prema Barabási, 2012): model slučajnih mreža, model malog svijeta i nerazmjerni model - tzv. model preferencijalnog povezivanja (PP). U tablici 3.8 su opisana

njihova osnovna svojstva, koja se obično koriste za opis mreža na makrorazini: prosječna duljina puta (razmak), distribucija stupnjeva (veza) i koeficijent grupiranja, te mehanizam koji djeluje u njihovom nastajanju. Ukratko su opisane prednosti i nedostaci modela i navedeni primjeri stvarnih mreža koje ti modeli dobro opisuju. Iako se u literaturi modeli često koriste, obično se podrazumijeva da je čitatelj u dovoljnoj mjeri upoznat s njihovom osnovnom logikom. U svrhu potpunijeg razumijevanja, najprije ćemo u najosnovnijim crtama opisati nastanak i osnovne ideje navedenih modela.

Tablica 3.8

Očekivana svojstva mreža prema tri osnovna modela mreža

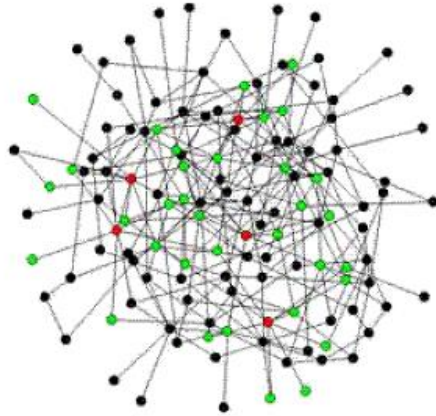
<i>Model</i>	<i>Slučajna mreža</i>	<i>"Mali svijet"</i>	<i>Preferencijalno povezivanje</i>
<i>Svojstva</i>	Erdős i Rényi (1959)	Watts i Strogatz (1998)	Barabási i Albert (1999)
Razmak (l)	Mali	Mali	Mali
Koeficijent grupiranja	Mali	Visok	Visok*
Distribucija stupnjeva	Poissonova	Poissonova	Nerazmjerna (<i>scale-free</i>)
Mehanizam	Slučajnost	Postojanje rijetkih veza među grupama	Novi čvorovi biraju dobro povezane
Prednosti	Koristan model za usporedbu	Objašnjava statičke mreže	Uzima u obzir rast; može objasniti veći broj koncentratora
Nedostaci	Ne odgovara većini stvarnih mreža	Ne uzima u obzir rast, ne može objasniti postojanje koncentratora; distribucija stupnjeva ne odgovara opažanjima	Nije jedini mehanizam nastanka veza; precjenjuje vjerojatnost nastajanja koncentratora; nije dovoljan za opisivanje opaženih mreža
Primjer stvarne mreže	Romantične veze među srednjoškolcima	Neke mreže koautorstva	Mreža koautorstva, citatne mreže, mreže web stranica, mreže seksualnih kontakata, mreža glumaca, itd.

* Mreža nastala preferencijalnim povezivanjem ne mora imati visok koeficijent grupiranja, ali u realnim mrežama ga često ima.

3.4.1 Slučajne mreže

Matematičari Paul Erdős i Alfréd Rényi (1959) su u okviru teorije grafova razvili model slučajne mreže ili slučajnog grafa²¹. Teorija grafova se bavila regularnim grafovima gdje svaki čvor ima točno isti broj veza, koji imaju jasnu i uređenu strukturu, ali su autori uvidjeli da stvarne mreže ne pokazuju jasnu strukturu, nisu regularne i vrlo su složene. Slučajne mreže ili slučajni graf (slika 3.4) je graf s N čvorova gdje je veza između svakog od parova čvorova jednaka i nastaje prema unaprijed određenoj vjerojatnosti $G(N, p)$. Slovom G se označava graf (mrežu), a p vjerojatnost nastajanja veze.

²¹ Autori teorije, i većina znanstvenika danas, nisu znali da su gotovo desetljeće prije njih, slučajne mreže opisali Solomonoff i Rapaport (1951). Nagada se da njihov rad nije prepoznat jer „mu nedostaje matematička ljepota“ koju je imao rad ovih autora (Barabási, 2002, str. 238).



Slika 3.4. Primjer slučajne mreže (Barabási, 2012)

Određeni N i p ne opisuju samo jednu moguću mrežu, moguće su različite realizacije mreža koje se ne razlikuju s obzirom na ta dva parametra. Što su veći N i p , veći je broj različitih mogućih slučajnih grafova.

Mreža nastaje tako da isprva postoji neki zadani broj izoliranih čvorova, između kojih se nasumce dodaju veze. Svi čvorovi, bez obzira na svoje atribute, imaju jednaku šansu da će dobiti vezu, odnosno veza može nastati između bilo koja dva čvora. Nakon većeg broja nasumičnog dodavanja veza, neki čvorovi će imati više veza, a neki manje. Ako je mreža dovoljno velika, gotovo svi čvorovi će imati približno isti broj veza. Također, nastat će skupine malih i izoliranih grupa čvorova. Kad se u graf unese dovoljni broj veza, tako da svaki čvor ima prosječno jednu vezu, pojavljuje se jedna velika grupa međusobno povezanih čvorova, koja se naziva glavnom komponentom. Ta se pojava naziva perkolacija, i označava fazni prijelaz u kojem skup čvorova čini „zajednicu“. Kako se broj prosječnih veza po čvoru povećava preko jedan, broj čvorova koji nisu povezani s velikom grupom eksponencijalno se smanjuje. Dakle, prag za nastajanje velike komponente je jedna veza po čvoru. Ako čvorovi imaju u prosjeku manje od jedne veze, mreža – nastala po principu slučajja, se raspada na male nepovezane grupe. Dakle, kad je prosječni stupanj centralnosti veći od jedan dolazi do kritične točke u kojoj se formira glavna komponenta koja sadrži oko 90% ili više članova mreže (Barabási, 2002; Newman, 2000; 2010).

U regularnim mrežama akteri su direktno povezani samo sa svojim susjedima, ali put prema udaljenom čvoru se sastoji od mnogo posrednih veza. U takvim mrežama je put dug, a grupiranje visoko. U slučajnim mrežama članovi su povezani nasumično jedan s drugim pa je niska vjerojatnost da će dva altera koji su u vezi s nekim čvorom i sami biti u direktnoj vezi. Drugim riječima, kako su veze nezavisne i imaju jednaku vjerojatnost p , koeficijent

grupiranja (C - vjerojatnost da su dva altera nekog čvora međusobno direktno povezana) slučajne mreže je malen. Za fiksni prosječni stupanj centralnosti (d) što je N veći, C je manji. Stvarne mreže imaju male razmake, kao i slučajne mreže, ali je C nekoliko puta veći. Postoji još jedno svojstvo s obzirom na koje se slučajne mreže razlikuju od realnih – distribucija stupnja centralnosti. Distribucija stupnja centralnosti (broja veza) u slučajnoj mreži ima oblik binomne ili Poissonove distribucije. Što je veličina mreže veća, distribucija postaje uža. Poissonova distribucija ne ovisi eksplicitno o broju čvorova. Predviđa da su distribucije stupnjeva slučajnih mreža s istim prosječnim stupnjem (k), ali različitih veličina, gotovo jednake (osim ako se ne radi o vrlo malim mrežama).

Preneseno na društvene mreže, dovoljno je postojanje samo jedne veze po čvoru za nastajanje povezanosti, za formiranje društva. Zatim, kako u slučajnim mrežama prevladavaju prosjeci, u tim mrežama će većina ljudi imati podjednak broj znanaca, a kod drugih vrsta mreža bi takav princip nastanka veza značio da će npr. većina neurona biti povezana s podjednakim brojem drugih neurona, većina tvrtki trgovati s podjednakim brojem drugih tvrtki. Drugim riječima, prema modelu slučajnih mreža, priroda nasumično dodjeljuje veze i dugoročno nijedan čvor nije niti povlašten niti zanemaren. Vjerojatnost da će u mreži postojati čvor s vrlo malim ili vrlo velikim brojem veza eksponencijalno je mala. Većina čvorova ima sličan broj veza. Što je veličina slučajne mreže veća, to su čvorovi sličniji po tome koliko veza imaju. Prema tome, slučajno društvo bi se sastojalo od uglavnom prosječnih pojedinaca i svi bi imali otprilike jednak broj prijatelja. Gotovo da ne bi postojali pojedinci koji su vrlo popularni ili pak osamljeni.

Model slučajnih grafova je dugo bio vodeći okvir za proučavanje složenih mreža (Barabási, 2002). Ali, rastući interes za proučavanje društvenih i drugih vrsta mreža (npr., informacijskih, prometnih) naveo je mnoge da preispitaju postavku prema kojoj slučajni grafovi predstavljaju dobar model za opisivanje realnih kompleksnih sustava, npr. društva, žive stanice, komunikacijske mreže ili ekonomije. Jesu li realne mreže koje predstavljaju kompleksne sustave kao mreža znanstvenika fundamentalno slučajne? Ljudi ne biraju svoje poznanike nasumce. Intuicija nam govori da realni kompleksni sistemi moraju imati neke organizacijske principe koji bi se trebali odraziti i na matematički model koji ga opisuje, i prema tome razlikovati se od modela slučajnih mreža. Dakle, osim navedenih neslaganja slučajne mreže s opaženim svojstvima stvarnih mreža, postavka o isključivo slučajnom stvaranju veza među ljudima ne čini se vjerojatnom.

Treba napomenuti da autori, Erdős i Rényi, nisu ni imali namjeru primijeniti svoj model na realni svijet, već samo matematički usavršiti teoriju grafova. Pokušali su pronaći najjednostavnije moguće objašnjenje za složene pojave, a mehanizam slučajnosti je bio odgovarajuća polazna pretpostavka (Barabási, 2002).

Iako se empirijski pokazalo da osim kratke prosječne duljine puta (l) svojstva slučajne mreže ne odgovaraju svojstvima stvarnih mreža (uz spomenuta neslaganja, različite su i distribucije stupnjeva, te u realnim mrežama ne postoji fazni prijelaz u glavnu komponentu), model slučajnih mreža se pokazao kao koristan referentni okvir jer omogućuje zaključivanje u kojoj mjeri kod opaženih mreža djeluje mehanizam slučajnosti (Barabási, 2002; 2012). Odnosno, na osnovi ove teorije možemo predvidjeti kakva su svojstva mreže ukoliko je mreža nastala slučajem. Usporedbe vrijednosti²² slučajnih mreža s opažanim omogućuju nam utvrđivanje toga da li za naš skup podataka ipak postoji neki organizacijski princip prema kojem mreža nastaje. Ako vrijednosti odstupaju od predviđenih prema teoriji slučaja, možemo zaključiti da djeluje neki drugi mehanizam.

Za razliku od regularnih mreža (rešetke), slučajne mreže, kao i stvarne, imaju mali razmak. Prvi empirijski dokazi o postojanju malog razmaka u društvenoj mreži - da su bilo koje dvije osobe na svijetu spojene, odnosno odvojene, sa samo nekoliko koraka (poznatika) – tzv. fenomen „malog svijeta“, došli su nešto kasnije upravo iz područja socijalne psihologije.

3.4.2 Model malog svijeta

Travers i Milgram (1969) su nizom eksperimenata demonstrirali fenomen malog svijeta. Zbog važnosti tog rada za daljnji razvoj teorija mreža, slijedi njegov kratak opis. Stanley Milgram (1967)²³, poznat po svom eksperimentu o poslušnosti autoritetu (1963), nije bio svjestan literature o slučajnim mrežama, ali je na njega utjecala teorija matematičara Kochena i politologa Poola (1978)²⁴ da su bilo koje dvije osobe na svijetu povezane relativno

²² Te vrijednosti se lako generiraju u većini programa koji se koriste u analizi velikih mreža (npr. Gephi). Izračunavaju se na temelju broja čvorova u stvarnoj, opaženoj mreži, i njene gustoće, koja pokazuje koja je vjerojatnost nastanka veze između bilo koja dva čvora. Svojstva tako dobivene slučajne mreže se uspoređuju s svojstvima koje ima realna mreža, koja je predmet istraživanja, te se na temelju sličnosti, odnosno razlika u tim vrijednostima zaključuje da li je i u kojoj mjeri djelovao princip slučajnosti pri nastanku veza. Zaključci u analizama te vrste nisu statističke, već deskriptivne prirode. Međutim, to se obično ne smatra problematičnim jer se implicitno polazi od pretpostavke da se radi o populacijama, a ne uzorcima (vidi Kronegger i sur., 2011, Cainelli i sur., 2010).

²³ Manje je poznato da je Milgram diplomirao politologiju, a na doktorskom studiju iz socijalne psihologije na Harvardu je isprva bio odbijen i upisan je tek nakon položenih razlikovnih ispita (Blass, 2004).

²⁴ S njihovim radom su bili upoznati mnogi znanstvenici mnogo prije nego što je bio formalno objavljen.

kratkim lancem posrednika, budući da, kako su utvrdili, prosječna osoba ima od 500 do 1500 poznanika²⁵ (Barabási, 2002; Newman, 2010). Stoga je osmislio eksperiment²⁶ kojem je cilj bilo pronaći „razmak“ između bilo koje dvije osobe u SAD-u. Poslao je 96 paketa nasumce izabranim osobama iz telefonskog imenika američkog grada Omaha (država Nebraska). Svaki od tako izabranih sudionika je zajedno s paketom dobio i upute koje su sadržavale zamolbu da se „pošiljka“ pošalje specifičnoj osobi (Milgramovom prijatelju) u Bostonu (država Massachusetts) koji je više od tisuću kilometara udaljen, na drugom kraju SAD-a. Jedine informacije o primatelju pošiljke koje su sudionici imali bile su: njegovo ime, adresa i zanimanje. Međutim, sudionicima nije bilo dopušteno da jednostavno pošalju paket direktno na adresu, osim u slučaju ako tu osobu poznaju. Ukoliko ne poznaju osobu koje je bila „meta“, zamoljeni su da paket pošalju nekome koga poznaju i za koga misle da postoji velika šansa da će poznavati tu osobu ili pak nekoga tko je poznaje. Primjerice, tako su mogli poslati pošiljku nekome tko živi u Massachusettsu ili nekoj osobi koja je u istoj profesiji kao i „meta“. Kome god da su poslali, ta je osoba po istim uputama trebala poslati dalje nekom svom poznaniku, i tako sve dok pošiljka ne dođe do pravog primatelja. Budući da se tako postupak odvijao između osoba koje su poznanici, broj posrednih pošiljatelja (duljina puta) bi predstavljala gornju granicu geodezijske udaljenosti. Geodezijska udaljenost je minimalni broj veza koji stoji između dvije osobe²⁷. Od svih poslanih pošiljki, na kraju eksperimenta 18 je došlo do primatelja, a prosječna duljina puta iznosila je 5,9 - posredovalo je oko 6 osoba, što je iznenadilo i samog Milgrama²⁸.

To istraživanje je pokazalo da unatoč velikom broju ljudi, živimo u malom svijetu jer nas od svakog dijeli tek nekoliko posrednika. Otuda potječu izrazi „mali svijet“ i „6 stupnjeva razdvojenosti“²⁹ koji opisuju ideju da smo od bilo koje osobe u svijetu odvojeni (tj. povezani) sa samo šest kontakata.

²⁵ Barabási (2002) je pokušao odgovoriti na pitanje od koga je izvorno krenula ta ideja o malom broju koraka. Smatra da bi to mogao biti njegov sunarodnjak Frigyes Karinthy, mađarski pjesnik i pisac, u pripovijetci „Lanci“ u knjizi „Sve je različito“ (1929). Glavni lik predlaže okladu u kojoj treba pronaći bilo koju osobu na svijetu preko samo pet poznanika od kojeg barem jednog mora znati osobno.

²⁶ Ovdje je opisan samo prvi u nizu eksperimenata.

²⁷ Takav postupak daje procjenu gornje granice jer izabran put osoba preko kojih pošiljka dolazi do mete nije nužno najkraći mogući put koji stvarno postoji između dvije osobe.

²⁸ Milgram je 1969 natuknuo da su očekivali da će od Nebraske do Sharona (gradić blizu Bostona gdje je „meta“ imala kuću) trebati oko stotinu posrednika (prema Barabási, 2002)

²⁹ Milgram nije koristio taj izraz, već se kasnije počeo koristiti u popularnoj kulturi. To je i naziv poznate broadwayske predstave koja se na neki način bavi idejom 'malog svijeta' (Guare, 1991; prema Barabási, 2002) i društvene igre – „6 stupnjeva Kevina Bacona“.

Dobiveni rezultati predstavljaju samo aproksimaciju i utvrđeni su brojni metodološki nedostaci opisanog eksperimenta, npr. podcjenjivanje stupnja razdvojenosti jer rezultati nisu korigirani s obzirom na otpad ispitanika povezan s vjerojatnošću dovršavanja lanca. Ipak, kasnija istraživanja provedena na različite načine i u različitim kontekstima potvrdila su dobivene rezultate. Primjerice, Dodds i sur. (2003, prema Newmanu, 2010) su na velikom uzorku napravili replikaciju koristeći e-mail poruke i dobili da je duljina puta od pet do sedam koraka. Leskovec i Horvitz (2008; prema Perc, 2010) su obuhvatili oko 30 milijuna razgovora otprilike 240 milijuna korisnika Microsoft Messengera, i izvijestili da je prosječna duljina puta bila 6,6.

Činjenica je da bez obzira na veličinu, većina mreža ima osobinu da je najkraći put između bilo koja dva čvora relativno mali (Newman, 2000; 2010). Taj efekt „malog svijeta“ karakterizira mnoge realne kompleksne mreže, međutim, iako na prvi pogled izgleda, on nije posljedica nekog organizacijskog principa. Erdős i Reny su pokazali da je prosječna udaljenost između bilo koja dva čvora u slučajnom grafu, mala. Međutim, da bi nešto uistinu bilo mali svijet, osim malog razmaka mora postojati i tendencija grupiranja, koje u slučajnim grafovima nema. Na važnost tog svojstva ukazalo je istraživanje iz sociologije. Naime, otprilike paralelno s Milgramovim i Travesovim istraživanjem, sociolog Granovetter (1973)³⁰ je pokušao istražiti kako ljudi pronalaze posao. Ustanovio je da ljudi učinkovitije nalaze posao preko slabih veza (poznika) nego preko snažnih veza (prijatelja): 27.8% ispitanika pronašlo je posao preko poznika kojeg su rijetko viđali, a samo 16.7% je pronašlo posao preko kontakta kojeg su često viđali. To se tumačilo time da je manja vjerojatnost međusobnog poznavanja poznika nekog aktera, nego njegovih/njenih bliskih prijatelja. Društvo se sastoji od malih krugova prijatelja povezanih snažnim vezama. Ti krugovi su preko malobrojnih i slabih veza (znanaca) povezani s drugim krugovima. Stoga je vjerojatnije da će poznanici imati, i ako budu imali prilike, prosljediti akteru nove i njemu nepoznate informacije o prilikama za zaposlenje. Novija istraživanja (Yakubovich, 2005; prema Van der Leij i Goyal, 2010) potvrdila su da je veća vjerojatnost dobivanja posla preko slabe, nego jake veze.

³⁰ Granovetterov članak „The Strength of Weak Ties“, jedan od najcitiranijih radova u društvenim znanostima (posebno u polju sociologije), svrstava se u klasike i smatra jednim od najutjecajnijih socioloških radova ikada. Zato je zanimljivo spomenuti da tri godine prije objavljivanja nije bio prihvaćen „zbog beskrajnog niza očiglednih razloga“ od strane recenzenata jednog drugog utjecajnog sociološkog časopisa (prema Barabási, 2002).

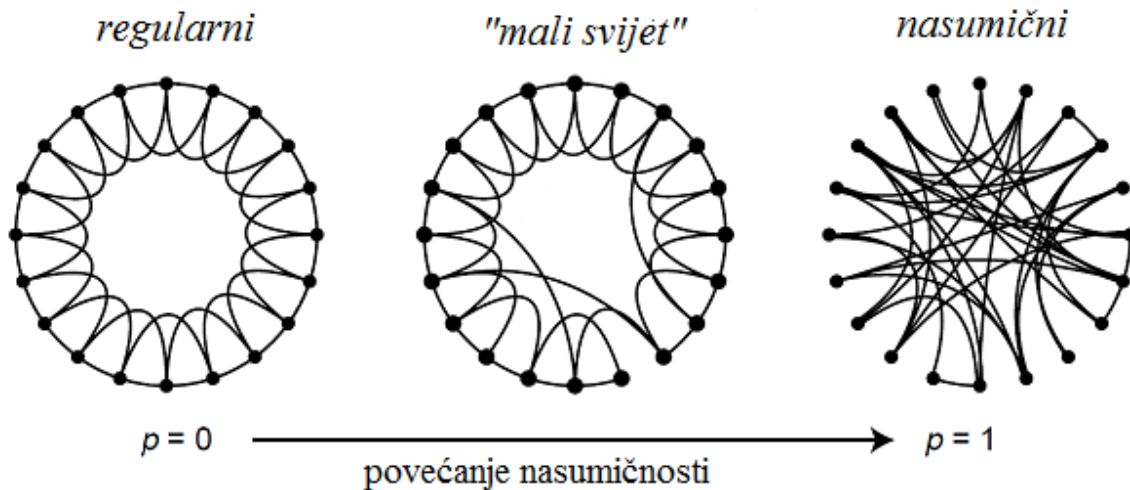
Međutim, ono što se pokazalo ključnim za teorije o strukturi stvarnih mreža, pored nalaza o snazi slabih veza, jest teoretsko objašnjenje tog fenomena pretpostavkom da je društvo strukturirano od mnogo relativno manjih grupa, koje su unutar sebe dobro povezane, ali su međusobno povezane malim brojem veza, zbog kojih nisu izolirane i zbog čega smo naposljetku svi međusobno povezani. U slučajnoj mreži - kako pokazuje niski koeficijent grupiranja, nema tih malih grupa koje su internalno dobro povezane jer su veze s drugim čvorovima dodijeljene nasumično.

Milgramov rad je zainteresirao fizičara Watta i matematičara Stogatz (1998) koji su pokušali objasniti kako je matematički moguće da u velikoj mreži postoji samo mali broj koraka koji povezuje ljude, a da istovremeno postoje grupirane strukture u većini stvarnih mreža.

U matematičkom smislu, prema teoriji grafova, veze u mreži mogu biti regularne ili slučajne (prema Eslami, 2011). U svom modelu, Watts i Stogatz su krenuli od regularne mreže (prsten na slici 3.5, posve lijevo) gdje je svaki čvor povezan s k najbližih susjeda u prstenu. Nadalje, oni su u tu mrežu sistematski unosili *nasumičnost*, podesiv parametar p , koji određuje vjerojatnost da će veza u rešetki - regularnoj mreži, biti nasumično nanovo spojena (*rewired*). Dakle, kreće se od regularne mreže u kojem su čvorovi smješteni u kružnoj mreži i povezani sa susjedima i njihovim susjedima. Potom se slučajno odabere samo nekoliko veza (dakle, p je mali), presjeku se i zatim se uspostavi veza s nekim čvorom na drugom kraju prstena. Taj proces prespajanja dovodi do nove strukture u kojoj je koeficijent grupiranja i dalje visok, zahvaljujući početnoj topologiji veza, a prosječna udaljenost i dijametar se drastično smanjuju zahvaljujući procesu mijenjanja veza (eng. *rewiring*) koji nasumično povezuje udaljene aktere u početnoj mreži. Slika 3.5 grafički prikazuje posljedice procesa prespajanja.

Povećavanjem razine nasumičnosti, u samo maloj mjeri, nastaje prsten u kojem je mali broj veza premješten i dolazi do karakterističnog obrasca za mali svijet (srednji prsten na slici 3.5). Kako se nasumičnost povećava i približava broju 1, mreža postaje tipična za slučajnu mrežu (prsten posve desno na slici 3.5). Iako za razliku od početne mreže ima malu udaljenost među čvorovima, izgubljeno je grupiranje, odnosno ima niski koeficijent grupiranja. Autori su numeričkim simulacijama pokazali da postoji relativno veliki interval vrijednosti p , između ta dva ekstrema u kojem model pokazuje dva važna svojstva malog svijeta: (i) ima kratke putove između bilo koja dva čvora u mreži, a time i manju prosječnu duljinu puta na razini cijele mreže, i (ii) uključuje grupiranje, to jest male guste dijelove mreže (Mali i sur., 2012). Tek

kad mreža ima ta dva svojstva, njena struktura se opisuje kao struktura „malog svijeta“.
 Dakle, u malom svijetu visoko grupiranje koegzistira s kratkim razmacima (Watts i Strogatz, 1998). Odnosno, mali svijet zadržava jednu osobinu slučajnih mreža (niski l) i jednu osobinu regularnih rešetki (visoki C) (Eslami, 2011), koje su u skladu s realnim mrežama. Nema



Slika 3.5. Od regularne do slučajne mreže (Watts i Strogatz, 1998)

visoku udaljenost regularnih mreža i nisko grupiranje slučajnih mreža, koje su u neskladu sa stvarnim mrežama.

Preneseno na društvene mreže, to znači da rijetke veze s osobama koje se kreću izvan našeg užeg kruga i poznanika - „udaljene“ veze, stvaraju kratke putove do ljudi u vrlo udaljenim dijelovima svijeta.

Model malog svijeta predstavlja kompromis između modela regularne mreže i modela slučajne mreže koji odgovara fenomenu malog svijeta na koji su posredno ukazali Milgram i Granovetter (1969; 1973). Uz model slučajnih mreža, model malog svijeta postao je jedan od mjerila s kojim se uspoređuju svojstva mreža dobivena na različitim podacima.

U mreži znanstvenika

Struktura mreže malog svijeta kod koautorstva u znanosti ocrta mrežu gdje postoji visoka razina lokalnog grupiranja, što znači da suradnici jednog autora često i sami međusobno surađuju. Istovremeno, broj koraka između klastera je malen. To najbolje ilustrira jedan od najranijih primjera analiza društvenih mreža – projekt Erdösevog broja (Hoffman, 1987). Paul Erdős³¹ je bio utjecajan i putujući mađarski matematičar, jedan od najplodnijih autora istraživačkih radova - objavio ih je barem 1 401, više od ijednog matematičara koji su

³¹ Isti Erdős koji je jedan od autora modela slučajne mreže.

živjeli prije njega ili u njegovo vrijeme. U bibliografskim terminima, Erdösov broj predstavlja blizinu matematičara tom velikanu. Erdösu je Erdösov broj jednak nuli. Oni koji su objavili članak u koautorstvu s njime je Erdösov broj - jedan. Oni koji su objavili članak s nekim od Erdösovih koautora, ali ne s njime, imaju broj dva. I tako redom. Pokazalo se da većina matematičara ima prilično mali Erdösov broj, od dva do pet. Već samo postojanje Erdösovog broja demonstrira da znanstvena zajednica tvori gusto povezanu mrežu u kojoj su svi znanstvenici međusobno povezani radovima koje su napisali. Kako je taj broj za većinu malen (čak i za znanstvenike iz drugih disciplina, zahvaljujući radovima koje su zajednički napisali autori iz različitih disciplina), pokazuje da je mreža znanstvenika zaista mali svijet. Mark Newman (2001a, 2001c) je istraživao suradničku mrežu znanstvenika, fizičara, medicinara i informatičara, i prvi dokazao da se znanstvenici „kreću“ u gusto prepletenim grupama koje su s drugim takvim grupama povezane rijetkim slabim vezama. Nezavisno od njega, Albert-László Barabási i Réka Albert (1999) su na mreži koautorstva više od 70 000 matematičara i preko 20 000 veza, u periodu od 1991-1998, ustanovili da je koeficijent grupiranja (C) više od 10 000 puta veći od onog predviđenog prema slučajnim mrežama, što dokazuje da nisu birali svoje suradnike nasumce (Barabási, 2002). Naprotiv, znanstvenici tvore mrežu s puno povezanih grupa, sličnu onoj kakvu je Granovetter (1973) uočio u društvu u cjelini. Tablica 3.9 prikazuje svojstva različitih mreža koautorstva i drugih vrsta mreža. Može se vidjeti da se mreže međusobno razlikuju s obzirom na izmjerena svojstva, ali za većinu mreža je prosječna duljina puta niska i postoji visok koeficijent grupiranja.

Tablica 3.9

Osnovni statistički pokazatelji nekih stvarnih mreža (Newman, 2010, str.236, Cainelli i sur., 2010, Kronegger, 2011; De Stefano i sur., 2013)

Mreža	vrsta veze	N	L	d	$GK\%$	l	C	α
Matematičari (SAD)	Neusmjerene	253339	496487	3,92	0,82	7,57	0,15	-
Fizičari (SAD)	Neusmjerene	52909	245300	9,27	0,84	6,19	0,45	-
Biolozi (SAD)	Neusmjerene	1520251	11803064	15,53	0,92	4,92	0,09	-
Matematičari (SLO)	Neusmjerene	142	157	2,21		4,36	0,25	
Fizičari (SLO)	Neusmjerene	245	938	7,66		3,97	0,44	
Biotehnolozi (SLO)	Neusmjerene	86	180	4,19		3,19	0,44	
Sociolozi (SLO)	Neusmjerene	114	253	4,44		3,00	0,48	
Ekonomisti (ITA)	Neusmjerene	2972 (1620)		2,45	0,69	8,29	0,57	
Statističari (ITA)	Neusmjerene	5291 (481)	403	161,5*	0,92	5,47	0,91	
Filmski glumci	Neusmjerene	449913	25516482	113,43	0,98	3,48	0,20	2,30
Telefonski pozivi	Neusmjerene	47000000	80000000	3,16				2,10
Studentske veze	Neusmjerene	573	477	1,66	0,50	16,01	0,01	-
Seksualni kontakti	Neusmjerene	2810						3,20
Citatne mreže	Usmjerene	783339	6716198	8,57				3,0/-

Kratice: N - broj čvorova; L - broj veza; d - prosječni stupanj – broj veza po znanstveniku; $GK\%$ - postotak čvorova u glavnoj komponenti; l - prosječna duljina najkraćeg puta; C - koeficijent grupiranja; α - eksponent distribucije stupnjeva, ako slijedi zakon potencije. Prema zemlji uzorka: SAD – Sjedinjene Američke Države; SLO – Slovenija; ITA – Italija. Mreže u trećem redu u tablici nisu zahvaćale nacionalno specifičan uzorak.

*Visoki prosjek veza po znanstveniku je u tom istraživanju bio rezultat velikog broja hiperautorskih radova na relativno malom uzorku znanstvenika (De Stefano i sur., 2013)

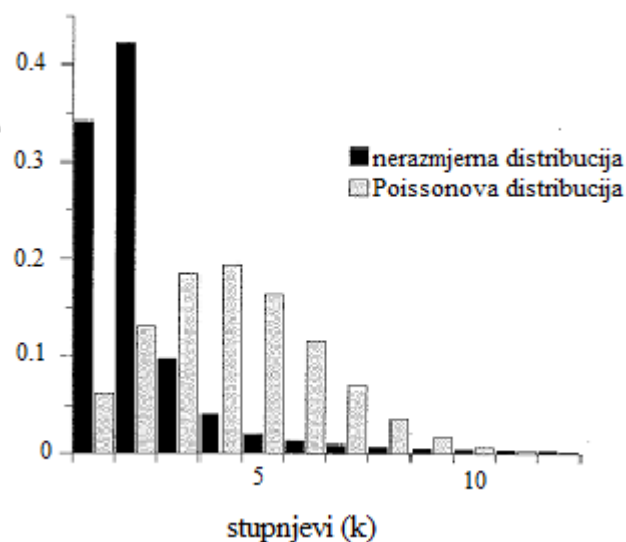
Prema Moodyju (2004), arhetipski primjer mreže malog svijeta ima veliki broj grupa unutar koje su čvorovi dobro povezani (visoka kohezija), dok su na razini cjelovite mreže grupe međusobno povezane malim brojem veza (manja kohezija). Mali i suradnici (2010) su analizom dinamike mreže koautorstva slovenskih sociologa pokazali da ona, u određenoj mjeri, odgovara strukturi malog svijeta: postoje male grupe međusobno dobro povezanih autora, koje su s drugima povezane na nesistematski način. Od posebne su važnosti bili rezultati daljnjih analiza, kojima se, koristeći *blockmodeling* pristup, ukazalo na pojavu toga da je strategija objavljivanja onih autora koji su uključeni u te strukture više orijentirana na lokalne znanstvene izvještaje ili publikacije na slovenskom jeziku. U skladu s tim nalazom, ti autori objavljuju manje u međunarodnim časopisima. Takvi rezultati sugeriraju da postojanje 'zatvorenih' i gustih mreža koautorstva može imati negativan utjecaj na međunarodnu orijentaciju znanstvenika u malim znanstvenim zajednicama. Također, to ukazuje da je za znanstvenu produktivnost i izvrsnost mnogo važnije imati 'otvorene' mreže koje imaju strukturalne pukotine - praznine između aktera koje dovode do prilika za posredništvo. To je od posebne važnosti pri povezivanju interakcije na mikrorazini, npr. suradnja unutar znanstvenih organizacija, s obrascima na makrorazini, npr. suradnja u međunarodnoj znanstvenoj zajednici. Ukoliko mreža nastaje na osnovi suradnje s obzirom na tematiku kojom se znanstvenici bave, očekivali bi strukturalno kohezivnu mrežu unutar discipline (Moody, 2004).

Međutim, postoji jedan aspekt stvarnih mreža koji model malog svijeta ne objašnjava, a koji je vrlo istaknuta karakteristika znanstvene djelatnosti općenito, a mreže koautorstva specifično i ima važne posljedice na distribiciju produktivnosti i druge mjere učinkovitosti znanstvenika. Kao i kod znanstvene produktivnosti, važna oznaka znanstvene mreže jest da „u velikoj mjeri ovisi o nekolicini 'zvijezda', čiji rad oblikuje kratkoročni tijek discipline“ (Moody, 2004, str. 216). Te „zvijezde“ imaju najveći utjecaj i privlače najviše financiranja za istraživanja. Oni čine zajednicu i pridruživanje njima se smatra ključem za uspjeh u polju, a koautorstvo je način pristupa takvim zajednicama (Piette i Ross, 1992). Spoznaja da manji broj istraživača oblikuje pojedine discipline tako što koriste svoju centralnu poziciju za širenje svojih ideja nije nova, kao što smo vidjeli u ranijim poglavljima.

Isto vrijedi za mnoge vrste društvenih mreža. Još su Moreno i Jennings (1938; prema Freeman, 2011) primijetili da kod svih grupa koje su sociometrijski istraživali postoji univerzalna prisutnost asimetričnih distribucija koje nisu u skladu s očekivanjima utemeljenim na slučajnom izboru. I Milgram (1967; prema Newman, 2010) je primijetio

zanimljivi sporedni nalaz u svom istraživanju: većina dovršenih putova ostvarena je preko samo troje prijatelja mete, koje je on nazvao „sociometrijskim zvijezdama“. Postojanje takvih osoba preko kojih se povezuje velik dio drugih ljudi utvrđeno je u mnogim drugim vrstama mreža. Gladwell (2002) je za tzv. ispitivanje volumena poznanstva koristio „test telefonskog imenika“. Taj se test sastoji od 250 nasumično izabranih prezimena iz telefonskog imenika mjesta u kojem ispitanik živi, a zadatak ispitanika je označiti ona prezimena koja su mu poznata jer poznaje nekog tko se tako preziva. Rezultat na tom testu je ukupan broj prezimena koja ispitanik označi kao poznata. Ustanovljeno je da je distribucija broja poznanika i u homogenim uzorcima pozitivno asimetrična i pokazuje veliki raspon, te uvijek postoji nekoliko pojedinaca koji imaju izrazito velik broj poznanika (prema Barabási, 2002). Gladwell (2002) ih je nazvao *koncentratori* ili *poveznici* (eng. *hubs*). Dakle, realne mreže imaju čvorove s prevelikim brojem veza – tzv. koncentrator ili poveznike. U pravilu postoji najveći koncentrator, kojeg u stopu slijede nekoliko desetaka još manjih, i tako dalje, dok ne dođemo do mnogobrojnih malih čvorova. Zato ideja o razmjernosti više nije primjerena, ne postoji čvor kojeg bismo mogli izdvojiti i proglasiti karakterističnim za sve čvorove. Mreže koje imaju takve distribucije nazivaju se nerazmjerne mreže (*scale-free* ili Pareto mreže; Newman, 2005).

Prema modelu malog svijeta, kao i modelu slučajnih mreža, broj čvorova s k vezama se eksponencijalno smanjuje, puno brže nego što to predviđa zakon potencije, odnosno ta dva modela ne predviđaju koncentrator (slika 3.6).



Slika 3.6. Razlike u distribucijama veza čvorova između modela slučajnih mreža i malog svijeta (Poissonova distribucija) i nekih realnih mreža (nerazmjerna ili Pareto distribucija) (prema Newman, 2010)

Zakoni potencije matematički formuliraju činjenicu da u stvarnim mrežama većina čvorova najčešće ima tek nekoliko veza, i da oni koegzistiraju s nekoliko velikih koncentratora koji imaju anomalno veliki broj veza. Koncentratori imaju bitnu ulogu, jer malobrojne veze koje spajaju manje čvorove nisu dovoljne za osiguravanje pune povezanosti mreže. Tu funkciju obavljaju relativno rijetki koncentratori, zahvaljujući kojima se stvarne mreže drže na okupu (Barabási, 2002; Newman, 2003).

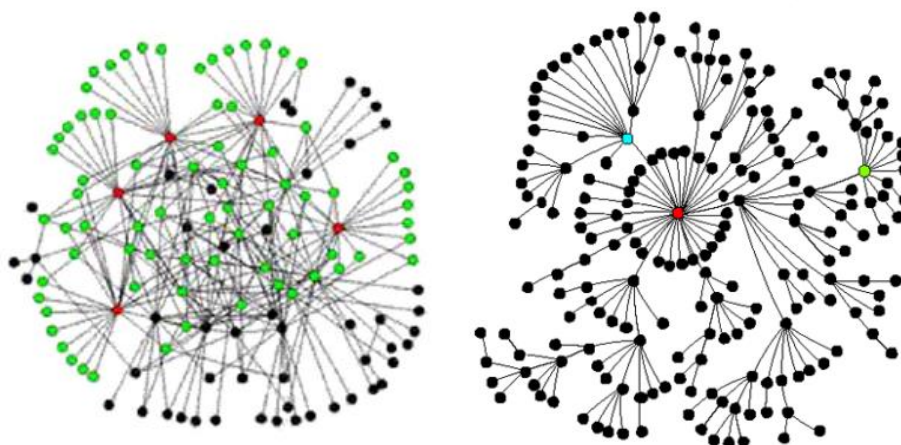
Potaknuti navedenim nalazima, Barabási i suradnici (1999) su odbacili postavku o jednakosti među čvorovima, prema kojoj svi imaju jednaku šansu da će uspostaviti vezu. Krenuli su od intuitivne pretpostavke da se u stvarnim mrežama povezivanje ne odvija slučajno, već da evolucijom mreže upravlja suptilan zakon kojeg su nazvali model (ili zakon) preferencijalnog povezivanja (PP).

3.4.3 Model preferencijalnog povezivanja

Prema modelu preferencijalnog povezivanja (PP), stvarnim mrežama upravljaju dva zakona: rast i preferirano povezivanje. Svaka mreža započinje malom jezgrom i širi se dodavanjem novih čvorova. Međutim, ti novi čvorovi se ne povezuju s bilo kojim starim čvorovima, već se preferiraju spojiti s onima koji imaju veći broj veza. Vjerojatnost da će stari čvor biti odabran kao kontakt od strane novog čvora je razmjerna broju već postojećih veza tog čvora. Taj je model uspio objasniti distribuciju koja slijedi zakon potencije i koja se dobiva u mnogim stvarnim mrežama, poput citatnih mreža, World Wide Weba³², mreža e-maila i telefonskih poziva, mreža proteinskih interakcija, moždanih funkcija, međunarodne trgovine, lingvističkih mreža, seksualnih kontakata odraslih osoba, itd. Time objašnjava i postojanje nekoliko koncentratora koji imaju veliki broj veza (slika 3.7). Razvoj velikih mreža je, prema ovom modelu, vođen robusnim samo-organizirajućim fenomenom koji djeluje povrh specifičnosti individualnih sistema (Barabási i Albert, 1999, str. 509). Osim što su ponudili model koji dovodi do topologije koja se podudara sa stvarnošću, opisali su i mehanizam preferiranog povezivanja koji oblikuje mreže. Taj model predstavlja pomak od modeliranja topologije mreža ka modeliranju nastajanja i dinamike mreža te za razliku od prethodnih modela nije statičan.

Takve „nerazmjerne“ (*scale-free*) mreže mogu i često imaju mali srednji put i veliki koeficijent grupiranja karakteristične za realne mreže, a koje su i svojstva “malog svijeta”.

³² Veze među internetskim stranicama, linkovi koji s jedne stranice vode na drugu.



Slika 3.7. Primjeri nerazmjernih mreža: s visokim koeficijentom grupiranja (lijevo) i s niskim koeficijentom grupiranja (desno)

U mreži znanstvenika

Posljedica procesa PP je pojava fenomena da „bogati postaju bogatiji“, koji se općenito naziva i „kumulativna prednost“ ili Matejev efekt, a kojeg smo u prijašnjem poglavlju već spominjali. Stoga je jasno da model naglašava važne karakteristike mreža koautorstva - njihovo kontinuirano širenje dodavanjem novih autora koji su povezani s autorima već prisutnima u mreži i prisutnost „zvijezda“. Promatrana svojstva mreže se mijenjaju kroz vrijeme zbog rasta mreže: prosječna duljina puta se smanjuje, koeficijent grupiranja opada, relativna veličina glavne komponente se povećava, kao i prosječni stupanj centralnosti (Barabási, Jeong, Néda, Ravasz, Schubert i Vicsek, 2002).

Utvrđivanje je li mreža nastala mehanizmom preferencijalnog povezivanja postiže se uvidom u distribuciju kontakata, veza, odnosno distribucije broja suradnika u mreži koautorstva. Broj suradnika je isto što i stupanj centralnosti. Mreže u kojima je distribucija stupnjeva centralnosti pozitivno asimetrična – u kojima većina čvorova ima manji broj veza, a mali postotak čvorova, koncentratora, imaju nekoliko puta više veza od prosjeka, smatraju se nerazmjernim mrežama i slijede zakon potencije. Prema tome se zaključuje da djeluje mehanizam preferencijalnog povezivanja.

U kontekstu koautorstva mehanizam PP dobro opisuje utvrđenu pojavu da je distribucija stupnja centralnosti (broja direktnih veza, suradnji) nekog skupa autora izrazito pozitivno asimetrična, odnosno da je vjerojatnost povezivanja novog člana s nekime u mreži proporcionalna broju veza koje čvor već ima. Drugim riječima, novi autor koji ulazi u mrežu najvjerojatnije će biti koautor s nekim tko već ima veliki broj koautora. Prema tome, prominentni znanstvenici su odgovorni za povezivanje mreže.

Važna karakteristika mreže formirane prema ovom principu jest da je centralizirana. Ima nekoliko centralnih čvorova i veći broj perifernih, te omogućuje brzo širenje informacija ili u slučaju seksualnih kontakata širenje spolnih bolesti. Mreža nastala prema PP principu ima zanimljivo svojstvo otpornosti na nasumične napade: gotovo 80% veza mora biti prekinuto prije nego što je nerazmjerna mreža uništena (Mali i sur., 2012). Mrežu na okupu drži mali broj čvorova, pa je i manja vjerojatnost da će njihove veze nasumično biti prekinute.

U kojoj mjeri taj model zaista objašnjava društvene mreže još je uvijek predmetom rasprave (Newman, 2003; Wagner i Leydesdorff, 2005). Iako mnoge mreže nastaju mehanizmom preferencijalnog povezivanja, to je samo jedan od mehanizma koji djeluju. Dobivene distribucije veza, iako izrazito pozitivno asimetrične, ne slijede u potpunosti zakon potencije (Kronegger, 2012). Primijećeno je da u mnogim stvarnim mrežama postoji sistematska divergencija od distribucije zakona potencije – posebno kod čvorova s manjim brojem veza. Milojević (2010) je zaključila da većina mreža koautorstva ima mnogo veći broj autora s dvije ili tri veze, nego što to predviđa zakon potencije.

U svojoj najranijoj verziji modela, Barabási i Albert (1999) pretpostavljaju da što “stari” čvor (autor) ima više veza (suradnika), to je veća vjerojatnost da će mu se pridružiti „novi” čvor, ili već postojeći čvor u mreži. Istraživanja mreža koautorstva pokazuju da se radi o nelinearnom odnosu (Cainelli i sur., 2010). Razumljivo je da s obzirom na vremenska ograničenja, autoru nije moguće ni korisno imati prevelik broj suradnika, niti je potencijalnim suradnicima u interesu surađivati s nekime tko neće imati vremena posvetiti se zajedničkom radu. Matematički su taj problem definirali Jackson i Wolinsky (1996). Bavili su se procjenama direktne koristi i indirektno cijene pojedinih aktera u mreži koautorstva (tzv. *koautor model*). Prema autorima, količina vremena koje autor utroši na neki projekt inverzno je povezana s brojem projekta u kojima je uključen. Model pretpostavlja da autori samo djelomično uzimaju u obzir negativni učinak njihovih novih veza na produktivnost postojećih veza sa „starim” koautorima. U tom modelu nema direktne cijene nove veze: cijena povezivanja s novim autorom jest u tome da nova veza smanjuje snagu interakcija s postojećim vezama. Pritom je u interesu pojedinca da ima što više veza, ali da njegovi susjedi nemaju puno veza, jer se natječe s njihovim direktnim (njemu indirektnim) vezama za susjedovo vrijeme i pristup njegovim vezama. Naime, više zajedničkog vremena i interakcija između pojedinca i njegovog suradnika (direktnog susjeda, altera) su bitni jer dovode do veće sinergije. Ako njegov suradnik poveća vrijeme posvećeno drugim suradnjama, pojedinac će

imati manje sinergije s njime jer je vrijeme ograničeno. Postojanje ovog modela omogućuje modeliranje teoretskih mreža i njihovu usporedbu s realnim podacima.

3.4.4 Hibridni modeli

Kako je opažanjem realnih podataka zaključeno da se mreže rijetko formiraju samo po principu slučaja ili preferencijalnog povezivanja, razvijene su različite vrste hibridnih modela. Oni opisuju nastanak mreža kombinacijom slučajnih i strategijskih mehanizama. Primjerice, Jackson i Rogers (2007) su razvili „prijatelji od prijatelja“ model koji opisuje nastanak mreža u dva koraka, iz perspektive novog čvora. Prvo, čvor dolazi u mrežu i po principu slučaja se veže na neki od postojećih čvorova. Potom ostvaruje nove veze preko veza čvora na kojeg se vezao, tako da će nove veze biti s prijateljima od prijatelja. Taj drugi korak je pod utjecajem preferencijalnog povezivanja jer su prijateljevi susjedi bolje povezani nego bilo koji drugi po slučaju izabran čvor iz mreže. Njihov model ima sljedeća svojstva: mali razmak, visoki koeficijent grupiranja, ali i nerazmjernu distribuciju stupnjeva. Pennock i sur. (2002; Jackson, 2010) također predlažu mješavinu (ponderirano dodavanje) preferencijalnog povezivanja i nasumičnog povezivanja u modelu. Bearman, Moody i Stovel (2004) su ispitujući romantične veze među srednjoškolcima, utvrdili da mrežu najbolje opisuje model slučajnih mreža. Iako je Perc (2010) ustanovio da mreža slovenskih znanstvenika pokazuje svojstva „malog svijeta“, Kronegger i suradnici (2012) su na manjem uzorku i za manji period dobili sličnu strukturu, ali su prema njenim svojstvima ustanovili postojanje i djelovanje mehanizma preferencijalnog povezivanja.

Zaključno, svi opisani modeli služe samo za objašnjavanje *kako* nastaju veze i mreža, ali nam ne govore ništa o tome *zašto* nastaju prema pretpostavljenim mehanizmima (Jackson, 2007). Strateškom komponentom u nastajanju mreža, odlukama o korisnosti uspostavljanja veza i s kime, bavi se teorija igara u kojoj je ključni koncept ravnoteže (*Nashov ekvilibrium*, vidi: Jackson, 2008, 2007; de Marti i Zenou, 2009). Ipak, modeli omogućuju neka važna predviđanja za mrežu znanstvenika. Istraživanja su pokazala da se u nerazmjernim mrežama ideje i informacije šire brže, ali je problem što taj proces kontrolira nekolicina utjecajnih „zvijezda“. S druge strane, u mrežama koje više opisuje struktura malog svijeta, ideje, a time i inovacije, šire se sporije, ali je dokazano da takva struktura pogoduje nastanku inovacija (Eslami, 2011), a i raspodjela veza među čvorovima je u manjoj mjeri obilježena nejednakošću (Newman, 2010).

3.5 Mikrorazina

Istraživanja mikrorazine se bave razinom aktera u nekoj grupi ljudi - mreži. Takva istraživanja mogu koristiti, pored analiza cjelovitih mreža, i analize ego mreža. U posljednjih nekoliko desetljeća se mrežni pristup koristio u mnogim organizacijskim kontekstima. Istraživanja intraorganizacijskih mreža gledaju na zaposlenike kao objekte postavljene u društvene mreže. Pritom se strukturalna svojstva tih mreža koriste za objašnjenje ishoda unutar i između organizacija, poput suradničkog ponašanja, prijateljstva, protoka informacija, utjecaja zaposlenika, radnog učinka grupa i pojedinaca, zadovoljstva, inovacijskog ponašanja, itd. Ulazni podaci za takva istraživanja su obično samoiskazi sudionika o vrsti i učestalosti kontakata s drugima prikupljeni upitnicima ili intervjuima, ali mogu biti i na temelju arhivskih podataka radne organizacije. Totterdell, Wall, Holman, Diamond i Epitropaki (2004) smatraju da je prednost takvih istraživanja što povezuju dokaziva strukturalna svojstva organizacija s percipiranim ishodima i na taj način izbjegavaju problem ispitivanja odnosa samo percipiranih varijabli koji karakterizira većinu organizacijskih istraživanja. Dodatna prednost mrežnog pristupa je što tradicionalnu perspektivu koja ispituje pojedince i njihove attribute izolirano, nadopunjuje s fokusom na odnose među pojedincima.

Iako se rezultati nastali u organizacijskom kontekstu rijetko navode u literaturi o mrežama koautorstva, mnogi rezultati i teorije su primjenjivi na kontekst znanstvene suradnje. Štoviše, najutjecajnije teorije društvenog kapitala koje se primjenjuju u analizi mreža koautorstva su proistekle upravo iz istraživanja organizacija. Mnogi rezultati dobiveni za mreže koautorstva su konzistentni s rezultatima dobivenim u organizacijskim istraživanjima. Doduše, postoje razlike između tipičnog organizacijskog konteksta i akademskog konteksta koji se zahvaća mjerama koautorstva. Najvažnija razlika jest da se organizacijska istraživanja bave neformalnim interpersonalnim vezama, budući da su dokumentirani oblici suradnje karakteristični gotovo isključivo za kontekst znanosti. Podaci se dobivaju upitnicima, intervjuima ili opažanjima. Također, tipične organizacijske mreže imaju manji broj čvorova od mreže koautorstva u pojedinoj disciplini. Zatim, moglo bi se očekivati da postoje neke razlike u tipičnoj vrsti organizacijskih kultura između ta dva konteksta s obzirom na kompetitivnost i suradnju, ali to ne znači da prijenos spoznaja iz jednog u drugo područje nije potencijalno koristan. Osim ishodima, istraživanja su se bavila i antecedentima (prethodnicima) mreža, te ćemo s obzirom na takvu podjelu opisati neke glavne nalaze.

3.5.1 Posljedice mreža

Jednom kad obrasci međuljudskih odnosa (mreže) nastanu, oni postaju rutina te ograničavaju i pospješuju različita ponašanja. U preglednom radu mrežnih istraživanja u organizacijskom kontekstu, Brass, Galaskiewicz i Greve (2004) su utvrdili da pozicija pojedinca u mreži utječe na njegovu moć, radni učinak, napredovanje i zadovoljstvo poslom.

Mrežna perspektiva radnog učinka pojedinca uzima u obzir obrasce odnosa, a ne promatra učinak u izolaciji. Posebno kad su zadaci međuzavisni, odnosi s drugima utječu na učinak, tim više ako ti odnosi uključuju sposobnost stjecanja nužnih informacija i kompetencija. Novija su istraživanja pronašla vezu između centralnosti i učinka u složenim poslovima (Mehra i sur., 2001; Cross i Cummings, 2004). Brass i sur.(2004) navode da je učinak povezan s čestinom interakcije, veličinom ego mreža, raznolikosti mreže - broja veza s drugim odjelima i hijerarhijskim razinama (Papa, 1990). Takav je zaključak u skladu s istraživanjima malih grupa u laboratoriju (Shaw, 1964) koja su ukazala da je složenost zadatka važan moderator odnosa pozicije u mreži i radnog učinka. Učinak je bolji kada komunikacijska struktura odgovara zahtjevima procesiranja informacija zadatka (Brass, 1995, Perry-Smith i Shalley, 2003). Lee i sur. (2010) su kod zaposlenika 17 radnih organizacija različitih vrsta, ustanovili da interakcija osobine savjesnosti i mreža prijateljstva značajno pridodaje objašnjenju varijance individualnog učinka.

3.5.1.1 Teorije mrežnih prednosti i teorije društvenog kapitala

U nedavno objavljenom preglednom radu o ADM u „*Annual Review of Psychology*“, Burt, Kilduff i Tasselli (2013) opisuju teoriju mrežne prednosti (eng. *network advantage*). Teorija se oslanja na empirijske podatke iz organizacijske psihologije i zapravo je kombinacija poznatih teorija i koncepta iz sociologije: konstrukta društvenog kapitala (Bourdieu 1986, Coleman, 1987), teorije snage slabih veza (Granovetter, 1973) i teorije snage snažnih veza (Krackhardt, 1992), teorije strukturalnih pukotina (rupa, eng. *structural holes*; Burt, 1992) i kohezije (tj. socijalnog zatvaranja; Coleman, 1988). To su ujedno i često upotrebljavani teorijski okviri za istraživanje mreže koautorstva i produktivnosti znanstvenika. Stoga ćemo ukratko opisati koncept društvenog kapitala, a zatim i detaljnije opisati teorije njegovog nastanka, te rezultate nekih empirijskih istraživanja u organizacijskom i akademskom kontekstu.

3.5.1.1.1 Koncept društvenog kapitala

Društveni kapital je vrlo star filozofski i sociološki koncept. Na suvremeno shvaćanje tog koncepta ponajviše su djelovali sociolozi poput Bourdieua, Colemana, Burta i Putmana. Ne postoji konačna definicija društvenog kapitala, ali se različiti teoretičari slažu oko glavnih opisa. Coleman (1990) ga definira kao „neki aspekt društvene strukture, koji facilitira određene akcije ljudi koji se u njoj nalaze“ (str. 203). Resursi mreže koje pojedinac ne posjeduje, ali tim resursima ima pristup kroz svoje suradnike, prijatelje, poznanike, zove se društveni kapital (Mouw, 2006; prema Kadushin, 2012, str.6). Društveni kapital se ne sastoji samo od toga koga poznajemo, već i što radi toga znamo i on je jedan od rezultata društvenih mreža (Gabby i Leenders, 1999). Nije opipljiv poput fizičkog kapitala, niti je utjelovljen u vještinama i znanjima aktera. Dakle, treba ga razlikovati od ljudskog kapitala koji se odnosi na attribute poput obrazovanja, inteligencije i atraktivnosti (Burt, 2000), ali je s njime često komplementaran. Za razliku od drugih oblika kapitala, društveni se nalazi u odnosima *između* aktera (Coleman, 1988). Ne postoji usuglašeno mišljenje da li se radi o prirodnom, evolucijskom procesu ili o namjernom i svrhovitom procesu koji je rezultat strateškog ponašanja pojedinca.

Društveni kapital ima nekoliko elemenata: akteri, veze između aktera i struktura veza. Najprije ćemo opisati teorije veza, a potom teorije struktura koje objašnjavaju nastanak društvenog kapitala.

3.5.1.1.2 Teorija snage slabih veza

Opće je poznato da su mreže važne u pronalasku posla, a to osobito vrijedi za visoko plaćene i vrlo odgovorne poslove poput rukovoditeljskih pozicija (Brass i sur., 2004). Opisano Granovetterovo istraživanje (u poglavlju o makrorazini) sugeriralo je da su slabe veze od ključne važnosti jer pojedinci imaju veći pristup različitim prilikama kada imaju slabih veza. Kasnija su istraživanja, međutim, malo modificirala tu tvrdnju. Pokazalo se da su slabe veze učinkovite za pronalazak posla onda kada nas povezuju s osobama višeg profesionalnog statusa (Wegener, 1991). Pored toga, čini se da postoje kulturalne razlike. Primjerice, u Kini je Bian (1997) došao do drugačijih rezultata: snažne veze su bile učinkovitije za pronalazak dobrog posla. U situacijama kada je cijena davanja vrijedne informacije visoka, čini se da su snažne veze potrebne.

3.5.1.1.3 Teorija snage snažnih veza

Istraživanje Van der Leija i Goyala (2010) na uzorku 120 000 ekonomista koje je obuhvaćalo vremenski period od 30 godina, na ukupno cca 150 000 radova u bazi *EconLit*, pokazalo je da su kod mreža koautorstva snažne veze važnije od slabih veza. Snažne veze su važnije za mrežu od slabih, jer njihovim uklanjanjem dolazi do većeg razmaka (prosječne duljine puta) između bilo koja dva autora u mreži, nego uklanjanjem jednakog broja nasumce izabranih slabih veza. To je u suprotnosti s predviđanjima izvedenim iz Granovetterove teorije prema kojoj su slabe veze one koje povezuju inače odvojene grupe, pa su odgovorne za smanjenje razmaka među bilo koja dva aktera. Autori smatraju da njihovi nalazi opisuju opći aspekt društvene strukture u profesijama i organizacijama. Takvim strukturama je za kreiranje veza osnovna dimenzija vrijeme. Pojedinci formiraju i ojačavaju veze *kroz vrijeme*. U bilo kojem trenutku, mreža se sastoji od mlađih i starijih pojedinaca. Mlađi će imati relativno manje veza, i one će biti slabije, u usporedbi sa starijima. Stariji će u prosjeku biti bolje povezani i to sa drugima koji su stariji i dobro povezani, i te veze će biti relativno snažnije. Budući da su dobro povezani ključni u društvenoj strukturi, slijedi da će snažne veze biti važnije za povezivanje mreže nego slabe veze. Spomenuto istraživanje je pokazalo da su veze između aktera koji imaju mnogo veza relativno snažnije. Takvo poimanje važnosti snažnih veza je u skladu s Krackhardtovim fokusom na njihovu važnost u organizacijama. On smatra da mnogi utjecaji i promjene ne ovise samo o novim informacijama za koje slabe veze mogu biti prednost. Naprotiv, za značajne i bitne utjecaje ključnije su snažne veze. Krackhardt (1992) je empirijski dokazao da su za prijenos složenih znanja važne jake veze, i nazvao tu pojavu „snaga snažnih veza“. Drugim riječima, snažne veze među organizacijskim jedinicama pospješuju transfer složenih znanja, dok su slabe veze dovoljne za manje složena znanja (Hansen, 1999). Važne su i zato jer su indikator društvenog kapitala, te mogu biti pokazatelj odnosa povjerenja, dobre reputacije i stabilnosti mreže.

Strategija snažne veze dopušta osobi da bude centralna putem samo nekoliko direktnih i snažnih veza s drugima koji imaju direktne veze s mnogima (to je osnovna logika posebne mjere centralnosti – tzv. blizine). Postoje brojni empirijski dokazi koji podupiru Krackhardtovu tezu. Kidruff i Krackhardt (1994) su ustanovili da percepcija prijateljske veze s istaknutom osobom u organizaciji poboljšava reputaciju o radnoj uspješnosti pojedinca. Vanjske veze i članstva su povezane s приходima i pozicijama čak i kada se kontrolira ljudski kapital - obrazovanje i iskustvo (Boxman, de Graaf, i Flap, 1991). Međutim, oslanjanje na indirektno veze dovodi do ovisnosti o drugima koji su dobro povezani (Higgins i Kram, 2001)

da će djelovati kao medijatori protoka resursa. Zato je snažna veza s visoko povezanom osobom potencijalno važna, ali i riskantna.

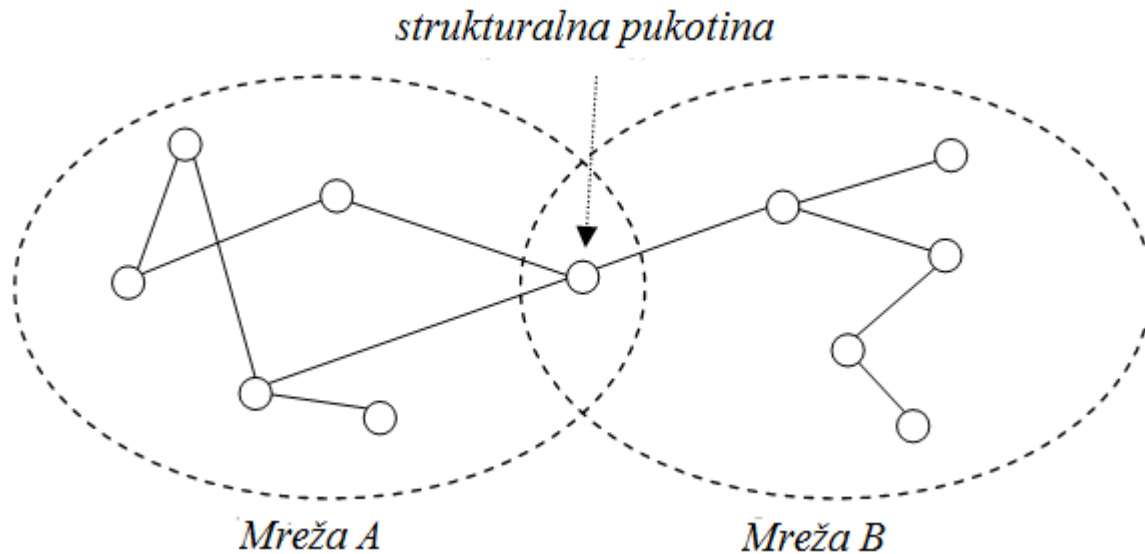
Uvažavajući argumente i empirijske nalaze, treba se ipak osvrnuti na jedan bitan metodološki element. Granovetter (1982) je smatrao da je snaga veze linearna funkcija vremena, emocionalnog intenziteta, intimnosti (međusobnog povjeravanja) i uzajamnog reciprociteta, ali nije odredio imaju li navedeni indikatori jednaku težinu (Krackhardt, 1992). Samo je kriterij vezan uz vrijeme moguće objektivno mjeriti. Dakle, nije jednoznačno određeno kad slaba veza prestaje biti slaba, i postaje snažna. U istraživanjima se snaga veze mjeri na različite načine: čestinom kontakta, protokom vremena od zadnjeg kontakta ili se sama kategorizacija osobe kao prijatelja, rođaka ili susjeda koristi za identifikaciju snažne veze. U mreži koautorstva, svaka veza aktera prema nekom alteru, radilo se o njih nekoliko ili samo jednoj, zapravo je prilično snažna veza. Zajedničko pisanje rada ili knjige nije kratkotrajan proces i traži zajednički angažman. Znači, možemo pretpostavljati da je došlo do kontakta između dvije ili više osoba koji konceptualno nije slaba veza. U kontekstu koautorstva, mogli bismo tvrditi da sve veze pripadaju u kategoriji snažnih veza, dok ponavljane suradnje ukazuju samo na relativno veću snagu. Ta veća snaga, kako smo vidjeli, biti će povezana s time koliko je akter dugo u mreži. Tako postavljeno, opisani rezultati ne opovrgavaju snagu slabih veza u akademskom kontekstu, nego tek svjedoče o važnosti snažnijih veza u odnosu na manje snažne.

3.5.1.1.4 Teorija strukturalnih pukotina

Burt (1992) je smatrao da veličina mreže pojedinca i snaga veza nisu toliko važni koliko različite vrste kontakata. Ključ je imati ego mrežu bogatu strukturalnim pukotinama. Strukturalna pukotina se definira kao nepostojanje veze između dva čvora s kojima je akter povezan. To su zapravo prazni prostori u društvenoj strukturi veza među pojedincima. Pukotina u mreži je tamo gdje ne postoji veza među akterima. Burt (1992) je sugerirao da društveni kapital proizlazi iz prilika za posredovanje koje nastaju iz raznolikih slabih veza. Tako akter dolazi do neredundantnih informacija (Granovetterov argument slabih veza), te je u poziciji da može kontrolirati protok informacija između ta dva kontakta (tzv. posredništvo, eng. *brokerage*), ili ih čak međusobno suprotstaviti. Teorija strukturalnih pukotina je nadogradnja na teoriju slabih veza.

U terminima strukturalnih karakteristika, mrežu s mnogo strukturalnih pukotina opisuju niska gustoća i niža prosječna snaga veza, veza ega s brojnim drugima, pa je mreža relativno velika. Također, takva mreža ima visoku učinkovitost ili neredundantnost, još jedna

Burtova mjera koja uzima u obzir veličinu, gustoću i prosječnu snagu veza da bi identificirala u kojoj mjeri su prisutne strukturalne pukotine. Dakle, pod „učinkovitošću“, Burt misli na neredundantnost veza. Slika 3.8 pokazuje raštrkanu vezu gdje čvorovi nisu dobro povezani. Mjesto čvora u strukturalnoj pukotini je povoljno, jer iako nema velik broj veza, jedini povezuje dvije nepovezane grupe čvorova (mrežu A i mrežu B).



Slika 3.8. Primjer ego mreže čvora koji zauzima poziciju strukturalne pukotine povezujući mrežu A i B (Hung, 2006)

Strukturalne pukotine u koautorskoj mreži pojedinog ega postoje kad autor ima općenito manje gustu ego mrežu, manju prosječnu snagu veza i velik broj koautora. Primjerice, istraživač koji ima egocentričnu mrežu koautorstva sa strukturalnim pukotinama imati će mrežu koautora s kojima je surađivao uglavnom jedanput. Njegovi koautori će biti vrlo različiti s obzirom na konceptualnu i metodološku pozadinu, često iz povezanih, ali ne istih polja. Veća produktivnost u odnosu na autore koji nemaju strukturalne pukotine očekuje se zbog veće šanse dolaska do novih ideja ili rada u interdisciplinarnom području te povezivanja znanstvenika različitih kompetencija. Zatim, može biti citiran od strane većeg broja kontakata koji objavljuju u različitim časopisima i tako će povećati svoju vidljivost i šansu da ga citiraju osobe izvan njegove mreže. Koautorstvo s novim i različitim znanstvenicima dovodi do veće potencijalne vidljivosti i može biti način povećanja interpersonalnog utjecaja (Friedkin, 1998).

Osim koristi koje proizlaze iz proširene mreže – većeg broja različitih kontakata, postoje i specifične informacijske koristi. One proizlaze iz: pristupa znanju koje je mnogo veće od onog koje osoba posjeduje sama, pravovremenosti - jer veza preko strukturalnih pukotina može pružiti informaciju prije nego veza unutar istog klastera i može uputiti na neki

drugi vrijedan kontakt (Burt, 1997). Očekuje se (Burt, 2000) da društveni kapital koji proizlazi iz takve strukture dovodi do više inovativnih rješenja. Kreativnost i učenje su ključne prednosti strukturalnih pukotina u mreži koautora. Premošćivanje tih pukotina povećava mogućnost učenja pojedinca. Prema Burtu (1992), strukturalne pukotine određuju tko će imati informacije o prilikama, te kada će biti informiran. To se interpretira mogućnošću posredovanja i utjecanja na protok informacija između ljudi i kontrolu nad mogućim povezivanjem osoba odijeljenih strukturalnim pukotinama. Pored toga, Burt (1992) smatra da slabe veze s više različitih aktera mogu umanjiti neke od relacijskih ulaganja potrebnih za održavanje razine bliskosti koja je nužna za kohezivnost.

Naredna korist se odražava u činjenici da osobe koje su iskusne u takvim mrežama mogu lakše prepoznati pukotine u novim mrežama, što dovodi do efekta umnožavanja. Time više društvenog kapitala doprinosi onima koji ga već imaju (Burt, 2000). Prema tome, ako osoba rano u karijeri počne stvarati veze s međusobno nepovezanim autorima, vjerojatno će brže širiti svoj društveni kapital i biti percipirana kao utjecajna osoba u svom području djelovanja. Implikacija da se društveni kapital tako akumulira tijekom karijere znači da je bolje stjecati ga što prije.

Burt (2001) upozorava da je stvarna vrijednost veza takve vrste definirana društvenim kontekstom. Osim toga, Burt prepoznaje jedan mogući nedostatak slabih veza - poteškoće u komunikaciji i koordinaciji. Moguće je da strukturalne pukotine među članovima grupe oslabljuju unutargrupnu komunikaciju i koordinaciju, što pak slabi sposobnost grupe da iskoristi potencijalne prednosti posredništva izvan grupe. Za pojedinca koji zauzima strukturalne pukotine, ta bi pozicija mogla predstavljati poteškoću. Pored toga, distribucija strukturalnih pukotina može biti izvor nejednakosti, u matematičkom i sociološkom smislu, između aktera uključenih u mreži (Hanneman i Riddle, 2005).

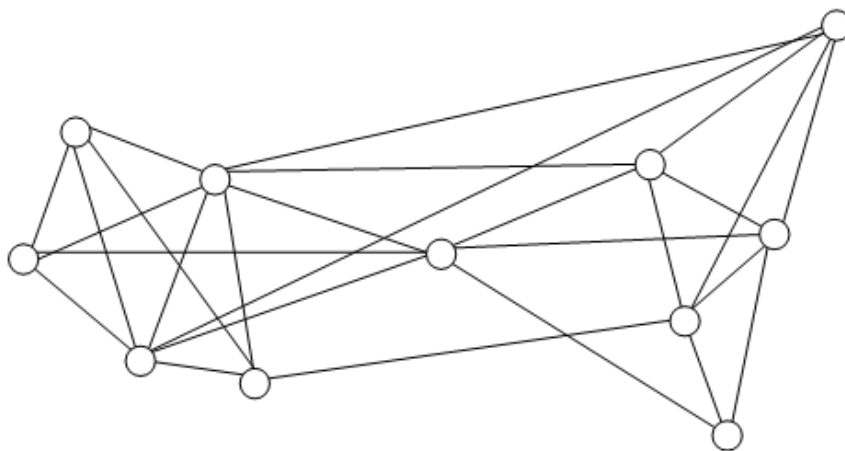
Kad se kao kriterij uspjeha koristi rano promaknuće, strategija strukturalnih pukotina je učinkovita za već uspješne rukovoditelje, a posebno je važna za one koji imaju mali broj kolega (Burt, 1992, 1997). U prilog tezi o važnosti strukturalnih pukotina idu i rezultati Seiberta, Kraimera i Lidena (2001) koji pokazuju da su slabe veze i strukturalne pukotine u karijerno-savjetodavnoj mreži pojedinca pozitivno povezane s njegovim društvenim resursima, koji su pak povezani s plaćom, promaknućem i zadovoljstvom karijerom. Također, Podolny i Baron (1997) su utvrdili da velike i raštrkane neformalne mreže s mnogo strukturalnih pukotina povećavaju karijernu mobilnost.

Međutim, raštrkane, neredundantne veze ne dovode uvijek do boljih ishoda. To posebno vrijedi za žene i novozaposlene rukovoditelje (Burt, 1992). Budući da se oni mogu suočiti s barijerama pri ulasku u već uspostavljenu, ugodanu mrežu, snažna povezanost s moćnim, dobro povezanim mentorima može biti učinkovitija.

3.5.1.1.5 Teorija kohezije, socijalnog zatvaranja

Coleman (1988) je smatrao da društveni kapital proizlazi primarno iz kohezije koja pospješuje povjerenje i suradnju između pojedinaca. Društveni kapital nastaje iz kohezivnih zajednica procesima poput uspostavljanja obaveza, očekivanja i povjerenja, stvaranja pouzdanih informacijskih kanala te postavljanja normi koje podržavaju učinkovite sankcije. Iz toga slijedi da su odnosi u takvim zajednicama dugotrajniji, odnosno stabilniji. Dakle, radi se o nadogradnji teorije snage snažnih veza u konceptualnom smislu. Kronološki, Coleman je svoju teoriju formulirao prije nego je Krackhardt razradio teoriju snage snažnih veza. Proces kreiranja kapitala Coleman je smatrao uglavnom nenamjernim nusproduktom i djelotvornim upravo zato jer proizlazi iz aktivnosti usmjerenih na druge svrhe (Baron, Field i Schuller, 2000).

Kohezivnu mrežu (slika 3.9) opisuje nekoliko mjera koje je razvio Burt (1992). Prvo, to je visoka gustoća koja označava da je ego povezan s čvorovima koji su povezani međusobno. Drugo, prosječna snaga veza je visoka, npr., dva čvora imaju tendenciju višestrukih kontakata preko iste veze. I treće, kohezivna mreža obično uključuje manji broj čvorova. Koheziju karakterizira tzv. visoko ograničenje. Ograničenje je još jedna mjera mreže koju je razvio Burt (1992), a koja uzima u obzir sve prijašnje mjere: koheziju, gustoću i veličinu mreže.



Slika 3.9. Primjer mreže visoke kohezije, u kojoj je svaki čvor dobro povezan s drugima (Hung, 2006)

Struktura kohezije odnosi se na autore čije su ego mreže guste, što znači da je ego povezan s drugima koji su međusobno povezani. Usto, autori imaju tendenciju višestrukog koautorstva s većinom svojih altera, pa su veze snažne. Broj altera u mreži obično nije velik. Dakle, kohezija može postojati u malim grupama koautora koji redovito pišu radove jedni s drugima. Veća produktivnost takve grupe može nastati zbog čestih koautorstva. Članovi grupe znaju koje su im snage i prednosti, pa mogu učinkovito raspodijeliti odgovornosti. Također, mogu vjerovati jedni drugima da će ispuniti svoje zadatke, pa se manje vremena troši na proces uzajamne recenzije. Usto, biti djelom usko povezanog kruga s neformalnim normama komunikacije može spriječiti zabušavanje i potaknuti uzajamno korisna ponašanja, poput citiranja radova kolega u publikacijama. Konačno, ponovljeno koautorstvo dovodi do jasne i učinkovite komunikacije među istraživačima, te štedi vrijeme i trud potrebno za održavanje različitih kontakata i razjašnjavanja ideja i pristupa.

Kohezivna struktura će povećati pristup informacijama jer je u njoj manji rizik vjerovanja drugima (Coleman, 1988) i stoga veća spremnost i otvorenost na međusobne utjecaje. Prema Colemanu (1988), a u skladu s Krackhardtovim argumentom, snažne veze daju pouzdaniju zaštitu od iskorištavanja jer ostali članovi mreže mogu zajednički djelovati protiv osobe koja krši norme ponašanja (Uzzi, 1996).

Coleman ipak uočava da učinkovite norme koje proizlaze iz kohezivnih mreža, ponekad mogu smanjiti inovativnost. Međutim, kad se prepozna takvo djelovanje, moguće je poduzeti prikladne korake koji mogu neutralizirati taj nedostatak. Colemanovo gledište su kritizirali Granovetter (1973), Portes (1998), Burt(2000), te Baron i sur. (2000). Kritičari vjeruju da kohezivne, ili snažne veze imaju niz nedostataka: niža fleksibilnost, koja loše djeluje na inovativnost; veća količina vremena, energije i resursa potrebnih za izgrađivanje i održavanje takvih zajednica (Burt, 2000). Prema Burtu (1988), što je veća grupa na koju treba raspodijeliti vrijeme i interpersonalnu energiju, slabiji je odnos koji je moguće održavati između članova grupe, a snažniji je odnos između onih koji su međusobno manje udaljeni. To ukazuje da učinkovitost kohezivne strukture može varirati s obzirom na veličinu mreže, odnosno da postoji neki optimalan broj članova mreže kada su dobiti od takve strukture najveći. Taj broj vjerojatno nije ni prevelik, ni premalen. Usto, snažne veze rezultiraju društvenim kapitalom ako su relativno stabilne, a njihova stabilnost opada kad dolaze novi članovi u strukturu. Iz tog razloga često se radi o zatvorenim mrežama koje nisu otvorene za nove članove, odnosno suradnju. Time su potencijalno zatvorene i prema novim idejama.

Kohezivne mreže su važan izvor socijalne podrške s mnogim pozitivnim ishodima za pojedinca (Kadushin, 2012). Sklonost generiranju znanja i radikalnih inovacija pokazuje pozitivan odnos s gušćim kohezivnim mrežama koje omogućuju bolje mehanizme društvene podrške u usporedbi s raspršenim, nekohezivnim mrežama (Monge i Contractor, 2000; Hung, 2006).

Kontrast između strukture strukturalne pukotine i strukture kohezije

Teorija strukturalnih pukotina i teorija socijalnog zatvaranja se čine smislene kada se promatraju izolirano, ali kad se promatraju zajedno kao dvije suprotstavljene prototipske konfiguracije, dolazi do prividne dihotomije: proizlazi li društveni kapital iz mreže sa slabim vezama i strukturalnim pukotinama, ili iz gusto povezane, kohezivne mreže sa snažnim vezama?

Burt (2000) sumira utjecaj različitih struktura tako da koheziju povezuje sa statusom, a posredništvo s promjenom. Nijedan mehanizam ne pretpostavlja da mreža zamjenjuje informaciju, već utječe na njen protok i na to što ljudi čine s informacijom. Coleman (1990) se fokusira na rizik povezan s nekompletnim informacijama i dobit od zatvorenih mreža koji se prvenstveno odražava u činjenici da reputacija i povjerenje ne mogu nastati u otvorenim mrežama. Društveni kapital koji proizlazi iz strukturalnih pukotina je kratkoročan jer jednom kad se povežu prethodno nepovezani dijelovi mreže, pukotina nestaje, a tako i prednosti povezane s njome. S druge strane, kohezivna struktura je u pravilu stabilan izvor prednosti. Te se dvije strukture u većini slučajeva međusobno isključuju, jer karakteristike jedne od njih čine drugu manje vjerojatnom i mogućom. To je vidljivo u razlikama u njihovim mjerama mrežnih karakteristika (tablica 3.10).

Tablica 3.10
Mrežne karakteristike struktura ego mreža (Rumsey-Wairepo, 2006)

<i>Mrežne karakteristike</i>				
<i>Struktura mreže</i>	<i>Veličina mreže</i>	<i>Prosječna snaga veze</i>	<i>Učinkovitost</i>	<i>Ograničenje</i>
Kohezija	Niska	Visoka	Niska	Visoko
Strukturalna pukotina	Visoka	Niska	Visoka	Nisko

Za obje postoje empirijski dokazi da su povezane s društvenim kapitalom, premda pretpostavljaju drugačije mehanizme. Pokušalo se odgovoriti na pitanje je li jedna od njih bolja za produktivnost u slučaju mreža koautorstva.

Brojna istraživanja (Burt i sur., 2013) govore u prilog učinkovitosti strukturalnih pukotina. Međutim, radi se o istraživanjima provedenima mahom među rukovoditeljima i brokerima. U specifičnom akademskom kontekstu, mogu se očekivati drugačiji rezultati.

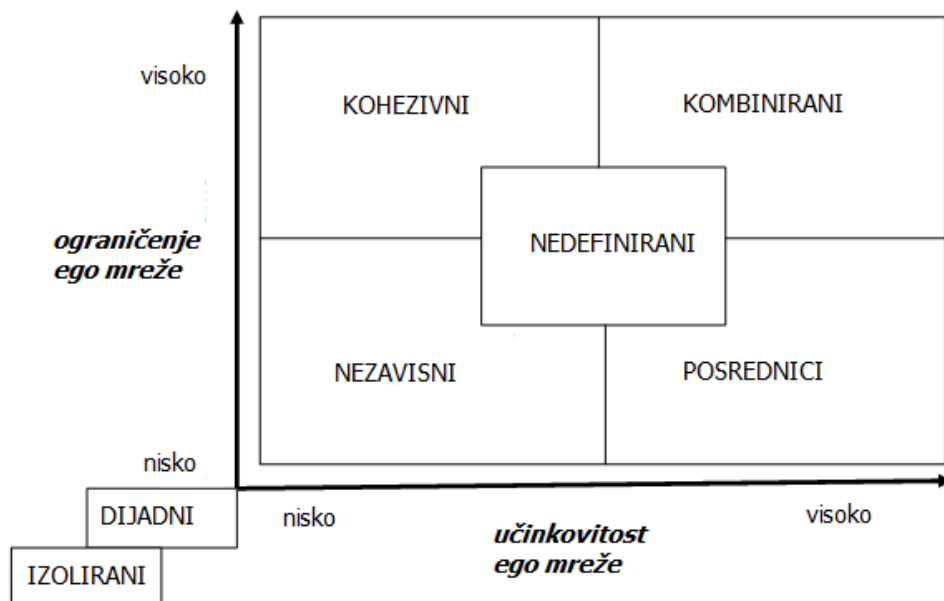
Prema Colemanu (1986), akademske zajednice su često relativno male i zatvorene (Gomez-Mejia i Balkin, 1992). Očekuje se da članovi mogu vjerovati jedni drugima i da poštuju svoje obaveze i produciraju norme koje grade povjerenje i suradnju, te umanjuju nesigurnost i povećavaju sposobnost suradnje u postizanju zajedničkih ciljeva.

Birley i Nicolaou (2003) zauzimaju pristup koji pokušava riješiti nedosljednosti između ta dva različita izvora društvenog kapitala i pronaći ravnotežu između njih. Iako se čine kontradiktornima u terminima svojstva mreža koje predlažu kao izvor kapitala, prema Birley i Nicolaou (2003), te Johansonu (2001; prema Hung, 2006), obje su valjane i zapravo komplementarne. Valjanost pojedinog argumenta ovisi o različitim okolnostima. Burt (2000) je identificirao pet faktora koji utječu na razvoj društvenog kapitala: osobnost i kultura, sadržaj mreže, broj vršnjaka i nesigurnost vezana uz zadatak, struktura mreža unutar i između grupa, i posuđeni društveni kapital. Neki od tih faktora imaju važnu ulogu u određivanju koji će aspekti teorija biti aktivni u određenoj sredini. Birley i Nicolaou (2003) smatraju da će u poslovnim okruženjima veća korist za pojedinca biti od neredundantnosti nego od socijalnog zatvaranja. Kad se radi o mrežama društvene podrške, bolji mehanizmi podrške proizlaze iz snažne kohezivne mreže (Pescosolido i Georgianna, 1989) koje pomažu u umanjivanju društvenog i psihološkog stresa u turbulentnim organizacijskim okolinama. U takvim vrstama mreže, veća je i razina povjerenja. Organizacijska kultura koja podržava individualizam i usmjerava se na učinak pojedinca favorizira neredundantnost, dok kolektivističke kulture koje su usmjerene na timove ili grupe imaju više koristi od društvenog zatvaranja. Općenito, organizacijska kultura u sveučilištima je kolektivistička, ali su istovremeno prisutni elementi individualizma i kompeticije, što sugerira da je potrebna ravnoteža između potrebe za osobnim postignućem i dobrobiti organizacije.

Hill (2008) je istraživala odnos između mjera centralnosti pojedinog znanstvenika i njihove objavljiivačke produktivnosti. Koristila je sljedeće mjere: eigenvektor centralnost (mjera u kojoj je pojedinac povezan s drugim utjecajnim članovima mreže), međupovezanost (mjera u kojoj je pojedinac ključan u povezivanju drugih članova mreže) i E-I indeks (mjera u kojoj kod pojedinca dominiraju vanjske u odnosu na unutarnje veze u organizacijskim grupama). Na osnovi podataka o publikacijama znanstvenika iz polja informatike koji su bili zaposleni na američkim sveučilištima, statistički je testirala povezanost svake od mjera s istraživačkom produktivnošću. Dobiveno je da su E-I indeks i međupovezanost značajno povezani sa stopom objavljiivanja. Budući da obje mjere opisuju poziciju pojedinca koju karakterizira mogućnost

povezivanja različitih, odnosno nepovezanih znanstvenika, smatra se da nalazi upućuju na važnost strukturalnih pukotina.

Rumsey-Wairepo (2006) i Kuzhabekova (2011) su u različitim disciplinarnim kontekstima³³ testirale povezanost različitih struktura koautorskih ego mreža i produktivnost znanstvenika. Koristile su mjere ograničenja i učinkovitosti dobivene na mreži koautorstva pojedinih ego mreža, te podijelile uzorak znanstvenika u nekoliko kategorija (slika 3.10): izolirani - oni koji pišu radove sami; dijade - radove pišu samo s jednom drugom osobom; kohezivni - pišu sa relativno malim brojem drugih autora; posrednici - pišu s velikim brojem drugih autora koji međusobno ne surađuju; nezavisni - pišu s drugima, ali rijetko s istima, i često s autorima koji međusobno surađuju; složeni ili kombinirani - istovremeno su posrednici i kohezivni; te nedefinirani - blizu medijana na obje mjere. Dobiveno je da su najučestalije dijade, kohezivni i izolirani, a najproduktivniji su složeni, kojih je bilo najmanje, i posrednici.



Slika 3.10. Klasifikacija strategija koautorstva prema strukturi ego mreža (prema Rumsey-Wairepo, 2006)

Međutim, u oba istraživanja, između ostalih metodoloških nedostataka, nije kontrolirana dob. Vjerojatno je da u funkciji dobi raste broj suradnika i ego mreža postaje veća i raznolikija, a veze snažnije, pa ostaje pitanje koliko se razlike u strukturama mreže i produktivnosti mogu pripisati dobi. Usto, zavisna varijabla je bila broj objavljenih radova, iako bi se iz opisanih teoretskih postavki očekivalo da su strukturalne pukotine prvenstveno povezane s

³³ Američki znanstvenici koji se bave obrazovnim istraživanjima; ruski znanstvenici koji se bave istraživanjima u kardiologiji.

inovativnošću, odnosno kvalitetom radova, a ne nužno s produktivnošću. Stoga se čini da bi za zavisnu varijablu bilo opravdanije upotrijebiti neku mjeru kvalitete, npr. citiranosti. To su i napravili Abbasi, Chung, i Hossain (2011). Analizirali su mrežu koautorstva na osnovu radova objavljenih u devet časopisa iz informacijskih znanosti, indeksiranih u desetogodišnjem periodu u bazi Scopus. Dobili su da su mjere učinkovitosti i ego-međupovezanosti mreže pozitivno, a mjere gustoće i ograničenja mreža negativno povezane s učinkom mjerenim *g*-indeksom³⁴.

Navedena istraživanja imaju još jednu specifičnu karakteristiku. Naime, pri definiranju uzorka krenuli su od relevantnih časopisa za polje, a na osnovi adresa identificirali su članove mreže. Takvim pristupom je moguće da su uzorkom obuhvatili i osobe koje su objavljivale u tim časopisima, ali ne djeluju primarno u tim disciplinama. Usto, nisu obuhvaćene potencijalne suradnje s autorima koji se bave drugim temama, pa stoga objavljuju u drugim časopisima. Upravo bi takve suradnje bile posebno indikativne za pojedince koji imaju poziciju strukturalnih pukotina. To je dobar primjer kako je načinom prikupljanja podataka moguće utjecati na vjerojatnost detektiranja strukturalnih pukotina.

Cainelli i suradnici (2010) su na uzorku talijanskih ekonomista, identificiranih preko nacionalnog registra znanstvenika, empirijski dokazali da je za produktivnost pojedinca dobro da je centralan, ali je još bolje ako je posrednik. Usto, zaključili su da je najbolja strategija koautorstva ona u kojoj pojedinac surađuje s istim skupom autora kroz dulji vremenski period, što je još jednom potvrdilo važnost jakih veza u mrežama koautorstva.

Dakle, obje strukture su potrebne, što proizlazi i iz njihovih psiholoških temelja. Kadushin (2012, str. 56) navodi da potrebu za sigurnošću i socijalnom podrškom ispunjavaju kohezivne mreže, a potrebu za učinkovitošću, autonomijom, postignućem i kontrolom ispunjavaju pozicije strukturalnih pukotina u mrežama. Stoga su i posredništvo i društvena gustoća u mreži fundamentalno potrebni da bi pojedinac optimalno funkcionirao. Objе potrebe su uvijek prisutne u osobi, iako u određenom trenutku samo jedna od njih može dominirati u svijesti (Greenberg, 1991; prema Kadushin, 2012). Budući da su te potrebe duboko ukorijenjene i povezane s ranim razvojem osobe, čini se mogućim da su povezane s osobinama ličnosti. Kalish i Robins (2006) su ustanovili da je prisutnost dviju struktura mreža povezana s različitim psihološkim profilima i da dijele 15 % varijance. Ljudi koji teže kohezivnim mrežama su više društveni, energični i vješti u socijalnim situacijama. Njihove vrijednosti su

³⁴ *G* - indeks je malo složenija mjera dobivenih citata koja uzima u obzir i broj objavljenih radova i znanstvenu dob znanstvenika.

poslušnost, sigurnost i odgovornost. Društveni identitet im je važan i utječe na to kako vide sebe i svijet. Ljudi sa strukturalnim pukotinama su više neurotični, što sugerira da je stresno imati bliske prijatelje koji nisu povezani. Pretpostavka da su dispozije pojedinca odraz pozicija koje zauzima proizlazi iz sociologije, ali ne mora nužno narušavati jednu od osnovnih postavki o stabilnosti ličnosti u psihologiji. Naime, u novijim istraživanjima, Burt (2012) je koristeći se podacima o virtualnim igrama s višestrukim ulogama, utvrdio da je oko trećine varijance pokazatelja ego mreža konstantno, bez obzira na to koju ulogu je osoba igrala. Isto tako je moguće da određene dispozicije dovode do veće vjerojatnosti nastanka nekih strukturalnih pozicija. Primjerice, da su neurotični ljudi, koji imaju tendenciju manje vjerovati drugima, u stvaranju svojih mreža skloniji strategiji „zavadi pa vladaj“. Kadushin i Jones (1992) su pokazali da je u predviđanju karakteristika osobnih mreža bitan i društveni status: osobe višeg statusa imaju i raznolikije i kohezivnije mreže, a osobe nižeg statusa imaju više geografski lokalne i kohezivne mreže, te manje slabih i raznolikih mreža. Zaključno, poželjno je da u ego mreži postoji ravnoteža između dviju vrsta struktura, a kad ni jedna struktura nije prisutna, nije vjerojatno da će osoba imati društvenog utjecaja, odnosno društveni kapital.

3.5.2 Antecedenti mreža

Iako je prema radikalnim strukturalistima ličnost rezultat pozicije u mreži, istraživanja ukazuju da ličnost može utjecati na obrasce društvene mreže. Mehra, Kildruff i Brass (2001) su pronašli da su centralne osobe u mrežama imale visoke vrijednosti na skali samomotrenja. Samomotrenje je stabilna osobina ličnosti koja se odnosi na mjeru u kojoj osoba motri znakove u okolini i s obzirom na njih modificira svoje ponašanje u svrhu ispunjavanja vanjskih očekivanja. Usto, pokazalo se da je ličnost, ali i stanje pozitivnog afekta povezano s točnošću percepcije mreže (Casciaro, 1998; Casciaro, Carley i Krackhardt, 1999). Postoje i istraživanja utjecaja individualnih razlika u formiranju društvenih veza, odnosno povezanost s mjerama centralnosti unutar organizacijske mreže. Klein, Lim, Saltz i Mayer (2004) su utvrdili da je za neurotične osobe manje vjerojatno da će zauzeti centralne pozicije u prijateljskim i savjetodavnim mrežama. Velik broj istraživanja je očekivano potvrdio pozitivni odnos ekstraverzije s ponašanjima umrežavanja pojedinca (npr. Forret i Dougherty, 2001; prema Totterdell i sur., 2008), emocionalne inteligencije i samomotrenja s veličinom mreže (Austin i sur., 2005; Mehra i sur., 2001; prema Totterdell i sur., 2008). Prema Beckeru (2004; prema Totterdell i sur., 2008), često dobivana slaba povezanost ličnosti i varijabli proizašlih iz mrežnog pristupa rezultat je medijacijskog utjecaja motivacijskih antecedenata poput stavova, subjektivnih normi i percepcije kontrole.

Totterdell, Holman i Hukin (2008) su pokušali identificirati osobine koje su direktno povezane s formiranjem osobnih društvenih mreža, poput sklonosti ka povezivanju s drugim ljudima koja nije povezana s nekim specifičnim kontekstom. U tu svrhu su konstruirali posebnu skalu, PCO (skraćenica od eng. *propensity to connect with others*) koja uključuje tri povezane komponente: stvaranje prijateljstava, poznanstava, te pridruživanje drugima. U okviru ADM teoretskog pristupa te tri komponente su povezane sa formiranjem: snažnih veza, slabih veza, te povezivanjem različitih dijelova mreža. Na uzorku studenata i zaposlenika jedne radne organizacije provjeravali su niz hipoteza o odnosu takve mjere s nekim svojstvima osobnih (ego) mreža. Osobne mreže su mjerili tako da su pitali ispitanike o čestini određenih vrsta kontakata s bliskim prijateljima (npr. davanje savjeta) u posljednja dva tjedna. Potvrdili su povezanost PCO mjere s ekstraverzijom i pozitivnom afektivnošću, osjećajem dobrobiti na radnom mjestu, te s veličinom mreže i mjerama međupovezanosti.

Clifton, Turkheimer i Oltmanns (2009) su na velikom uzorku vojnih novaka utvrdili pozitivnu povezanost mjera centralnosti i samoiskaznih mjera osobina ličnosti koje su povezane s narcističkim i histrionskim poremećajem ličnosti, a negativnu povezanost s izbjegavajućim, shizoidnim i shizotipnim poremećajem ličnosti.

Međutim, osim ličnosti, stavova i ponašanja pojedinaca, mreže u organizaciji oblikuje formalna organizacijska struktura. Formalne pozicije dovode do smještaja pojedinaca i grupa u fizički prostor, te tako istovremeno ograničavaju priliku za interakcijom s jednim, a pospješuju prilike za interakciju s drugima. Stoga se očekuje da će neformalna mreža u određenoj mjeri pratiti formalnu hijerarhiju. Istraživanja pokazuju kako organizacijska struktura ograničava prijateljstva i instrumentalne veze (Lincoln i Miller, 1979).

Katz (1994) je metodom višedimenzionalnog skaliranja ustanovio eksponencijalno smanjivanje učestalosti suradnje među sveučilištima u Velikoj Britaniji, Kanadi i Australiji s porastom geografske udaljenosti. To se smatra snažnim dokazom tvrdnji da su neformalne, osobne komunikacije bitan element kod nastanka suradnje, te da su faktori poput veće geografske udaljenosti zbog dodatnih troškova (vremenskih i financijskih) zapreka za uspostavljanje suradnje. Međutim, sam autor upozorava da takve rezultate treba promatrati u kontekstu. Naime, Griffith i Miller (1970) su u istraživanju neformalnih komunikacija među produktivnim znanstvenicima, opisali paradoksalan fenomen da „u jednom ekstremu, pojedini znanstvenik može nevoljko preći dva metra da iskoristi znanje druge osobe, ali, u drugom ekstremu, će rado putovati stotine ili tisuće milja da komunicira s drugom osobom u drugim okolnostima“ (str. 125).

Kao što je spomenuto u poglavlju o odabiru suradnika, o pojedinom znanstveniku se zaključuje i na osnovi karakteristika njegovih suradnika, prema principu „s kim si, takav si“. Polazi se od pretpostavke da su kvantiteta i kvaliteta koautora pojedinog znanstvenika u korelaciji s njegovim/njenim sposobnostima i ambicijama koje nisu direktno opažljive. Stoga, Ductor i suradnici (2011) predlažu da mreža koautora pojedinog znanstvenika ima signalizacijsku vrijednost o potencijalima tog znanstvenika kao suradnika drugim znanstvenicima. Primjerice, kad visoko produktivni istraživač formira i održava vezu s drugim (moguće mlađim) istraživačem, ta veza signalizira drugim znanstvenicima da taj (mlađi) istraživač ima pozitivne attribute. Ductor i suradnici (2011) su testirali hipotezu da će takva signalizacijska vrijednost karakteristika mreže pojedinca biti posebno važna na početku karijere, a da će kasnije njena važnost opasti. Dobili su da uključivanje informacija o mreži koautora pojedinca povećava točnost predviđanja individualne produktivnosti nastale na osnovi samo prošle produktivnosti. Međutim, taj učinak je, iako značajan, relativno skroman. Od svih ispitivanih varijabli (broj koautora, blizina u mreži) najinformativnija je bila produktivnost koautora. Nadalje, autori su potvrdili hipotezu o varirajućoj prediktivnoj moći koju imaju informacije o mreži pojedinca: veća je u početku karijere, a potom sistematski opada s vremenom, te 15 godina nakon početka objavljivanja više nema prediktivnu vrijednost za objavljivačku produktivnost. Djelomičan razlog te opadajuće vrijednosti je moguće objasniti time što se mreža koautora pojedinca ne mijenja bitno u toku karijere, jer pojedini znanstvenici imaju većinom stabilne mreže suradnika. Drugim riječima, suradnici i njihove osobine (produktivnost i utjecaj) stječu se u početku karijere, a kasnije se, u pravilu, ne mijenjaju dramatično. S druge strane, informacija o prošloj produktivnosti ostaje snažan prediktor buduće produktivnosti. Autori su primijetili da su mreže koautorstva najinformativnije za pojedince koji su bili u srednjoj kategoriji po produktivnosti, a najmanje za najniže produktivne. To je razumljivo, jer potonji imaju nisko razvijene mreže koautora zbog relativno malog broja radova.

U skladu s ovim viđenjem, na izbor suradnika se gleda kao na važnu strategiju za povećanje produktivnosti i utjecaja pojedinog znanstvenika s važnim posljedicama za budući status istraživača. Istraživanja obrazaca suradnje najproduktivnijih znanstvenika bi stoga moglo koristiti u utvrđivanju principa prema kojem je najbolje birati suradnike. Smatra se da bi znanstvenici trebali biti svjesni potencijalne važnosti koje suradnici mogu imati za njihovu karijeru, te da bi ih trebali promišljeno birati (Rumsey-Wairepo; 2006, Kuzhabekova, 2011).

3.6 Mezorazine

Kod istraživanja mreža koautorstva tipično se ispituju samo interpersonalne mreže, ali moguće je, ako se podaci prikladno obrade, promatrati veze između pojedinih istraživačkih grupa, institucija, gradova, zemalja, disciplina. S obzirom da je razvrstavanje ljudi s obzirom na pripadnosti tim različitim skupinama teško točno provesti (npr., zbog mobilnosti pojedinih istraživača, istovremenog djelovanja u više institucija, promjena sastava istraživačkih grupa, itd.), najčešće jedinice analize su pojedini istraživači, odnosno veze između njih. Na taj način se gube neke bitne informacije. Naime, različite organizacijske jedinice su dio konteksta u kojem se razvijaju promatrani interpersonalni odnosi. Važno je uzeti u obzir te jedinice ili grupe kada se ispituju interpersonalne mreže, jer značenje veza može biti različito. Primjerice, nije svejedno da li neki autor surađuje samo s pojedincima iz svoje istraživačke grupe, ili surađuje i s ostalim kolegama koji djeluju unutar iste organizacije, ili čak kolegama iz drugih organizacija, disciplina, gradova, zemalja. To može imati različito značenje za opis njegove pozicije. Veze koje prelaze preko grupnih ili organizacijskih granica posebno doprinose društvenom kapitalu ne samo pojedinaca koji ih formiraju, nego i kapitalu njihovih jedinica (Burt, 1992; Uzzi, 1996). Veze između pojedinaca koji pripadaju različitim organizacijskim jedinicama mogu nastati zbog organizacijskih karakteristika ili/i zbog individualnih karakteristika. Takve veze su posebno zanimljive jer ilustriraju „dvojnost“ grupa i pojedinaca. Istovremeno mapiranje pojedinaca i jedinica kojim pripadaju može doprinijeti boljem razumijevanju i interpersonalnih i interorganizacijskih mreža (Brass i sur., 2004). Veze unutar i između organizacijskih jedinica imaju značajan utjecaj na ishode jedinica, ali i same organizacije. Mehra i suradnici (2003) su utvrdili pozitivnu povezanost veza koje ima voditelj jedinice s drugima u organizaciji s učinkom njene jedinice. Oh, Chung i Labianca (2004) su pronašli da uspješni radni timovi imaju umjereno visoku unutarnju koheziju ili mnogo veza s formalnim vođama drugih grupa. U simulacijskom istraživanju, Krackhardt i Stern (1988) su ustanovili da prijateljske veze između grupa omogućuju koordinaciju u kriznim situacijama. Mnoga istraživanja su potvrdila da je učinak grupe povezan s neformalnim i formalnim vezama s drugim grupama (Guzzo i Shea, 1992; Shaw, 1964).

3.7 Analize mreža koautorstva: implikacije za istraživanje

U ovom poglavlju opisano je kako ADM doprinosi istraživanjima znanstvene suradnje.

Glavni razlozi su:

- Omogućuje mnogo teoretskih okvira unutar kojih je moguće postaviti i testirati specifične hipoteze, npr. teorije nastanka društvenih kapitala, teorije mreža.
- Koncept suradnika i suradnje su jednoznačno operacionalizirani brojem i jačinom veza, te drugim mrežnim varijablama.
- Omogućuje mjerenje utjecaja posrednih suradnika i suradnji. Prema Borgattiju i sur. (2013) moć mrežnog koncepta je u tome da pruža mehanizam – nedirektnu vezu – kojim udaljeni dijelovi sustava mogu utjecati jedni na druge.
- Omogućuje ispitivanje različitih razina, dobivanje kompletne slike koja istovremeno može obuhvatiti individualne karakteristike koautora i prirodu veze s ostalim koautorima i zajednicom u cjelini. Takav višerazinski pristup je vrlo prikladan jer je koautorstvo složen fenomen koji je moguće istraživati na različitim razinama. Na mikrorazini pojedinih radova, znanstvenika, na mezorazini radnih grupa, institucija, ili na makrorazini polja i područja znanosti te država. Te razine su u međusobno složenom odnosu, i na njih utječu razni faktori, ne nužno na jednak način.
- Ispitivanjem makrorazine je moguće dobiti uvid u dinamiku procesa suradnje i donijeti zaključke o mehanizmima koji su joj u podlozi.
- Omogućuje identificiranje „ključnih igrača“, „zvijezda“ – pojedinaca koji u najvećoj mjeri oblikuju polje znanosti u kojem djeluju, ali i identificiranje „posrednika“ koji povezuju inače nepovezane skupine autora.

Dodatna praktična vrijednost istraživanja mreža koautorstva proizlazi iz postojanja sekundarnih izvora, odnosno baza znanstvenih radova koje sadrže bibliografske podatke o objavljenim radovima. Međutim, kao što je u pregledu istraživanja naglašeno, sekundarni izvori imaju svoje nedostatke i ograničenja koja su tipična za metode analize dokumentacije. Svaki korak u istraživanju: definiranje entiteta, definiranje njegovog indikatora, te odnos indikatora prema konstrukt, i naposljetku postupak mjerenja, je znatno složeniji nego u drugim metodama. Suočavamo se s nekoliko specifičnih ograničenja te metode (prema Milas, 2005):

1. Ne možemo po volji birati konstrukte koji su nam predmet interesa jer opseg informacija u dokumentima (bibliografskim zapisima) određuje mogući izbor konstrukata od interesa. U pravilu se raspoloživo samo selektivnim skupom objavljenih radova svakog

znanstvenika koji postoje u nekoj bazi. Odabirom različitih izvora (baza) taj se problem može samo djelomično umanjiti. Međutim, kao što je opisano, takav pristup je uobičajeno korišten i spomenutim nedostacima unatoč, doveo je do brojnih nalaza i spoznaja, koje su se pokazale prilično robusnima.

2. Mjerni postupak nije u potpunosti pod kontrolom istraživača, već ovisi o postojanju i pohrani pojedinih podataka. Postoji mogućnost netočnosti podataka jer postoje mnogi izvori pogrešaka, što je detaljnije opisano u poglavlju o metodologiji. Pored toga, baze su nepredvidivo dinamične, konstantno se mijenjaju i šire, pa je pri interpretaciji dobivenih rezultata potrebno uzeti u obzir te promjene, koje se onda mogu smatrati sistematskim izvorima pogreške mjerenja.

Ipak, postoje i neke važne prednosti u odnosu na većinu mjera korištenih u psihologijskim istraživanjima. Prvo, korištenje bibliometrijskih indikatora možemo smatrati objektivnim. Ne postoji utjecaj na predmet mjerenja od strane istraživača i nije podložno subjektivnosti poput utjecaja selektivnog pamćenja i iskrivljavanja odgovora od strane ispitanika. Drugo, mjerenje nije intruzivno, ne zahtijeva nikakav angažman od ispitanika. Treće, mjerenja se mogu smatrati pouzdanima, u smislu da je dobiven podatak o broju radova i broju koautora znanstvenika M.M. u godini *nnnn* iz neke baze u pravilu jednak bez obzira jesu li „povučeni“ danas ili sljedeće godine, ili za deset godina.³⁵

Naposljetku, na općenitoj razini, prednost je i činjenica da se radi o mjeri ponašanja. U suštini je to bihevioralna mjera koja opisuje stvarnu interakciju, što nije vrlo čest slučaj u psihologijskim istraživanjima. Baumeister, Vohs, i Funder (2007) u članku objavljenom u „*Perspectives on Psychology Science*“ kritiziraju prevladavajuće trendove u psihologijskim istraživanjima gdje se u većini psihologijskih grana ne proučava ponašanje, već se oslanjaju pretežno na različite upitničke samoiskazne mjere. Usto, ako se i provede istraživanje koje mjeri neko ponašanje, ali ne sadrži neke dodatne upitničke mjere (ili kvalitativne) o nekim unutarnjim procesima sudionika, smatra se da nije dovoljno „psihološko“. To je ironično, smatraju spomenuti autori, jer ponašanje je psihološka varijabla. Naravno, idealno bi bilo da se u istom istraživanju koriste i neke samoiskazne, kvantitativne ili kvalitativne, mjere. Nažalost, sa stajališta praktičnosti, to nije uvijek jednostavno i realno provedivo.

³⁵ To vrijedi ako su baze redovito ažurirane. U pravilu, podaci dobiveni za sve godine osim tekuće, neće se mijenjati u nekoj većoj mjeri. Tu pretpostavku može narušiti i eventualno retrogradno širenje baze.

4 CILJ I PROBLEMI ISTRAŽIVANJA

4.1 *Uvod u probleme istraživanja*

U prethodnim poglavljima smo opisali istraživanja suradnje među znanstvenicima s posebnim osvrtom na metodološki pristup koji primjenjuje analizu društvenih mreža na podatke o koautorstvu znanstvenih radova. Kao što je već spomenuto, analiza mreža koautorstva u znanosti se smatra jednom od ključnih primjena analize društvene mreže na velikim uzorcima (Matusiak i Morzy, 2013). To se odražava u velikom broju takvih istraživanja u zadnjih desetak godina od strane znanstvenika iz različitih disciplina (npr. sociologije, bibliometrije i scientometrije, znanstvene politike, ekonomije i statistike). Pregledana literatura pruža kritička objašnjenja očekivanog odnosa između mreža koautorstva i različitih ishoda na makrorazini, npr. širenje ideja, kohezija; i mikrorazini, npr. pristup različitim resursima, utjecaj i produktivnost znanstvenika.

Namjera ovog rada je objediniti teorijske i metodološke pristupe koji su se bavili različitim razinama suradnje i jedinicama analize u jedan cjeloviti pristup. Tako bi se omogućila integracija spoznaja i teorije iz različitih disciplina koje su se bavile fenomenom znanstvene suradnje, produktivnosti znanstvenika, mrežom koautorstva i analizom društvenih mreža. Takav cjeloviti pristup će se primijeniti pri istraživanju suradnje znanstvenika u Hrvatskoj (1992- 2012) u tri polja društvenih znanosti: psihologiji, sociologiji i odgojnim znanostima.

4.2 *Izbor polja*

Prijašnja istraživanja su pokazala da se discipline razlikuju s obzirom na stupanj i vrstu suradnje (Melin i Persson, 1996; Van Rijnssoever i sur., 2008). Te razlike dijelom proizlaze, a dijelom dovode do nekih od mnogih razlika u znanstvenoj djelatnosti različitih disciplina. Znanstvene discipline variraju s obzirom na njihove društvene, kognitivne i kulturalne karakteristike (Van Rijnssoever i Hessels, 2011).

Mnoga istraživanja su se bavila time kako se akademska iskustva i praksa razlikuju među različitim disciplinama. Becher (1994) se bavio disciplinarnim razlikama i zaključio da je važno uzimati u obzir specifičnost rezultata koji se dobivaju ako se istražuje samo jedna disciplina i nemogućnost generalizacije na druge discipline. Smatra da se ta poteškoća može izbjeći na učinkovit način ako se istraživanje ne bavi samo jednom disciplinom jer se tako mogu ustanoviti eventualne razlike.

Braxton i Hargens (1996) su pokušali razviti okvir za klasifikaciju disciplina s obzirom na opažene razlike u stopi prihvaćenih radova za objavljivanje u časopisima, istraživačkoj produktivnosti, te uvjerenjima znanstvenika o obrazovnim zahtjevima. Zaključuju da „su razlike između akademskih disciplina duboke i opsežne“ (str. 35). Od tada su se brojna istraživanja bavila disciplinarnim razlikama s obzirom na aspekte poput: nastavne metodologije, strukture disciplina i iskustva znanstvenika, i razvijene su brojne klasifikacije. Podjele se temelje na ideji da pojedina polja imaju različite razine paradigmatškog razvoja koji se temelji na njihovoj razini konsenzusa. Visoko paradigmatška polja imaju visoku razinu slaganja među svojim istraživačima s obzirom na pitanja o odgovarajućim temama istraživanja i metodama. S druge strane, polja koja su nisko paradigmatška pokazuju manje slaganje s obzirom na odgovarajuća istraživačka pitanja kojima bi se njihova polja trebala baviti, te još niže slaganje oko odgovarajuće metodologije kojom bi se na ta pitanja trebalo odgovoriti (Braxton i Hargens, 1996).

S obzirom na vjerojatnost suradnje među znanstvenicima, Price (1963) je razlikovao laboratorijske od uredskih disciplina. Laboratorijske discipline, poput kemije i biologije, podrazumijevaju suradničku aktivnost zbog zajedničkog rada istraživača u laboratorijima i zajedničkom korištenju skupe opreme. Uredske discipline, poput matematike, pružaju veću slobodu istraživačima za rad u vlastitim uredima. Psihologiju se općenito svrstava između tih krajnosti, dok se za sociologiju smatra da ima nekih sličnosti s uredskim disciplinama. Whitley (2000) opisuje dva faktora u odnosu na koje je moguće promatrati različite discipline: nesigurnost zadataka i međusobna zavisnost. Tri odabrana polja koja su predmet istraživanja u ovom radu pripadaju u discipline s visokim stupnjem nesigurnosti zadatka i visoke međuzavisnosti (prema Fry, 2004).

Jedan od poznatih modela klasifikacije disciplina je na temelju empirijskih rezultata predložio Biglan (1973). Prema njegovom modelu, različite discipline se klasificiraju s obzirom na tri dimenzije: paradigme (tvrde/meke), primjene (čiste/primijenjene) i predmeta istraživanja (žive/ne žive). Ustanovljeno je da se s obzirom na razlike u tim dimenzijama razlikuju društveni znanstvenici iz različitih polja prema tome koliko su povezani s kolegama, predanosti predavanjima, istraživanjima i primijeni, broju objavljenih znanstvenih radova, monografija i izvještaja. Psihologija, sociologija i odgojne znanosti se svrstavaju u meka područja znanosti koja se bave živim sistemima, ali se razlikuju s obzirom na dimenziju primijene. Polje psihologije i sociologije pripada u čiste znanstvene discipline, a odgojne znanosti u primijenjene discipline. Dimenzija „važnosti primijene“ (eng. „*degree of concern*“

for application“) opisuje aktivnosti koje su orijentirane ka praktičnim primjenama i/ili doprinosima društvu ili ekonomiji. Ta dimenzija je ključna u klasifikaciji disciplina koju su predložili Becher i Trowler (2001). Na tom kontinuumu, na jednoj krajnosti su tzv. bazične discipline poput kemije i fizike koje su relativno autonomne i primarno nastoje razviti bazična znanja (o tvarima, životu i svemiru). S druge strane, discipline poput medicine, koje su snažno povezane s praktičnim primjenama (npr. zdravstvo), nazivaju se strateške jer se bave istraživanjima koja „se provode s očekivanjem da će dovesti do saznanja koja će poslužiti rješavanju prepoznatih sadašnjih ili budućih praktičnih problema“³⁶(Irvine i Martin, 1984; prema Van Rijnsoever i Hessels, 2011). Prema toj dimenziji se odabrana polja razlikuju: sociologija i psihologija bi se mogle smjestiti bliže bazičnim znanostima, a odgojne znanosti bliže strateškim znanostima. Pritom treba naglasiti da polja unutar sebe sadrže raznolikost jer se sastoje od različitih grana i subdisciplina koje zauzimaju različite pozicije na kontinuumu bazične – strateške znanosti.

Polja psihologije, sociologije i odgojnih znanosti su odabrana u ovom istraživanju zbog djelovanja u sličnom istraživačkom kontekstu i mogućnosti da osim unutar i između njih postoji suradnja. Vjerojatnost suradnje među znanstvenicima iz različitih polja je veća kada postoje zajednički predmeti istraživanja. Kod odabranih polja neke od zajedničkih tema su: obrazovanje, obitelj, društveni razvoj pojedinca, rodne razlike, religija, grupne interakcije, različiti društveni problemi, itd. Zajednički predmeti istraživanja dovode do objavljivanja u istim časopisima te upotrebe sličnih metodoloških pristupa. Iz toga slijedi da su i ishodi znanstvene djelatnosti znanstvenika iz tih polja u većoj mjeri usporedivi. Odnosno, dinamika objavljivanja i najmanja objavljivačka jedinica (tzv. *least publishable unit*) su, općenito uzevši, među tim disciplinama sličniji. Pored toga, suradnja je olakšana kad znanstvenici različitih polja rade na istim lokacijama, npr. institutima, fakultetima, zbog fizičke blizine koja povećava mogućnosti stvaranja kontakata (Kronegger i sur., 2012). Može se očekivati da su te discipline slične i prema tzv. strukturalnim, „vanjskim“ faktorima koji utječu na produktivnost i suradnju, poput znanstvene politike, kriterija za izbor u viša zvanja, sustav vrednovanja i nagrađivanja.

Pri izboru polja utjecali su i neki praktični razlozi: polja sadrže dovoljan broj znanstvenika (u Hrvatskoj) da bi istraživanje suradnje bilo smisljeno, ali istovremeno njihov

³⁶ Van Rijnsoever i Hessels (2001) naglašavaju da se strateška istraživanja razlikuju od primijenjenih istraživanja jer nisu *direktno* usmjerena na rješavanje praktičnih problema, već doprinose saznanjima koja se kasnije mogu koristiti pri rješavanju praktičnih problema.

broj nije toliko velik da proces prikupljanja podataka bude predug, a provedene analize teško interpretabilne. Pored toga, u odabranim poljima je očekivana relativno niska zastupljenost hiperautorskih radova (radovi koji imaju velik broj autora) u odnosu na mnoga polja prirodnih znanosti poput fizike, biologije i biomedicinskih znanosti. Hiperautorski radovi u konceptualnom smislu predstavljaju problem u mrežnim analizama (što je u poglavlju o metodologiji detaljnije objašnjeno).

Prije opisa problema i metodologije istraživanja ovog rada, opisati ćemo rezultate nekih istraživanja odabranih polja koji su relevantna za razumijevanje našeg konteksta istraživanja, odabir odgovarajućih metoda i formiranje istraživačkih pitanja.

4.2.1 Psihologija

U polju psihologije suradnja je postala norma (Cronin, Shaw, i LaBarre, 2003) i prema tome je psihologija bliska prirodnim znanostima (Franceschet i Costantini, 2010). Istraživanja mreža koautorstva psihologa relativno su rijetka ili se o njima rijetko izvještava izvan znanstvenih skupova (npr. istraživanje koautorstva meksičkih psihologa Hernandezza i Jesusa, 2008). Lopez Lopez i suradnici (2010) su proveli istraživanje 11 manjih autorskih grupa u Latinskoj Americi, koje je zahvaćalo vremenski period od tri godine. Utvrdili su da grupe autora međusobno nisu surađivale. Nikzad i suradnici (2011) su na radovima iranskih psihologa indeksiranim u bazi *Web of Science (WoS)*, za period od 2000-2009, dobili da je mreža psihologa u odnosu na druge društvene znanosti, ekonomiju i informacijske znanosti, bila najraspršenija (eng. *sparse, scattered*). Sastojala se od nekoliko manjih i međusobno nepovezanih grupa koautora. Letina i suradnici (2012) su u Hrvatskoj koristili sličan metodološki pristup, ali u dužem vremenskom periodu (1991-2010). Mreža koautorstva psihologa imala je glavnu komponentu koja je obuhvaćala oko 64% svih istraživanih aktivnih psihologa. U uzorku prikupljenih radova, koautorskih radova je bilo oko 78%. Mjere centralnosti su bile umjereno povezane s brojem ukupnih radova autora (0,42 - 0,62), što je u skladu s rezultatima dobivenim na uzorcima znanstvenika iz drugih područja (Abbasi i sur., 2010, 2011). Mreža suradnje je imala neka svojstva nerazmjerne mreže i strukturu malog svijeta: mali broj čvorova s nerazmjerno puno veza, odnosno malu udaljenost prosječnog najkraćeg puta. Druga istraživanja provedena u Hrvatskoj su pokazala da polje psihologije karakterizira najviša produktivnost među društvenim znanostima, mjerena indeksiranim radovima u međunarodnim bazama (Jokić i Šuljok, 2009; Jokić, Zauder i Letina, 2012). Također, psiholozi nerijetko surađuju sa znanstvenicima iz drugih polja društvenih znanosti

(npr. sociologije) i iz drugih područja znanosti (npr. biomedicinskih) i učestale su međunarodne suradnje.

4.2.2 Sociologija

Sociologija je polje koje karakterizira suradnja unutar malih grupa istraživača koji se bave tzv. lokalnim temama (Kronegger, Mali, Ferligoj i Doreian, 2012). Provedeno je istraživanje mreža suradnji sociologa u Sloveniji (Mali i sur., 2010), što će omogućiti usporedbu dobivenih rezultata ovog istraživanja sa sličnijim kontekstom u društveno-povijesnom smislu. U navedenom istraživanju, mreža sociologa je imala svojstva i nerazmjerne mreže i strukturu malog svijeta. Moody (2004) je za autore koji su imali radove u *Sociological Abstracts* bazi u vremenskom periodu od 1963. do 1999. godine dobio posve različitu sliku. Ustanovljena je relativno visoka udaljenost prosječnog najkraćeg puta ($l \approx 9$) i niži koeficijent grupiranja od očekivanog za slučajne mreže. Autor to objašnjava većom učestalošću „nekvantitativnih“ radova (radovi koji ne koriste kvantitativnu metodologiju) kod kojih postoji manja vjerojatnost suradnje, te sve većom specijalizacijom autora, odnosno fragmentiranjem discipline na mnogo različitih područja istraživanja. Vjerojatno je takvim rezultatima doprinijela činjenica da korištena baza ne obuhvaća samo radove iz sociologije, već i iz mnogih „srodnih“ polja poput politologije, ekonomije, etnologije, filozofije, socijalne psihologije, itd. U Hrvatskoj je posljednjih godina objavljeno nekoliko istraživanja koja su se bavila produktivnošću sociologa (Jokić i Šuljok, 2009; Štulhofer, Baćak i Šuljok, 2010; Prpić i Petrović, 2010, Jokić, Zauder i Letina, 2012). Rezultati tih istraživanja konvergiraju prema zaključku da polje sociologije spada u produktivnija polja društvenih znanosti prema zastupljenosti njihovih radova u međunarodnim bazama, iako je u pravilu manje produktivno u usporedbi s poljem psihologije. Za produktivnost sociologa, objavljivanje knjiga i radova u znanstvenim časopisima imaju podjednaku važnost, dok su u psihologiji zastupljeniji znanstveni radovi u časopisima (Mochnecki, 2009; prema Prpić i Petrović, 2010). Iako taj nalaz vrijedi i za sociologe iz drugih zapadnih zemalja, prema Štulhoferu i sur. (2010) hrvatska je sociologija u velikoj mjeri „lokalna“ znanstvena disciplina. Sociolozi većinom objavljuju autorske knjige i radove u domaćim časopisima koji nisu međunarodno vidljivi. Koautorski radovi su među sociolozima česti ($\approx 40\%$, prema Jokić i sur., 2012), ali rjeđi u odnosu na radove psihologa i ostalih društvenih znanstvenika. Kronegger i suradnici (2012) su koristeći stohastičko modeliranje ustanovili da suradnja slovenskih sociologa sa istraživačima izvan svog polja ima negativan utjecaj na formiranje veza suradnji s

znanstvenicima unutar svog polja. Jokić i suradnici (2012) su pokazali da je među hrvatskim sociolozima izražena suradnja sa znanstvenicima iz drugih polja društvenih znanosti.

4.2.3 Odgojne znanosti

Odgojne znanosti obuhvaćaju heterogenu skupinu znanstvenika iz nekoliko različitih disciplina: pedagogije, edukacijsko-rehabilitacijskih znanosti (defektologije i logopedije), te kineziologije. Iako prema Pravilniku³⁷ o znanstvenim i umjetničkim područjima, poljima i granama iz 2009. ova kategorija više ne postoji, za naše istraživanje je smatramo korisnom jer objedinjuje nekoliko polja sa relativno manjim brojem registriranih znanstvenika koji su zaposleni na različitim vrstama institucija. Stoga omogućuje primjer skupa unutar kojeg možemo očekivati manje izraženu suradnju, odnosno nekoliko komponenti suradničkih mreža koje su slabo povezane. Dobivanje takvih rezultata bi opravdalo promjenu u pravilniku prema kojem se discipline od kojih se sastojalo ovo polje sada klasificiraju kao posebna polja društvenih znanosti. Budući da se radi o poljima znanosti koja pripadaju različitim disciplinama i subdisciplinama prema međunarodnim klasifikacijama, npr. kineziologija se smatra subdisciplinom sportskih znanosti koje pripadaju u područje medicine, ne postoje međunarodna istraživanja koja su obuhvaćala usporedivi uzorak znanstvenika. Prema Biglanovoj dimenziji primjene, te Becherovoj i Trowlerovoj dimenziji „važnosti primjenjivosti“, odgojne znanosti spadaju u primijenjene, strateške discipline. Zbog veće usmjerenosti ka primjeni, može se očekivati relativno niža znanstvena aktivnost pojedinih znanstvenika u ovom polju, ali i veća otvorenost ka suradnji s znanstvenicima iz drugih disciplina. U ranijim istraživanjima provedenim u Hrvatskoj (Jokić i Šuljok, 2009) unutar odgojnih znanosti najproduktivnije je bilo polje kineziologije i defektologije. U odgojnim znanostima su koautorski radovi vrlo česti - preko 45% radova u domaćim časopisima, a preko 70% radova u međunarodnim bazama (prema Jokić, Zauder i Letina, 2012).

4.3 Cilj i problemi

Cilj ovog istraživanja je:

Analiza prirode suradnje znanstvenika u tri polja društvenih znanosti (psihologije, sociologije i odgojnih znanosti,) iz Republike Hrvatske kroz njihove publikacije indeksirane u dva međunarodna (WoS i Scopus) i jednom nacionalnom (NSK) izvoru, u razdoblju od

³⁷ http://narodne-novine.nn.hr/clanci/sluzbeni/2009_09_118_2929.html

1992. do 2012 te njeno povezivanje sa uspješnošću znanstvenika korištenjem teorijskog i metodološkog okvira analize društvenih mreža.

Iz cilja istraživanja i opisanog teorijskog i metodološkog okvira formulirane su dvije skupine problema. Problemi su eksplorativne prirode i polaze od različitih jedinica, odnosno razina analize: 1) razine pojedinog polja (makrorazina); te 2) razine pojedinih znanstvenika (mikrorazina). Unutar njih su postavljena specifična istraživačka pitanja:

1) Opisati obrasce suradnje strukturom mreža unutar tri polja društvenih znanosti u periodu od 1992. do 2012. godine, i njihov razvoj kroz dva vremenska perioda ($t_1 = 1992-2002$ i $t_2 = 2003-2012$), te utvrditi:

- Imaju li strukturu malog svijeta koju karakterizira viši koeficijent grupiranja nego kod slučajnih mreža, te manja ili jednaka prosječna duljina puta nego kod slučajnih mreža?
- Postoji li mehanizam preferencijalnog povezivanja gdje je distribucija veza nerazmjerna?

2) Ispitati povezanost mrežnih varijabli: lokalnih mjera, mjera ego mreža, i globalnih mjera; s pokazateljima produktivnosti znanstvenika:

- Koliki je samostalan doprinos mrežnih varijabli objašnjavanju mjera znanstvenog učinka: broja objavljenih radova u jedinici vremena (stope produktivnosti) i mjere odjeka radova (h -indeksa)?
- Koliko uspješno skup mrežnih varijabli predviđa mjere znanstvenog učinka nakon kontroliranja atributa aktera, a koliko nakon kontroliranja prijašnje produktivnosti?

5 METODOLOGIJA

Ovo poglavlje opisuje istraživački nacrt doktorskog rada: uzorke, izvore podataka, način prikupljanja podataka, opise korištenih metoda i mjera proizašlih iz mrežnog pristupa. Nakon toga bit će prikazani rezultati prikupljanja, analize društvenih mreža i statističkih analiza provedenih na tako dobivenim podacima.

Istraživanje se sastojalo od tri faze: (i) prikupljanje podataka, (ii) priprema podataka: stvaranje ulazne baze podataka i (iii) analize društvenih mreža. U prvoj fazi su prikupljeni podaci iz tri različite baze bibliografskih zapisa, za sve znanstvenike registrirane u Upisniku MZOŠ u jednom u tri polja. U drugoj fazi se provodilo čišćenje dobivenih podataka i njihovo spajanje u jedinstvenu bazu koja je sadržavala podatke za daljnje analize. U trećoj fazi je prema podacima o koautorstvu na pojedinim radovima koji su bili uključeni u konačnu bazu, rekonstruirana mreža suradnje među znanstvenicima, te su provedeni različiti postupci analize društvenih mreža.

5.1 *Uzorak*

Uzorak čine 918 znanstvenih djelatnika iz tri polja društvenih znanosti; odgojnih znanosti, psihologije i sociologije, prema Upisniku (registru) znanstvenika Ministarstva znanosti, obrazovanja i sporta iz 2008 godine³⁸. Upisnik osim imena i prezimena znanstvenika/ce sadrži i podatke o spolu, godini rođenja, radnom statusu (znanstveni novak, aktivan ili umirovljen), instituciji u kojoj radi i adresi institucije. U tablicama 5.1. i 5.2. je opisan sastav uzorka znanstvenika s obzirom na osnovne podatke koje Upisnik sadrži.

U Upisniku su upisani: i) znanstvenici izabrani u znanstvena zvanja znanstvenog suradnika, višeg znanstvenog suradnika i znanstvenog savjetnika; ii) nastavnici izabrani u znanstveno-nastavna zvanja ili umjetničko-nastavna zvanja docenta, izvanrednog profesora i redovitog profesora; iii) osobe izabrane u suradnička zvanja asistent i viši asistent; te iv) osobe koje su stekle akademski stupanj doktora znanosti. Sve navedene osobe upisuju se u

³⁸ Vođenje Upisnika (kao i dosadašnjeg Popisa znanstvenika i istraživača) temelji se na potrebi, da se na jednom mjestu uspostavi takva baza podataka u kojoj će se voditi relevantni podaci o svim osobama koje se bave znanstvenim radom sukladno članku 21. stavak 1. Zakona o znanstvenoj djelatnosti i visokom obrazovanju (NN 123/03, 198/03, 105/04, 174/04 02/07. - Odluka USRH, 46/07 i 45/09). Podaci se prikupljaju radi dobivanja uvida, sustavnog praćenja i izrade analiza cjelokupnog znanstvenog potencijala RH. Podaci o osobama upisanim u Upisnik osobnog su značaja. Sukladno čl. 37. Ustava RH, svakoj osobi zajamčena je sigurnost i tajnost osobnih podataka, koji se ne smiju koristiti suprotno svrsi njihovog prikupljanja. (<http://public.mzos.hr>, 2013)

Upisnik ukoliko imaju hrvatsko državljanstvo³⁹. Iz Upisnika bi se trebali brisati svi znanstvenici koji više ne udovoljavaju uvjetima ili koji su preminuli. Nemamo informacije koliko se redovito provodi punjenje i brisanje Upisnika i koji su kriteriji za pridjeljivanje znanstvenika u određeno polje znanosti. Također, nije moguće utvrditi kolika je točnost Upisnika. Međutim, radi se o vrsti registra kakvi postoje i u drugim zemljama i često su se koristili u istraživanjima koautorstva (npr. Kronegger, 2012; Cainelli i sur., 2010; De Stefano i sur., 2013). Popis institucija u kojima su znanstvenici u uzorku bili zaposleni je prikazan u Prilogu 1.

Tablica 5.1.
Opis uzorka znanstvenika

		Spol			Dob znanstvenika 2012. (M, raspon)	Radni status		
		ukupno N (%)	muški N (%)	ženski N (%)		aktivan N (%)	novak N (%)	umirovljen N (%)
Polje znanosti	Odgojne znanosti	481 (52,4)	198 (41,2)	283 (58,8)	52, 38 (28 - 87)	373 (77,5)	62 (12,9)	46 (9,6)
	Psihologija	241 (26,3)	73 (30,3)	168 (69,7)	47, 24 (28 - 81)	159 (66)	66 (27,4)	16 (6,6)
		Sociologija	196 (21,4)	102 (52)	94 (48)	50, 30 (28 - 81)	131 (66,8)	50 (25,5)
	Ukupno	918 (100)	373 (40,6)	545 (59,4)	50, 58 (28 - 87)	663 (72,2)	178 (19,4)	77 (8,4)

M – aritmetička sredina

Tablica 5.2.

Postotci znanstvenika iz uzorka s obzirom na polje, mjesto i vrstu institucije

	Polje	Psihologija				Sociologija				Odgojne znanosti			
		Uni.	Inst.	dr.	N%	Uni.	Inst.	dr.	N%	Uni.	Inst.	dr.	N%
Mjesto	Zg	50	100	45,9	56	62,4	100	28,9	67,2	60,1	100	29,5	48
	Izvan Zg	50	-	12,2	31,1	36,5	-	2,2	16,4	39,9	-	28,5	35
	N.I.	-	-	41,9	12,9	1,2	-	68	16,4	-	-	42	16
	N%	54,8	14,5	30,7	26,3	43,6	33,3	23,1	21,4	59,5	0,4	40,1	52,4

Uni= sveučilište; Inst=institut; dr= sve druge vrste institucija; Zg=Zagreb; Izvan Zg= izvan Zagreba; N.I.=nema informacije

5.1.1 Definiranje granica mreža

U mrežnim istraživanjima kojima je cilj analizirati cjelovite mreže (tzv. „socio-centrična“ istraživanja, nasuprot „ego-centričnih“ kojima je cilj istražiti ego mreže sudionika), definiranje uzorka je intrinzično povezano s pojmom granica mreže (Borgatti i sur., 2013, Prell, 2012). Granica mreže definira skup aktera za koje istraživač pretpostavlja da čine kompletni skup aktera mreže koja je predmet istraživanja (Prell, 2012). Definiranje granice

³⁹ 2010. godine je došlo do izmjene u Pravilniku o Upisniku znanstvenika, prema kojoj se znanstvenici upisuju u Upisnik neovisno o tome imaju li hrvatsko državljanstvo.

mreže se odnosi na problem određivanja granica skupa jedinica analize u mreži (čvorova). Na određeni način se radi o općem problemu definiranja populacije na koje se istraživački rezultati mogu generalizirati (Marsden, 1990). To je od posebne važnosti u mrežnim istraživanjima, budući da su analize eksplicitno fokusirane na međuzavisnost istraživanih jedinica. Drugim riječima, izostavljanje pojedinog čvora mijenja mjere centralnosti svih čvorova koji su s njime direktno ili posredno povezani, i može rezultirati drugačijom strukturom mreže. To posebno vrijedi ako je izostavljen čvor koji ima relativno veliki broj veza. Dakle, propust relevantnih elemenata ili arbitrarno (proizvoljno) postavljanje granica može dovesti do krivih rezultata ili navesti na pogrešne zaključke (Barnes, 1979; prema Marsden, 1990). Definiranje granice mreže je često teško odrediti zbog postojanja „mekih“ ili/i nejasnih granica i općenito se istraživači slažu da ne postoji savršeno rješenje tog problema. Međutim, postoje različiti načini kojima je moguće približno odrediti tu granicu. Kod istraživanja mreža koautorstva, problem definiranja granica je relativno manje izražen u odnosu na druga ADM istraživanja, ali više u odnosu na istraživanja organizacija. Naime, populaciju je relativno lako definirati uz pomoć postojanja nekog formalnog registra. Laumann i suradnici (1989; prema De Stefano i sur., 2011) opisuju tri općenite strategije specifikacije granica kod istraživanja suradnje među znanstvenicima na temelju podataka o koautorstvu: (i) pozicijski pristup, (ii) pristup utemeljen na sudjelovanju u nekoj vrsti relacijskih događaja (eng. *event-based*), i (iii) relacijski pristup.

(i) *Pozicijski pristup* se temelji na karakteristikama aktera ili na nekim formalnim kriterijima članstva. Obično se polazi od liste istraživača, npr. neka vrsta službenog registra poput Upisnika, koji djeluju u određenom polju znanosti, te koji su bili aktivni (objavili barem jedan jednoautorski ili višeautorski rad) u promatranom vremenskom razdoblju. Istraživaču su prvenstveno od interesa veze među tim akterima, ne uzimajući u obzir moguće veze s akterima izvan polja (znanstvenicima iz drugih polja znanosti).

Taj je pristup korišten u ovom radu u analizama mreža znanstvenika unutar pojedinih polja. (ii) *Pristup utemeljen na sudjelovanju u nekoj vrsti relacijskih događaja (eng. event-based)*, koristi se kad je predmet istraživanja sadržaj određenog izvora podatka, a koautorstvo se smatra relacijskim događajem. U ovom slučaju se ne polazi od liste autora, već aktere u mreži predstavljaju svi autori koje sadrži određena baza, npr. može sadržavati samo jedan ili više znanstvenih časopisa.

(iii) *Relacijski pristup* je vođen društvenim vezama među akterima i predstavlja prošireni postupak selekcije koji započinje od provizorne „fiksne“ liste autora kojima se pridodaju svi drugi akteri koji nisu u listi ali su povezani s tom početnom „jezgrom“.

Taj je pristup korišten u ovom radu u analizama ego mreža znanstvenika.

Prema De Stefanu i suradnicima (2011), u provedbi istraživanja mreža koautorstva, kombinacije nekih od tih pristupa mogu biti posebno korisne. Stoga smo u ovom istraživanju koristili kombinaciju pozicijskog i relacijskog pristupa. Krenuli smo od liste istraživača koji djeluju u pojedinom polju - Upisnika znanstvenika, te koristeći relacijski pristup definirali mrežu koautorstva ciljne populacije sa svim ostalim koautorima, koji djeluju unutar ili izvan discipline, ali nisu bili u Upisniku. Takav pristup omogućuje da se zabilježe i analiziraju veze sa svim koautorima, neovisno o tome da li su u Upisniku, odnosno početnoj listi autora. Pritom se razlikuje od strogo relacijskog pristupa jer te pridodane autore, odnosno njihove radove, zahvaća samo u onoj mjeri koliko su surađivali sa znanstvenicama iz početne liste, te o njima obično ima manje informacija - atributi tih aktera nisu poznati. S druge strane, kad je cilj opis obrazaca koautorstva unutar pojedine discipline, granice mreže mogu biti reducirane u skladu s pozicijskim pristupom, pri čemu su veze s vanjskim članovima izostavljene, odnosno ignorirane u daljnjim analizama.

5.2 Izvori podataka

U svrhu prikupljanja podataka o relacijskim odnosima aktera u definiranim mrežama, odnosno o suradnji znanstvenika unutar i između tri polja društvenih znanosti i podataka o objavljujućoj produktivnosti znanstvenika, u ovom nacrtu smo se koristili arhivskim podacima, odnosno dostupnim internetskim (on-line) bazama podataka. Opća prednost takvog prikupljanja podataka je što se istraživač ne mora oslanjati na točnost odgovora od strane ispitanika, npr. kao u anketnim istraživanjima ili intervjuima, ili na pouzdanost opažača, npr. kad se koristi metoda opažanja. Kod istraživanja mreža koautorstva, dodatna praktična prednost proizlazi iz postojanja sekundarnih izvora, odnosno baza znanstvenih radova koje sadrže bibliografske podatke o objavljenim radovima. Različite baze se poprilično razlikuju po „pokrivenosti“ s obzirom na vremenski period, specifično polje i područje znanosti, vrstu časopisa, vrstu radova, te točnost, ažuriranost, standardiziranost zapisa i naposljetku, prema mogućnostima pretraživanja i povlačenja podataka. Usto, neke baze omogućuju i prikupljanje dodatnih informacija poput citiranosti pojedinih radova, znanstvenika i časopisa. Zato je bitno pažljivo odabrati odgovarajuće izvore za određeni skup autora i cilj istraživanja, te imati na

umu njihove nedostatke i prednosti prema netom nabrojanim aspektima. Kako su te baze u pravilu javno dostupne⁴⁰, ne dolazi do etičkih pitanja povjerljivosti podataka, te problema otpada ispitanika⁴¹. Inače, etički problemi i problemi zbog otpada u istraživanjima društvenih mreža predstavljaju velike, i često nepremostive poteškoće i vjerojatno su jedni od ključnih razloga što se ovaj pristup ne koristi češće u psihologiji.⁴²

Unatoč svim navedenim prednostima istraživanja koja koriste dokumentacijsku građu (arhivske podatke), najveći je nedostatak što istraživač nema mnogo kontrole nad vrstom relacija koje istražuje i kojim podacima o atributima aktera raspolaže. U istraživanjima koja koriste primarne podatke - podatke prikupljene isključivo za svrhu istraživanja, stupanj kontrole te vrste je potencijalno visok (Borgatti i sur., 2013). Drugim riječima, kako se kod sekundarnih izvora u pravilu radi o prenamijenjenim podacima⁴³, prednosti koja proizlaze iz relativno lakšeg i bržeg prikupljanja podataka i obuhvaćanja svih jedinica analize imaju i svoju cijenu jer su istraživaču nametnute snažne i arbitrarne granice s obzirom na vrstu relacija i atributa koje može istraživati. Također, istraživanja na temelju podataka dobivenih iz sekundarnih izvora podrazumijevaju dobro poznavanje njihove strukture i nedostataka u svrhu pretraživanja, preuzimanja, provjere i obrade dobivenih podataka i posebno njihovog valjanog interpretiranja (Jokić i sur., 2012).

5.2.1 Izbor korištenih sekundarnih baza

Izbor odgovarajućeg izvora ovisi o cilju analize. U slučaju da je cilj analizirati definiranu populaciju, preporuča se korištenje lokalnih, nacionalnih izvora jer osim što uključuju časopise s velikim odjekom, ali i lokalno orijentirane istraživačke izvještaje poput informacija o koautorstvima na radovima na konferencijama, domaćim časopisima i knjigama domaćih izdavača. Dakle, ako je cilj dobiti kompletnu sliku koautorstva među članovima discipline, poželjno je uključivanje takvih izvora u analizu. Nedostatak takvih arhiva je njihova stvarna dostupnost. Naime, u slučaju hrvatskih znanstvenika postoje dvije opsežnije

⁴⁰ U pravilu su javno dostupne, ali kako su neke od njih komercijalne, poput Web of Science i Scopusa, stvarna dostupnost ovisi o pretplatničkom statusu.

⁴¹ Znanstvenik iz uzorka ne mora na nikakav način sudjelovati u istraživanju i podaci o njegovim radovima se mogu prikupiti neovisno o njemu.

⁴² Da bi bilo moguće i smisleno napraviti analizu društvene mreže preduvjet je da imamo informacije o svim vezama koje su predmet istraživanja kod svih članova neke definirane populacije. Usto, potreba za relacijskom obradom podataka ne omogućuje (ili bar znatno otežava) anonimnost sudionika što je samo po sebi problem za mnoge predmete istraživanja. Iz toga slijedi da je očekivani otpad ispitanika veći u istraživanjima gdje je ispitanik izvor podataka što ima izrazito poguban učinak na smislenost čitavog istraživanja (Borgatti & Molina, 2003).

⁴³ Svrha većine sekundarnih izvora obično nije istraživanje relacijskih odnosa, npr. sekundarni izvori o publikacijama znanstvenika su namijenjeni pretraživanju znanstvene literature.

nacionalne baze: katalog Nacionalne i sveučilišne knjižnice (*NSK*) i Hrvatska znanstvena bibliografija (*HZB ili Crosbi*). Obje sadrže veliki broj informacija o publikacijama hrvatskih znanstvenika koje nisu uključene u međunarodnim bazama. Međutim, baza *HZB*, iako sadrži vjerojatno najopsežnije informacije o publikacijama različite vrste hrvatskih znanstvenika, ima i niz nedostataka. Postoji problem valjanosti sadržanih podataka, budući da su sami znanstvenici zaduženi za ažuriranje podataka o svojim publikacijama i ne postoji sustav provjere tako unesenih podataka. Zbog sveprisutnog pritiska za što većim brojem publikacija, različitih shvaćanja o tome što je znanstvena publikacija, te ostalih vrsta pogrešaka, postavlja se pitanje koliko su takvi podaci točni, a prema tome i upotrebljivi za različite vrste analiza. Pored toga, postoji i problem redovitog ažuriranja. Kako se *HZB* baza „puni“ neredovito, te ne postoji sustav kontrole nad unesenim podacima odlučili smo je ne koristiti kao izvor u ovom istraživanju.

Kod odabira međunarodnih baza postojalo je više mogućih sekundarnih izbora: specijaliziranih, predmetnih baza za pojedina polja društvenih znanosti, npr. *ERIC* za odgojne znanosti, *PsycINFO* za psihologiju, *SocINDEX* za sociologiju, te nespecijaliziranih, multidisciplinarnih baza, koje uključuju različita područja društvenih znanosti, npr. *Web of Science (WoS)* koji uključuje i prirodne znanosti, *Scopus*, *Google Scholar*. Kao izvore smo odabrali *Web of Science (WoS)* i *Scopus* zbog nekoliko razloga: većina istraživanja koautorstva su provođena koristeći te izvore; njihove širine, odnosno mogućnosti zahvaćanja radova koji ne pripadaju isključivo u društvene znanosti (npr. radovi iz polja medicine); te istraživačkog iskustva rada s podacima dobivenim iz tih baza. Usto, specijalizirane, predmetno orijentirane baze nisu korištene i zbog rezultata prethodnih istraživanja (Letina i sur., 2012) koja su ukazala da je u njima indeksiran relativno manji broj radova hrvatskih autora u odnosu na baze *Scopus* i *WoS*. Baza *Google Scholar* nije korištena zbog nemogućnosti skupnog izvoza podataka, nejasnog opsega baze, npr. nisu jasni kriteriji uključivanja publikacija, te povezano s time - nedovoljno „čistih“ podataka, npr. neujednačenosti naziva pojedinih radova rezultiraju skupom radova od kojih mnogi mogu biti isti ali s manjim promjenama u naslovima. Naposljetku, u ovom istraživanju korištena su tri različita sekundarna izvora: dva međunarodna i jedan nacionalni (slika 5.1):



Slika 5.1. Sekundarni izvori korišteni u istraživanju

5.2.1.1 Međunarodne baze: Web of Science -WoS (Thomson-Reuters) i Scopus (Elsevier)

Dosad scientometrijska istraživanja su najčešće koristila profesionalne i komercijalne multidisciplinarne citatne baze *WoS*⁴⁴ i *Scopus*⁴⁵ (Moed, 2005; Jokić, Zauder i Letina, 2012). To su međunarodne baze u kojima zastupljenost radova posredno ukazuje na međunarodnu vidljivost znanstvene produkcije pojedinog znanstvenika. Osim podataka o autorima i godini objavljivanja pojedinog rada, ove dvije baze omogućuju dobivanje podataka o citiranosti radova, što sumirano za pojedinog znanstvenika predstavlja praktičnu i često korištenu mjeru citiranosti (vidljivosti i utjecaja). U ovom istraživanju koristiti ćemo podatke o produktivnosti znanstvenika iz obje baze jer se razlikuju prema opsegu i sadržaju časopisa koje pokrivaju, a o citiranosti iz samo jedne (*WoS*). Podatke o citiranosti iz baze Scopus nećemo analizirati iz sljedećih razloga: ta baza pruža podatke o citiranosti od 1996. godine, pa bi uključivanje tih podataka dovelo do ponderiranja radova objavljenih nakon te godine; skupovi časopisa, pa time i radova, koje Scopus i WoS pokrivaju se uvelike preklapaju, pa podatke o citiranosti ne bi mogli prikazati kao jednu mjeru.

Analizom radova hrvatskih psihologa (Letina i sur; 2012), dobiveno je da uzorak istih znanstvenika ima značajno više zastupljenih radova u bazi Scopus, a time i veći broj citata (za vremenski period od 1992 - 2010). To se može objasniti time da se radi o bazi koja je više europski orijentirana (Jokić i sur., 2012). S druge strane, u bazi WoS su bili indeksirani radovi psihologa u 39 časopisa koji nisu bili u Scopusu, što ukazuje da bi u svrhu potpunije slike o međunarodnoj vidljivosti ipak bilo najbolje koristiti podatke iz obje baze. Glavni nedostatak

⁴⁴ http://thomsonreuters.com/products_services/science/science_products/a-z/web_of_science

⁴⁵ <http://www.info.sciverse.com/scopus/about>

međunarodnih baza je što sadrže pogreške vezane uz imena autora. Različite varijante imena iste osobe nastaju uslijed različitih načina pisanja, promjena imena i grešaka u pisanju, npr. česta je zamjena prvog imena za prezime. Pored toga, u prvim godinama perioda od 1992. do 2012. su u znatno manjoj mjeri obuhvaćale časopise u kojima su objavljivali hrvatski znanstvenici iz društvenih znanosti. U novije vrijeme obuhvaćaju širi skup časopisa iz zemalja koje nisu engleskog govornog područja. Nakon 2007. godine je uključen veći broj hrvatskih časopisa iz društvenih znanosti. Također, stariji podaci, koji se odnose na početak devedesetih, manje su kompletni od novijih podataka u svim bazama (Newman, 2004a). Dakle, pri analizama dobivenih podataka potrebno je uzeti u obzir da se radi o dinamičnim bazama.

5.2.1.2 Nacionalni izvor: Online knjižnični katalog Nacionalne i sveučilišne knjižnice (NSK)

U svrhu dobivanja cjelovite slike produktivnosti i suradnje hrvatskih znanstvenika iz izabраниh polja u razdoblju 1992. – 2012. koristili smo i jednu nacionalnu bazu te time omogućili bilježenje znanstvene aktivnosti koja nije nužno međunarodno vidljiva. Online katalog NSK je najcjelovitiji izvor podataka o objavljenim radovima i publikacijama na nacionalnoj razini. Naime, jedna od zadaća hrvatske nacionalne knjižnice je prikupljanje i pohrana svih publikacija nastalih u Hrvatskoj ili hrvatskih autora, što je regulirano i zakonskom obavezom svih nakladnika i izdavača. Svrha ovog sekundarnog izvora je omogućivanje korisnicima da dođu do podataka koje publikacije knjižnica posjeduje. Zato su izvori ove vrste relativno rjeđe korišteni u istraživanjima koautorstva. Također, pouzdanost podataka varira ovisno o korištenim standardima u bibliografskom opisu publikacija, profesionalnosti knjižničara i sustavu kontrole (Jokić i sur., 2012). U ovom istraživanju smo uključili samo jedan segment kataloga NSK-a koji se odnosi na autorske knjige. Ostale vrste publikacija: uredničke knjige, hrvatski znanstveni časopisi, zbornici, itd., nisu obuhvaćeni istraživanjem primarno zbog nemogućnosti dodjeljivanja autorstva pojedinim radova na temelju standardiziranog bibliografskog MARC zapisa. Taj zapis daje samo popis svih autora pa nije moguće zaključiti koji su autori napisali koji rad ili poglavlje u knjizi.

5.3 Proces prikupljanja podataka: preuzimanja, čišćenja i spajanja

Postupak prikupljanja podataka se sastojao od preuzimanja bibliografskih podataka za svakog znanstvenika u registru (ukupni $N=918$) iz tri polja iz tri opisana izvora, za definirani vremenski period od 1992. do 2012. godine. Podaci su preuzeti tijekom proljeća 2013. godine (ožujka i travnja). Proces povlačenja podataka iz bazi je obavio istraživač, i u kontinuiranom radu je trajao oko 6 tjedana.

5.3.1 Preuzimanje podataka iz međunarodnih baza

Pri pretraživanju međunarodnih baza posebno se pazilo da se uzmu u obzir sve moguće inačice imena autora nastale zbog dijakritičkih znakova ili zbog postojanja dva prezimena. Naime, u međunarodnim bazama se dijakritički znakovi nedosljedno koriste, pa su se pri pretraživanju koristile varijante imena bez dijakritičkih znakova (npr. za *Marković, P.*, pretraživalo bi se *Markovic, P.*). Mnogo veći problem se događao kod pretraživanja znanstvenica koje imaju dva prezimena. Često se događa da se u međunarodnim bazama ta prezimena pojavljuju u različitim varijantama, npr. radovi *Ane Ivanić – Horvat* u međunarodnim bazama bi se mogli pronaći pod različitim imenima koja se tretiraju kao različiti autori: *Ivanic-Horvat, A., Ivanichorvat, A., Ivanic, A., Horvat, A., Ivanic, H., Horvat, I., Ana, H.I., te Ana, I.H.* Naime, drugo prezime se često shvaća kao drugo ime autora. Iako su takvim pretraživanjem uzete u obzir tipične greške, netipične greške u unosu imena autora nisu mogle biti predviđene, te su radovi s takvim greškama ostali neobuhvaćeni i njihov broj nam nije poznat (npr. *Ivaniae, A.* umjesto *Ivanic, A.*). Kod autorica koje su neko vrijeme koristile jedno prezime, a potom promijenile prezime, a ne samo dodale, radovi koje su objavile pod djevojačkim prezimenom nisu obuhvaćeni ukoliko nisu postojali ažurirani podaci o ranijem prezimenu. U bazi NSK su za neke od njih sadržane takve informacije, koje su kod pretraživanja međunarodnih baza uzete u obzir, pa se može smatrati da je broj radova koji nisu obuhvaćeni iz toga razloga manji u onoj mjeri u kojoj su takvi podaci bili dostupni. Budući da je registar znanstvenika iz 2008. godine, a pretraživanje je provedeno 2013; postojala je mogućnost da su neke od autorica u međuvremenu promijenile prezime. Iako bi najbolji način dolaska do takvih informacija bio kontakt sa samim znanstvenicama, u ovom istraživanju smo koristili alternativne metode. Za svaku smo autoricu koja nije imala dva prezimena 2008., te koja je rođena poslije 1960. godine, prije pretraživanja provjerili na web stranicama institucije u kojoj je zaposlena ili drugim dostupnim internetskim izvorima (npr. *HZB, Hrčak, Google Scholar*), je li došlo do promjena u prezimenu. Ukoliko nisu postojali

podaci koji bi ukazivali na promjene, pretpostavili smo da do promjene nije ni došlo i pri pretraživanju smo koristili prezime navedeno u Upisniku. Naposljetku je u ukupnom uzorku kod 69 autorica pronađeno da su koristile ili koriste još jedno (djevojačko ili novo) prezime, te su se te informacije koristile pri pretraživanju.

Specifičan problem se pojavljivao kod autora koji imaju prezime koje je vrlo često među hrvatskim i/ili stranim znanstvenicima. Npr. kod pretraživanja znanstvenika s prezimenom *Novak* ili *Kovač* u stranim bazama dobije se nekoliko tisuća radova. Kako bi takve radove bilo vremenski zahtjevno individualno pregledavati, dobiveni skup je sužavan pomoću područja znanosti (društvene) ili/i adrese navedene na radu (Hrvatska). Iako je to jedini način na koji se daljnje pretraživanje moglo suziti, ono se oslanja na pretpostavku da navedeni autor nije objavljivao u časopisima koji, prema klasifikaciji koja se koristi u bazi, pripadaju u druga područja znanosti, ili da nije objavljivao rad dok je djelovao u nekoj inozemnoj instituciji. Stoga, kod takvih slučajeva, ukoliko su autori imali takve radove, oni nisu obuhvaćeni u ovom istraživanju. Budući da se opisani problem pojavio kod vrlo malog broja znanstvenika, ne očekuje se da su propusti takve vrste bili česti.

5.3.2 Preuzimanje podataka iz NSK kataloga

NSK katalog nije primarno prilagođen za opsežnija bibliometrijska istraživanja i rijetko se koristi u te svrhe, te zahtijeva složeniju tehničku obradu podataka. Podaci o publikacijama prikupljeni su u MARC (Machine-Readable-Cataloging) standardu, što je kompleksni format koji podržava unos i pohranu različitih vrsta podataka vezanih uz publikaciju, poput autorstva, uredništva, prevoditelja i slično. S jedne strane, bogata struktura takvog zapisa otežava analizu, ali omogućuje i internu kros-validaciju informacija za detektiranje pogreški, npr. pogrešno bilježenje prevoditelja ili urednika kao autora. Budući da su podaci dobiveni iz NSK baze otvorenog tipa, moguće ih je preuzeti u strukturiranom formatu. Pretraživanje kataloga se vršilo prema punom imenu autora, što je u ovoj bazi, bilo mnogo lakše jer nije postojao problem netočnih imenovanja autora. Normativna datoteka NSK jednoznačno identificira autora kroz različite inačice imena pod kojima se taj autor pojavljivao na publikacijama. Stoga su te informacije bile korisne za pretraživanje pojedinih autora u međunarodnim bazama. U početnom pretraživanju publikacija prema imenu autora su postavljena ograničenja samo s obzirom na promatrano vremensko razdoblje. Time je dobiven skup radova koji je uključivao razne oblike publikacija koje nisu relevantne za istraživanje mreža koautorstva, poput audiovizualne građe ili disertacija, koje se smatraju polupublikacijama ili sivom literaturom jer su dostupni manjem broju ljudi. Kasnijim

filtriranjem, provjerama i ručnim čišćenjem iz tog skupa su izbačene publikacije na kojima ni jedan od znanstvenika iz promatrana tri polja društvenih znanosti nije autor, publikacije koje nisu zadovoljile kriterije vrsta publikacija, npr. zbornici radova koji su registrirani kao monografije, uredničke knjige strukturirane po autorskim poglavljima, beletristika i zapisi koje zbog pogreški u strukturi zapisa nije bilo moguće ekstrahirati. U konačnom skupu su preostale autorske monografske publikacije (knjige), što je predstavljalo oko 12% svih izvučenih zapisa. Pritom su u analizu ulazile sve monografske publikacije koje su imale preko 10 stranica⁴⁶. Za potrebe ovog istraživanja nismo ulazili u analize radi li se o stručnim i/ili znanstvenim djelima.

5.3.3 Čišćenje podataka

Nakon preuzimanja podataka za svakog pojedinog autora iz tri različite baze, najprije je proveden proces čišćenja podataka iz svake od pretraživanih bazi. Konkretno, proces čišćenja se odnosi na nekoliko različitih radnji od kojih je neke bilo moguće brzo i učinkovito provesti uz pomoć softverskih rješenja izrađenih upravo za te svrhe (u programu Python), a neke je radnje bilo nužno provesti „ručno“, odnosno inspekcijom sadržaja svih dobivenih zapisa od strane istraživača. Većina čišćenja je vezana uz tzv. *probleme disambiguacije*: probleme višeznačnica i istoznačnica. Drugim riječima, provedeno je ujednačavanje imena autora koji su se pojavljivali pod više različitih imena, te razdvajanje radova autora koji imaju ista imena, tj. isto prezime i inicijal imena. Proces identifikacije autora obično nije u potpunosti točan. Procjenjuje se da su greške nastale zbog tih problema zanemarive te da nemaju značajan utjecaj na rezultate. Istraživači koji su koristili sličnu metodologiju navode procjene od 2 do 5% pogreški (Barabási i sur., 2002; Newman, 2004a; Perc, 2010).⁴⁷

⁴⁶ Prema definiciji knjige po formalnim karakteristikama (njenom opsegu) prema UNESCO-u, knjiga ima minimalno 49 stranica (http://portal.unesco.org/en/ev.php-URL_ID=13068&URL_DO=DO_TOPIC&URL_SECTION=201.html“1964. Recommendation concerning the International Standardization of Statistics Relating to Book Production and Periodicals“). Tako da su kriteriji u ovom istraživanju zapravo „blaži“, odnosno rezultiraju većim brojem autorskih knjiga.

⁴⁷ Newman (2001) je automatskim rješavanjem problema disambiguacije na dva različita načina, dobio razlike u broju identificiranih autora koje su iznosile od 1 do 8% za različite baze i polja prirodnih znanosti. Općenito, u radovima koji koriste slični metodološki pristup se proces čišćenja podataka samo spominje, bez detaljnijih opisa načina uklanjanja ili iznošenja podataka o količini „ispravljenih“ grešaka. Uglavnom se radi o uzorcima znanstvenika iz zemalja koje nisu na znanstvenoj periferiji ili/i su engleskog govornog područja, pa je moguće da je broj pogreški u međunarodnim bazama vezan uz imena znanstvenika u tim istraživanjima stvarno relativno manji. Pri provođenju ovog istraživanja, problemi zbog netočnosti imena autora u međunarodnim bazama, te njihovog neujednačenog korištenja, su bili vrlo česti, a njihovo uklanjanje ili barem smanjivanje je bilo vremenski (i tehnički) vrlo zahtjevan proces. O stvarnom udjelu pogreške u krajnjim podacima na kojima se vrše analize može se samo nagađati.

Međutim, radi se samo o procjenama i nije moguće s preciznošću ustanoviti o kolikoj grešci se zaista radi.

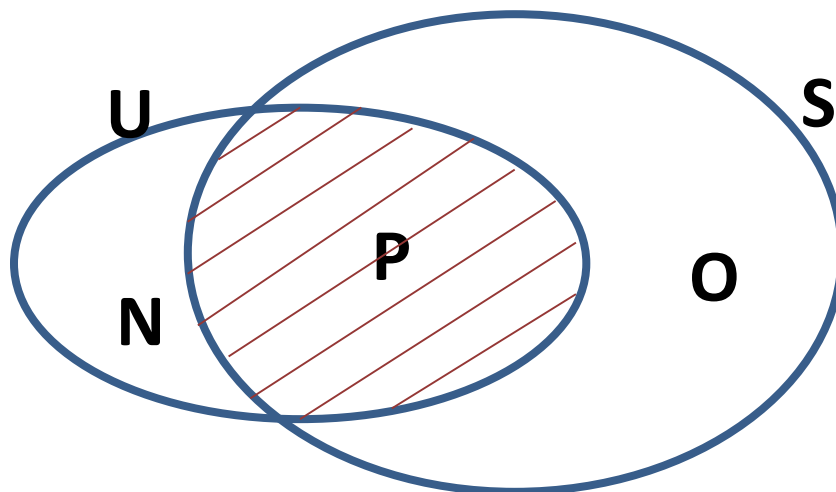
Preko jedinstvenog identifikacijskog broja koji se dodjeljuje svakom radu, u bazi su eliminirani svi „duplikati“ – radovi koji su se zbog procesa pretraživanja pojavljivali više puta u dobivenom skupu, jer su nastali u koautorstvu nekoliko autora iz skupa. Naposljetku su eliminirani i radovi koji su greškom preuzeti i koji bi inače bili krivo atribuirani nekom od znanstvenika iz našeg skupa (zbog imenjaka ili prezimenjaka s istim početnim slovom imena koji djeluje u nekom drugom polju znanosti). Dio čišćenja se provodio zbog nedosljednosti i netočnosti u zapisima iz baze NSK, gdje je pri izvlačenju radova za autora dobiven skup svih radova u čijem izdavanju je sudjelovao na bilo koji način (npr. urednik, prevoditelj, fotograf, ilustrator, napisao kazalo pojmova i sl.). Isključeni su iz analize oni radovi na kojima znanstvenik iz skupa nije bio autor. Pored toga, mnogi zapisi su bili mnogostruki (s malim izmjenama u naslovu, verzije na nekom drugom jeziku, druga izdanja, i sl.) i svi takvi slučajevi su uklonjeni⁴⁸. Detaljniji uvid u proces čišćenja iz baze NSK i odabir konačnog skupa zapisa za analizu je prikazan u Prilogu 2. U Prilogu 3. su opisane faze čišćenja i navedeni brojevi radova iz svake od baza u konačnom skupu radova.

U ovoj fazi istraživanja dodijeljena je jedinstvena šifra svakom znanstveniku iz početne liste (Upisnika). Iako su svi planirani izvori podataka javno dostupni sadržaji (online) svim znanstvenim djelatnicima (*WoS*, *Scopus*) i široj javnosti (*katalog NSK*), u prikazivanju rezultata osobna imena su zamijenjena šifrom u svrhu zaštite anonimnosti ispitanika i kako se ne bi skretala pozornost na vrednovanje individualnog doprinosa pojedinaca što nije svrha ovog rada.

5.3.4 „Identificiranje“ ostalih koautora na radovima

U dobivenim skupovima radova (iz tri baze), zbog koautorstva sa znanstvenicima iz definiranog uzorka od kojeg smo krenuli (tzv. „seed“ lista), pojavila su se i imena autora koji nisu bili dio uzorka. Provedeno je ujednačavanje imena tih pridodanih autora, tako da se mogu registrirati ponovljene i višestruke suradnje s istim „vanjskim“ autorima. Grafički prikazano (slika 5.2.): dobiveni skup autora (S) se razlikuje, i očekivano je veći od početnog skupa (U). Slova koja označuju pojedine dijelove skupa na slici 5.2. su:

⁴⁸ Kod autorskih knjiga koje su male više izdanja se u procesu čišćenja pokušalo se zadržati samo najranije izdanje.



Slika 5.2. Grafički prikaz skupova dobivenih imena autora

U – autori iz Upisnika čiji su radovi pretraživani u bazama, $U=P + N$

P – produktivni autori iz registra koji su imali radove u bazama (skup koji će biti detaljnije analiziran)

N – neproduktivni autori iz registra koji nisu imali radove u bazama

S – dobiven skup svih autora na radovima koji su preuzeti pretraživanjem, $S= P + O$

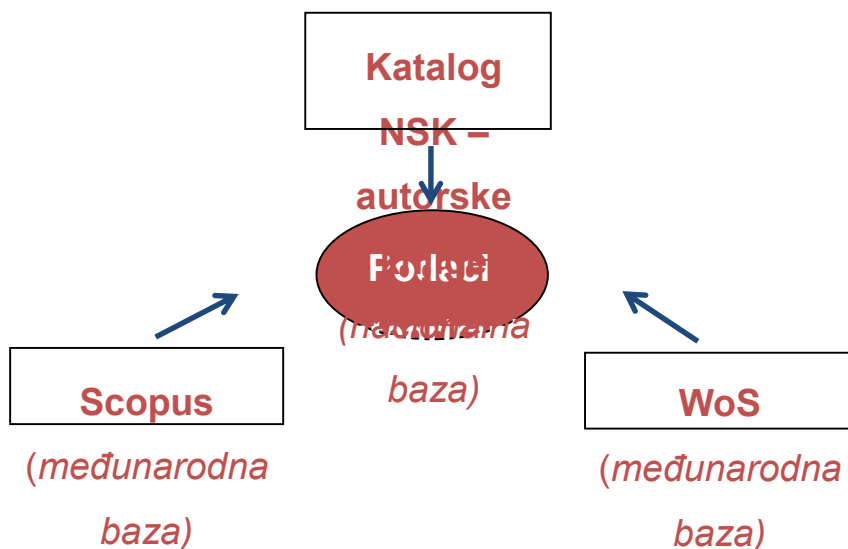
O – svi autori koji su obuhvaćeni zbog suradnje s definiranim skupom znanstvenika, a nisu bili u početnom uzorku (u Upisniku): umirovljeni neaktivni znanstvenici, u međuvremenu umrli znanstvenici, novaci zaposleni nakon 2008., neregistrirani znanstvenici iz polja, autori iz drugih disciplina, te autori koji nisu iz Hrvatske (na radovima nastalim međunarodnom suradnjom).

U ovom istraživanju nismo razlikovali autore iz skupa O jer takva identifikacija zahtijeva podatke o znanstvenom polju u kojem su ti autori djelovali ili djeluju, o njihovom znanstvenom statusu, afilijaciji, te državljanstvu. Kako nismo raspolagali tim podacima, tretirali smo ih kao grupu suradnika koji mogu biti iz istog polja znanosti ali čija imena nisu u Upisniku ili koji su iz polja znanosti koja ovim istraživanjem nisu obuhvaćena. Kako smo istovremeno prikupljali podatke za znanstvenike iz tri različita polja, u onim slučajevima kad su suradnici znanstvenika iz jednog od druga dva analizirana polja, može se takva vrsta suradnje pouzdano identificirati kao interdisciplinarna. Za sve druge slučajeve suradnje može se samo polaziti od pretpostavke da je većina autora iz drugog polja ili iz druge države.

5.3.5 Spajanje podataka iz različitih izvora

Preuzeti podaci iz različitih baza su spojeni u jedinstvenu bazu pomoću programskog jezika Python. Budući da se baze WoS i Scopus djelomično preklapaju, a prema tome i podaci

preuzeti iz njih, dvostruki zapisi istih radova su eliminirani. Pri dodavanju podataka iz NSK kataloga, mogućnost preklapanja nije postojala, budući da autorske knjige nisu obuhvaćene s druge dvije baze. Nakon spajanja bibliografskih podataka svih znanstvenika iz svih baza dobili smo jedinstvenu bazu radova (slika 5.3.) na kojoj smo provodili analize.



Slika 5.3. Prikaz nastanka jedinstvene baze nakon spajanja podataka o radovima iz tri sekundarna izvora
Podaci o pojedinim radovima koji su korišteni u daljnjim analizama su: autori rada - sadrži informaciju radi li se o jednoautorskom ili višeautorskom radu, naziv rada - na osnovu kojeg je svakom radu dodijeljena jedinstvena šifra i godina objavljivanja. Za radove dobivene iz WoS-a sadržani su i podaci o broju dobivenih citata.

5.4 Atributi aktera u analizi društvenih mreža

U ovom radu se koriste podatci o pojedinim znanstvenicima (akterima), koje se s obzirom na njihov izvor i status u istraživanju može kategorizirati u dvije skupine: i) sociodemografski podaci i podaci vezani uz vrstu i adresu institucije dobiveni iz Upisnika koji su nezavisne varijable, i ii) bibliometrijske indikatore dobivene obradom preuzetih podataka iz različitih izvora koje su zavisne varijable.

Vrijednosti tih varijabla postoje samo za one aktere koji su definirani u početnom uzorku znanstvenika, a za njihove koautore (iz podskupa O, slika 5.2.) te varijable nisu poznate.

5.4.1 Nezavisne varijable - atributi aktera

U ovom su radu dvije skupine nezavisnih varijabli: atributi aktera i mrežne varijable koje opisuju ego mrežu pojedinog znanstvenika i njegovu poziciju u mreži svog polja. Ovdje

ukratko opisujemo attribute aktera, a kasnije u poglavlju o provedenim analizama društvenih mreža opisujemo mrežne varijable.

Sociodemografski podaci – odnose se na podatke dobivene iz Upisnika znanstvenika.

Osim informacije o tome kojem polju društvenih znanosti pripadaju, iz registra znanstvenika smo koristili i podatke o spolu, godini rođenja, imenu i adresi institucije, te znanstvenom statusu pojedinog znanstvenika. Informacija o znanstvenom statusu dostupna u registru ima samo tri kategorije: umirovljeni i aktivni znanstvenik, aktivni znanstvenik, i znanstveni novak. Koristili smo ih za opis uzorka, ali ne u daljnim analizama.

5.4.2 Zavisne varijable

Scientometrijski indikatori produktivnosti i citiranosti – odnose se na podatke koje smo dobili nakon procesa prikupljanja podataka iz pojedinih baza, te nakon njihovog spajanja u jedinstvenu bazu. Na temelju tih podataka su operacionalizirane sljedeće varijable:

Produktivnost znanstvenika – ukupni broj objavljenih radova koji su indeksirani u Scopusu i WoS-u i broj autorskih knjiga u NSK-katalogu pojedinog znanstvenika u 1992-2012 periodu.

Stopa produktivnosti znanstvenika – ukupan broj radova podijeljen s brojem aktivnih godina u znanosti u promatranom vremenskom periodu.

Kako nismo imali informaciju o početku znanstvene karijere znanstvenika iz uzorka, krenuli smo od pretpostavke da bi znanstvenik mogao postati aktivan otprilike u 24 godini života. Oduzimanjem te vrijednosti od kronološke dobi, za svakog znanstvenika smo dobili broj potencijalno aktivnih godina. Nadalje, tim je brojem podijeljen njegov broj radova i tako je izračunata stopa produktivnosti. Stopa produktivnosti je mjera broja objavljenih radova po jedinici vremena od godine dana. Primjerice, stopa produktivnosti 1, znači da je znanstvenik objavio u prosjeku jedan rad godišnje, ako se znanstvenom djelatnošću počeo baviti u dobi od 24 godina. Nije isto što i znanstvena dob - koja se računa od godine prvog objavljenog rada, niti radni staž u znanosti, ali pretpostavljamo da je u visokim korelacijama s oboje.

Mjere citiranosti

Citiranost rada se često koristi kao posredni indikator kvalitete znanstvenog rada i način vrednovanja znanstvenika. Postoji konsenzus da isključiva upotreba citata u svrhe vrednovanja nije opravdana, posebno za znanstvenike koji ne pripadaju anglosaksonskim zemljama, te da se u tom smislu radi o pristranoj mjeri (za detaljnije rasprave o toj

problematici, vidi: Moed, 2005; Jokić, 2005). U ovom istraživanju se ta mjera i njene izvedenice koriste kao mjera vidljivosti, utjecaja, te pokazatelj informiranosti o nekom radu na međunarodnoj razini. Dakle, u kontekstu ovog istraživanja mjere citiranosti opisuju „vidljivost“ ili „odjek“ pojedinog rada, odnosno znanstvenika. Za sve mjere citiranosti, pri interpretaciji dobivenih vrijednosti važi pravilo da treba voditi računa o radnom iskustvu znanstvenika, disciplini i području u kojem djeluje, ali i aktualnosti problematike kojom se bavi (Jokić, 2009). U ovom radu će se u analizama koristiti samo jedna mjera citiranosti: h – indeks.

H-indeks pripada u relativno novije mjere citiranosti koje pokušavaju istovremeno uzeti u obzir i citiranost i broj objavljenih radova znanstvenika. Ime je dobio po svom tvorcu, fizičaru J. E. Hirschu. Znanstvenik ima indeks veličine h , ako h njegovih/njenih N_p radova ima barem h citata, a ostali radovi ($N_p - h$) imaju najviše po h citata ($\leq h$). Pojednostavljeno kroz primjer, ako autor ima h -indeks 10, to znači da je objavio 10 ili više radova, pri čemu je njegovih 10 radova dobilo najmanje po 10 citata, dok su njegovi ostali radovi citirani manje od deset puta. Ukupan broj citata znanstvenika u ovom primjeru može biti najmanje 100 (Hirsch, 2005; prema Jokić, 2009). Slika 2. u Prilogu 4 grafički prikazuje kako se utvrđuje h -indeks. Prednost h -indeksa je što istovremeno uzima u obzir i produktivnost pojedinog znanstvenika i odjek (citiranost) njegovih radova. Naime, nije osjetljiv na ekstremne vrijednosti, odnosno djelovanje koje može imati jedan iznimno citiran rad u skupu nisko citiranih ili necitiranih radova, kao što je slučaj kod prosječnog broja citata⁴⁹.

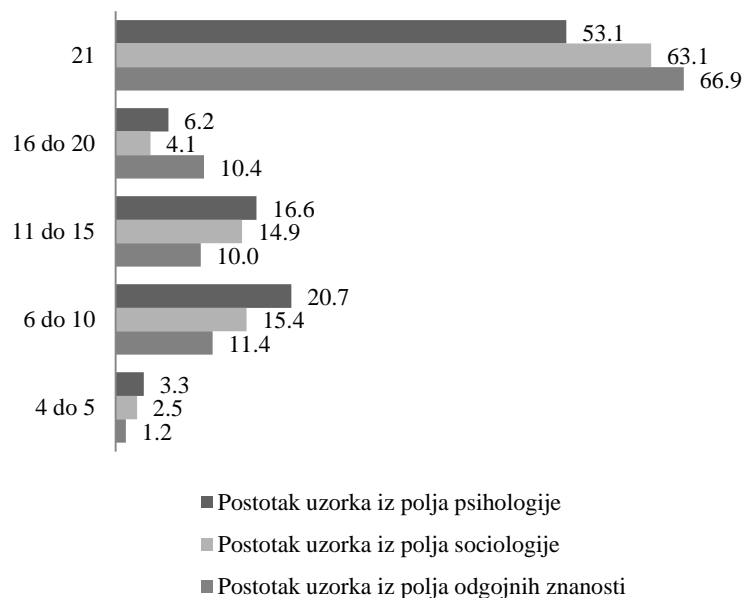
U ovom istraživanju su sve mjere citiranosti izvedene iz prikupljenih skupova radova i njihovog broja citata iz baze *WoS*. Tako dobivene mjere se odnose samo na citate koji su dobiveni za radove objavljene u vremenskom periodu od 1992. do 2012. godine, pa ne uključuju pogreške zbog različitih imena autora koje postoje u međunarodnim bazama. Prema tome, ne daju nepotpune informacije o citiranosti autora koji imaju nepovezane inačice svog imena, što bi bio slučaj kod preuzimanja podataka o citiranosti direktno iz bazi, ali uključuju i samocitate. To znači da su i mjere h -indeksa izvedene samo i jedino uzimajući u obzir radove objavljene u istraživanom vremenskom periodu. Uzeti su obzir citati dobiveni do ožujka 2013

⁴⁹ Bilo je moguće koristiti kao mjeru znanstvenog učinka i ukupan broj citata, prosječan broj citata ili medijan citata. Preliminarne analize su pokazale da ukupan broj citata ima izrazito visoku varijancu, a i inače se ne savjetuje korištenje takve mjere jer visoka citiranost samo jednog rada daje iskrivljenu sliku o ukupnoj citiranosti znanstvenika (Moed, 2005). Iz istog razloga se ne koristi ni prosječan citat po radu – jer su aritmetičke sredine osjetljive na ekstremne vrijednosti. Medijan citata ne pokazuje dovoljno varijance (medijani citiranosti su uglavnom 0, 1 ili 2), pa se gubi finije razlikovanje na krajevima distribucije.

godine, kad je počeo proces prikupljanja podataka. Tako su radovi objavljeni u 2012. imali minimalni vremenski prozor za mogućnost citiranja.

5.4.3 Prikladnost vremenskog okvira za ispitivanje produktivnosti znanstvenika iz uzorka

Provjerili smo koliko je odabrani vremenski period za kojeg su prikupljeni podaci o objavljivanju znanstvenika iz uzorka (od 1992. do 2012.) prikladan za ispitivanje njihove produktivnosti. Drugim riječima, može li se očekivati da je većina znanstvenika s obzirom na svoju dob bila aktivna u većem dijelu istraživanog vremenskog okvira? Opet se krenulo od iste pretpostavke da je objavljivanje znanstvenih radova moguće (za rano produktivne znanstvenike) otprilike od 24 godine (nakon završavanja fakulteta).



Slika 5.4. Broj potencijalno aktivnih godina u 21-godišnjem vremenskom periodu (os y) i postotak znanstvenika iz svakog polja (os x)

Prema tome, većina znanstvenika iz uzorka je mogla biti aktivna cijeli period. Slika 5.4. prikazuje procjene o postotku uzorka iz svakog polja koji su bili potencijalno aktivni cijeli period, gotovo cijeli period (16 do 20 godina), većinu perioda (11 do 15 godina), dio perioda (5 do 10 godina), te samo manji dio perioda (4 -5 godina). Prema tome, može se tvrditi da je odabrani vremenski okvira primjeren za ispitivanje objavljivačke produktivnosti za većinu uzorka. Za manji dio uzorka koji su mogli biti produktivni samo četiri do pet godina to vrijeme je vjerovatno dovoljno za objavljivanje jednog rada.

Na kraju ove faze istraživanja, dobiveni podaci i njihove obrade omogućuju provođenje preliminarnih analiza o objavljiivačkoj aktivnosti znanstvenika iz tri polja.

5.5 Analize društvenih mreža

Na temelju liste, odnosno tablice svih radova koje sadrži originalna baza koja je dobivena spajanjem podataka iz tri različita izvora, podaci su pripremljeni u specijalnom formatu da bi mogli biti ulazni podaci za softver za analizu društvenih mreža. Za razliku od tipične strukture tablice podataka u kojoj su retci entiteti (slučajevi, ispitanici), a stupci varijable (atributi), u ADM je takva tablica atributa samo dio ukupne analize. Općenito, ADM se temelji na varijablama koje se mjere na parovima aktera (relacijski podaci). Nakon prikupljanja podataka, potrebno je podatke organizirati u odgovarajući format koji omogućuje daljnje analize. U ovom istraživanju je formiranje relacijskih podataka i vizualizacija mreža izvedeno pomoću programskog jezika Python.

Glavni razlozi za izbor Pythona⁵⁰ su njegovo korištenje u prethodno opisanoj pripremi podataka, mogućnosti izvođenja računalnih operacija na vrlo velikim mrežama, vizualne mogućnosti prikazivanja mreža prilagođene specifičnim potrebama istraživanja, mogućnost implementacije vlastitih metodoloških postupaka, otvoreni kôd⁵¹, te neke specifične prednosti u odnosu na druge programe koji omogućuju analizu ADM. Prednosti Pythona (Igraph modula) koje su bile presudne pri odabiru korištenja tog programa u većini analiza vezanih uz ADM u ovom radu su: korištenje u ranijoj fazi čišćenja i pripreme podataka, veća kontrola i uvid u algoritme koji se koriste za izračun mrežnih mjera, te neke prednosti kod vizualizacije velikih mreža. Python je programski jezik koji je u kontinuiranom razvoju i koji se sve više koristi u znanosti i za rad s podacima⁵². Dio pripreme podatka i analiza koji su napravljeni u Pythonu je proveden uz pomoć stručnjaka za algoritamsku obradu podataka. Prije daljnje obrade svim autorima i radovima su dodijeljene jedinstvene šifre. U Igraphu je najprije na osnovi tih podataka kreirana mreža u kojoj su čvorovi različiti autori i radovi, gdje su radovi povezani sa svojim autorima. Takva vrsta mreže se naziva dvovrstnom mrežom (eng. *two-mode network*) i primjer je prikazan na slici 5.4. Dvovrstna mreža sadrži dvije vrste

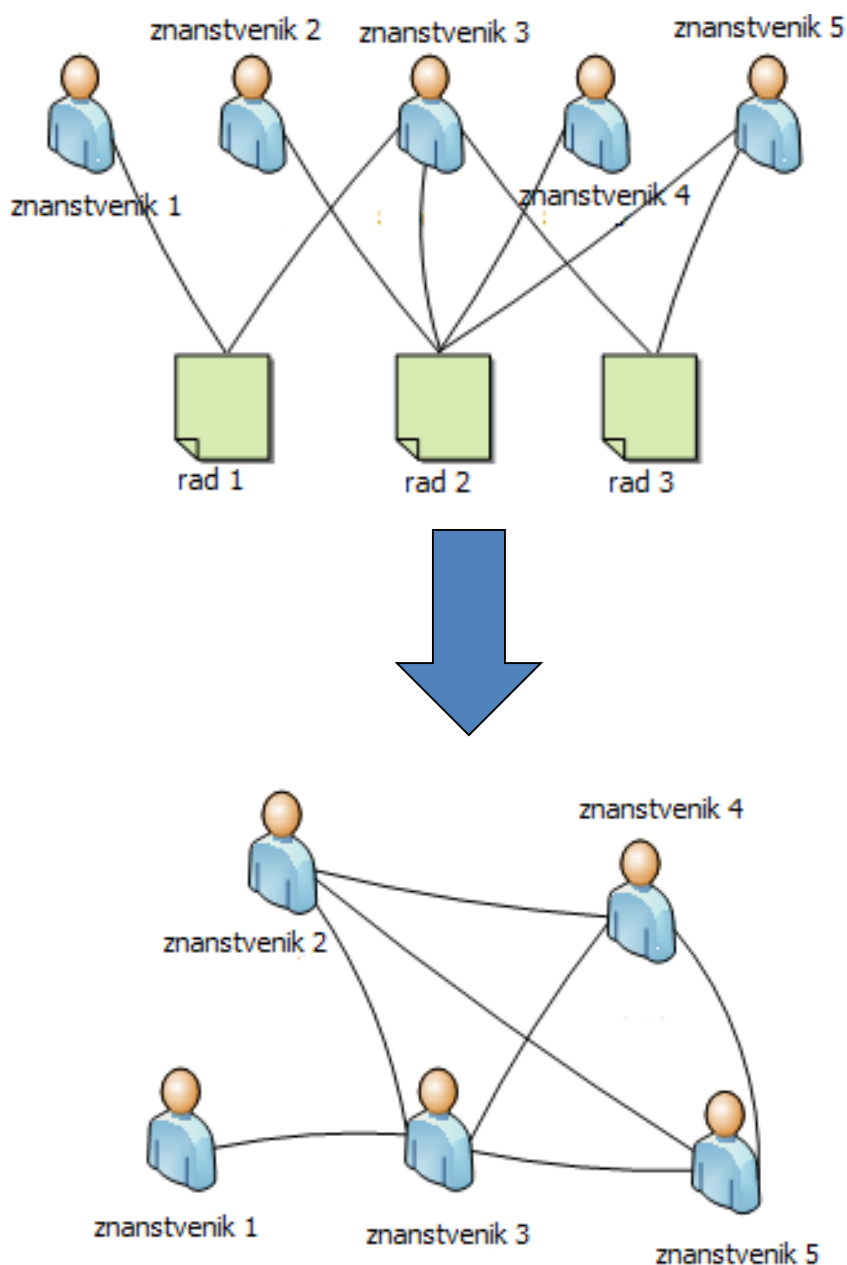
⁵⁰ Ostali programi koji se učestalo koriste u ADM, su: Pajek, UCINET, Gephi, itd. Svaki od njih ima svoje prednosti i nedostatke. Stoga istraživači često koriste više programa.

⁵¹ Drugim riječima, radi se o nekomercijalnom, besplatnom programu, u koji je moguće implementirati analize i postupke nastale za potrebe određenog istraživanja. Kôd korišten za analize u ovom radu je priložen u Prilogu 5.

⁵² Postoji nekoliko Python paketa dizajniranih za upotrebu u različitim granama znanosti: <https://www.enthought.com/products/epd/>; <http://code.google.com/p/pythonxy/>, a za psihologiju <http://www.psychopy.org/>.

čvorova, odnosno entiteta, koji se nazivaju akteri i događaji. U takvoj vrsti mreže, autori su povezani s radovima koje su napisali. Prema tome, veze postoje samo između čvorova različite vrste (između aktera (autora) i događaja (rada)), a ne i unutar čvorova iste vrste (u našoj mreži, primjerice, članci nisu direktno povezani jedni s drugima). Kako nas u ovom istraživanju zanimaju svojstva mreže koja je konstruirana na temelju suradnji među pojedinim autorima, a u dvovrstnoj mreži postoje čvorovi i autora i radova, bilo je potrebno ekstrahirati mrežu koja sadrži samo čvorove koji prezentiraju autore.

Da bi to postigli, dvovrstna mreža je konvertirana u dvije odvojene tablice, jedna koja uzima u obzir samo aktere (autore - lista čvorova), i druga koja sadrži samo događaje (radove – lista veza). Takva vrsta mreže se naziva jednovrstna mreža (eng. *one-mode network*) jer sadrži samo jednu vrstu čvorova - aktere (De Nooy i sur., 2005; prema Cainelli i sur., 2010). Na jednovrstnim mrežama se provodi većina ADM (Wasserman i Faust, 1994). Poduzimajući takvu konverziju, priroda veze se ne mijenja. U jednovrstnoj mreži će pojedinci koji su koautori određenog rada biti direktno povezani. To omogućava lakšu interpretaciju mreže znanstvenika, povezanosti među znanstvenicima, što je predmet ovog istraživanja. Ipak, na jednovrstnoj mreži se neke informacije gube: ne možemo znati da li su pojedinačne veze čvora rezultat samo jednog zajedničkog koautorstva svih aktera s čvorom, ili je čvor sa svakim od aktera s kojima je povezan napisao po jedan rad u koautorstvu.



Slika 5.5. Konstrukcija jednovrstne mreže iz dvovrstne mreže (Eslami, 2011)

Na slici 5.5. su ilustrirani primjeri dvovrstnih i jednovrstnih mreža na primjeru od tri rada i ukupno pet znanstvenika.

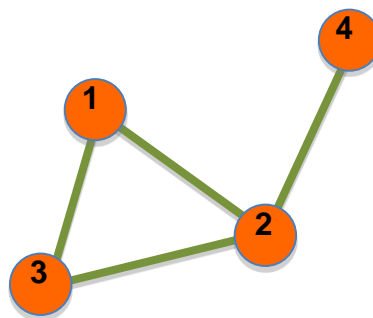
U ovoj fazi istraživanja, nakon prikupljanja podataka iz različitih baza i njihovog spajanja, podaci su organizirani u tri podatkovne tablice: tablica o atributima autora (tablica čvorova), tablica o atributima radova, i tablica o vezama (relacijski podaci). Nadalje, u Igraphu su na temelju relacijskih podataka izrađeni grafovi (mreže) na kojima će se vršiti analize mreža.

Pomoću tablice veza (primjer tablica 5.3.) koja identificira odnose u mreži, odnosno veze među znanstvenicima na temelju svih koautorstava, i zapravo se radi o listi dijadnih veza. Svaki red prezentira koautorsku vezu između neka dva autora (brojevi kojima su označeni su njihove šifre).

Tablica 5.3.
Primjer tablice veza

ID rada	ID veze	autor X	autor Y
A1	1	1	3
A1	2	1	5
A1	3	1	7
A1	4	1	9
A1	5	3	5
A1	6	3	7
A1	7	3	9

Na temelju tablice veza nastaje matrica mreže u kojoj redovi i stupci predstavljaju aktere, a broj u ćeliji status njihovog odnosa. Ta vrsta matrice se naziva matrica susjedstva. U matematičkim terminima matrica susjedstva grafa (mreže) G je $v \times v$ matrica $A(G) = [a_{ij}]$, gdje v označava vrhove (čvorove), a a_{ij} broj bridova koji spajaju vrhove v_i i v_j . To je simetrična matrica (tj. $a_{ij} = a_{ji}$), čiji su elementi pozitivni cijeli brojevi. Ako je graf jednostavan, ova matrica sadrži samo nule i jedinice te nule na glavnoj dijagonali (jer nas ne zanimaju veze koje čvor ima sa sobom). Primjerice, na mreži koja se sastoji od četiri čvora (slika 5.6.), prikazana je pripadajuća matrica susjedstva.



$$A_{ij} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Slika 5.6. Primjer grafa ($n=4, L=4$) i pripadajuće matrice susjedstva (Barabási, 2012)

5.5.1 Definicija matrice podataka o koautorstvu

U ADM je moguće na različite načine ponderirati vezu među autorima. Postoji nekoliko različitih matrica koje se mogu derivirati iz podataka o koautorstvu: G_b , G_w , i G_z .

G_b ili binarna matrica uzima u obzir samo da li su bilo koja dva autora napisala zajednički rad (bilježi se s 1) ili nisu napisala zajednički rad (bilježi se s 0). Drugim riječima, sadrži informaciju samo o tome da li veza postoji ili ne.

Za razliku od binarne matrice, G_w matrica uzima u obzir i intenzitet veze, odnosno broj zajedničkih radova bilo koja dva autora. Tako vrijednost u pojedinoj ćeliji može biti veća od 1. Drugim riječima, omogućuje operacionalizaciju jačine veze – broj ponovljenih koautorstava između dva autora. Grafički je taj podatak moguće prikazati širinom linije između dva aktera, gdje je širina linije koja povezuje dva čvora proporcionalna broju zajedničkih radova.

Postoji i treća vrsta matrice, G_z matrica, koja predstavlja alternativni način ponderiranja, i preporuča se za primjenu kod analize mreža koautorstava u slučajevima kad postoji značajan broj radova napisanih u koautorstvu velikog broja autora (hiperautorstvo). Hiperautorstvo je relativno česta pojava u prirodnim znanostima, a u društvenim znanostima takvi radovi postoje, ali je njihova pojava relativno rijetka. Primjer takvih radova su radovi koji se bave kroskulturalnim istraživanjima ili koji nastaju kao dio velikih međunarodnih projekata. Hiperautorski radovi predstavljaju problem kod analize mreže koautorstva jer narušavaju početnu pretpostavku da koautorstvo svih autora na jednom radu ukazuje na društvenu i intelektualnu vezu između njih, budući da je malo vjerojatno da se, npr., 120 autora na pojedinom radu međusobno poznaju, ili da su uopće komunicirali za potrebe nastanka tog rada. Stoga se čini neprimjereno koautorima takvih radova dati jednaku težinu njihovim koautorskim vezama, kao i koautorima radova s manjim brojem koautora. Kad veze u mreži koautorstva promatramo kao indikatore stvarne suradnje, odnosno komunikacije i prijenosa znanja između dva autora, ukoliko se njihova imena pojavljuju na radu zajedno s mnogim drugim koautorima može se pretpostaviti da se, u prosjeku, oni poznaju manje dobro i da su manje komunicirali nego dva autora koji su jedini autori nekog drugog rada. Da bi to uzeli u obzir, Newman (2004b) predlaže korištenje sustava ponderiranja u kojem je veza između dva autora najsnažnija ako su samo ta dva autora koautori zajedničkog rada, te opada proporcionalno većem broju koautora na pojedinom radu. Drugim riječima, numerička vrijednost ćelije u matrici susjedstva G_z je ponderirana s vrijednošću koja je inverzna (obrnuto proporcionalna) s ukupnim brojem autora na radu (Newman, 2004a; 2004b). Tako radovi s

manjim brojem autora imaju veću važnost u definiranju veza. To može biti osobito važno pri usporedbi obrasca suradnje u različitim znanstvenim disciplinama (De Stefano i sur., 2011).

Ne postoji općeprihvaćena definicija hiperautorskog rada. Nije određeno koji broj autora čini rad hiperautorskim i možda takav kriterij ne bi bio jednako primjenjiv za sva polja znanosti. Kada je broj autora toliko velik da na suradnju njegovih koautora gledamo kao na kvalitativno drugačiju vezu? U ovom radu smo koristili kriterij prema kojem se rad koji ima 150 ili više autora ne uključuje u analize.⁵³ To nije posve proizvoljan kriterij jer se polazi od Dunbarove procjene da čovjek može održavati smisljena poznanstva sa oko 150 ljudi⁵⁴ (Dunbar, 2010). Do te procjene je došao na temelju proučavanja odnosa koji postoji između veličine kore velikog mozga i broja članova grupe kod primata. Takav kriterij je prilično visok, ali je manji nego kod drugih istraživanja mreža koautorstva, koja u principu uključuju sve radove (npr. Kronegger, 2012; Destefano i sur., 2013, Moody, 2004). Pritom samo neki autori vrše ponderiranje veza s obzirom na broj koautora na radu (npr. Newman, 2004b).

Na makrorazni, analiza mreža (tzv. globalne mjere) uglavnom se provodi na podacima iz G_b matrice, a na mikrorazini pojedinih autora je podatke moguće analizirati na G_b , G_w , ili G_z matrici. De Stefano i suradnici (2011) su ustanovili da se mjere centralnosti dobivene na različitim matricama razlikuju. Ipak, koeficijenti korelacija između istih mjera dobivenih iz različitih matrica su visoki, osim za mjeru stupnja centralnosti kod koje je povezanost umjerene veličine, što znači da se rang znanstvenika s obzirom na različite vrste ponderiranja direktnih veza ipak razlikuje.

U daljnjim analizama i u vizualizaciji mreže se uz matricu susjedstva koristi i tablica o atributima aktera (lista čvorova) gdje retci predstavljaju pojedine znanstvenike, odnosno autore, a stupci njihove attribute (spol, pripadnost polju, produktivnost).

Na temelju različitih matrica susjedstava, u Igraphu je izrađeno nekoliko grafova (mreža) na osnovi kojih će se vršiti daljnje analize:

- *proširena mreža znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti: psihologije, sociologije i odgojne znanosti*
- *reducirana zajednička mreža znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti: psihologije, sociologije i odgojne znanosti*
- *reducirana mreža znanstvenika iz polja psihologije*

⁵³ Dva rada su imala preko 2000 autora.

⁵⁴ Naravno, ne kreće se od pretpostavke da su koautori jedini kontakti koje znanstvenik ima u svom životu. Tim kriterijem se htjelo isključiti barem one radove za čije koautore ni teoretski ne možemo očekivati da se svi međusobno poznaju.

- *reducirana mreža znanstvenika iz polja sociologije*
- *reducirana mreža znanstvenika iz polja odgojnih znanosti*

Reducirana mreža uključuje samo aktere koji su definirani u početnom uzorku pojedinog polja (znanstvenici registrirani u Upisniku) i samo njihove međusobne veze (suradnje unutar iste discipline). *Proširena mreža* uključuje i sve druge aktere (i njihove veze) koji su u mrežu dospjeli zbog koautorstva s početnim uzorkom (veze s inicijalnim uzorkom aktera ali i međusobne veze tih koautora (iz skupa O) koje postoje u dobivenom skupu radova⁵⁵). U svrhu promatranja dinamike razvoja mreža pojedinih polja, konstruirane su reducirane mreže tri polja za dva različita vremenska razdoblja: t_1 (1992 – 2002) i t_2 (2003 – 2012). Sljedeći korak je izračunavanje različitih svojstva konstruiranih mreža u svrhu odgovaranja na istraživačke probleme ovog rada.

5.6 Mrežne varijable: mjere dobivene mrežnim pristupom

Budući da se radi o mjerama i konceptima koji dosad nisu primjenjivani u društvenim znanostima u Hrvatskoj (osim u psihologiji: Letina, Zauder i Jokić, 2012; u kriminologiji: Horjan i Krnjašić, 2012; koji koriste samo neke od mjera ADM), iznesen je njihov kratak opis, način njihovog dobivanja, a za neke od njih su navedeni i primjeri radi lakšeg razumijevanja.

U ADM-u se broj čvorova u mreži obično označava s n , ili ponekad s g (od *eng. graph*). Razlika je jedino što se g upotrebljava kao kratica za veličinu mreže, ali je podatak identičan kao i kod n koji govori koliko je članova mreže (bili oni povezani ili ne). Budući da se malim slovom g označava gustoća mreže (*eng. density (d)*), ovdje će se za veličinu mreže uglavnom koristiti slovo n . Iznimka će biti samo opisani algoritmi za pojedine mjere, gdje g označava veličina mreže (broj čvorova u mreži). Nedosljednosti u obilježavanju različitih indikatora su česta pojava u literaturi o ADM. Rezultat su razvoja ADM u različitim znanstvenim disciplinama. Matematičari koji se bave teorijom grafova, fizičari koji se bave tzv. sociofizikom, te znanstvenici iz društvenih znanosti koriste različite oznake, a ponekad i nazive za iste mjere. Kako se radi o relativno novijim metodama koje se još uvijek razvijaju, nerijetko se i unutar istih disciplina i od strane istih autora koriste različiti simboli⁵⁶.

⁵⁵ Nepostojanje veza među koautorima iz skupa O ne znači da oni međusobno nisu surađivali, već znači da u skupu radova svih autora iz inicijalnog uzorka nisu međusobno surađivali.

⁵⁶ Literatura o ADM na hrvatskom jeziku u društvenim znanostima u vrijeme pisanja ovog rada nije postojala.

Velikim slovom L se označava broj svih veza u mreži⁵⁷. U daljnjem tekstu će biti navedene i mnoge druge kratice koje se koriste u ovom radu, a u Prilogu 6 je popis novih termina, njihovih naziva na engleskom i hrvatskom jeziku, te simbola i kratica (za one termine koji ih imaju i koji su korišteni u ovom radu).

5.6.1 Svojstva mreže: globalne mjere cijele mreže

Globalne mjere opisuju topologiju (strukturu) cijele mreže. U ovom radu ćemo ih koristiti za opis mreža pojedinih polja koje su nastale u cijelom vremenskom periodu (1992-2012). Također, promatrat ćemo i evoluciju tih kvantiteta kroz dva vremenska perioda. Pomoću trenda razvoja globalnih mjera kroz vrijeme, te usporedbu njihovih kvantitativnih vrijednosti s vrijednostima generiranim iz slučajnih mreža⁵⁸ koje imaju iste parametre moći ćemo utvrditi pokazuju li naše mreže strukturu malog svijeta i/ili strukturu nerazmjernih mreža (koja ukazuje na postojanje mehanizma preferencijalnog povezivanja). Tim analizama ćemo odgovoriti na prvu skupinu problema ovog istraživanja, gdje mrežne varijable imaju status zavisnih varijabli.

5.6.1.1 Distribucija stupnja centralnosti i prosječni stupanj centralnosti

Distribucija broja različitih direktnih veza aktera u mreži je distribucija broja suradnika po autoru. To je jedan od najvažnijih pokazatelja u mrežnim analizama jer oblik distribucije ukazuje na postojanje mehanizama koji djeluju kod nastanka veze, te se time omogućuje određivanje o kakvoj vrsti mreže se radi. Ukoliko distribucija slijedi zakon potencije: postoji mali broj čvorova čiji su stupnjevi nekoliko redova veličine veći od prosjeka, to ide u prilog hipotezi da je mreža nerazmjerna, odnosno da djeluje mehanizam preferencijalnog povezivanja.

5.6.1.2 Gustoća

Gustoća (g , eng. *density*) mreže predstavlja proporciju ostvarenih veza od svih mogućih veza. To je mjera općenite razine povezanosti među čvorovima u mreži i služi kao općenita mjera kohezije. Razvojem neke grupe vremenom raste i gustoća, što sugerira da

⁵⁷ Neki autori koriste slovo M za označavanje broja veza u mreži (npr. Newman, 2010).

⁵⁸ Generiranje vrijednosti globalnih mjera slučajnih grafova je standardna opcija u većini softvera koje se koriste u provođenju mrežnih analiza.

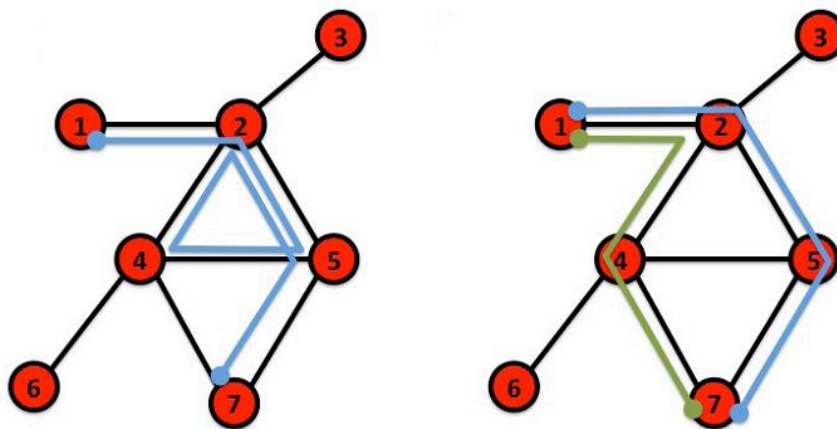
grupa postaje sve više kohezivna, ali dolaskom novih članova gustoća opada. Matematički se dobiva jednostavnim izrazom (Prell, 2012):

$$g = \frac{L}{n(n-1)/2} \quad (1)$$

gdje L označava broj veza u mreži, a n broj svih čvorova.

5.6.1.3 Prosječna duljina najkraćeg puta

Najkraći (geodezijski) put između dva čvora i i j je put s najmanjim brojem veza. Najkraći put se često zove i udaljenost čvora i i j , te se bilježi s d_{ij} ili samo d . Obično se pronalazi više putova između dva čvora koji mogu biti iste ili različite duljine (slika 5.7.).

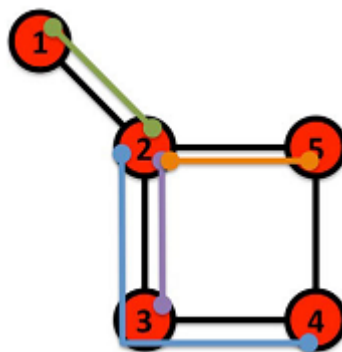


Slika 5.7. Na mreži lijevo prikazan je mogući put između čvorova 1 i 7, a na mreži desno su prikazana dva najkraća puta između čvorova 1 i 7 (Barabási, 2012)

Prosječna vrijednost najkraćeg puta (l) za sve povezane čvorove u mreži daje prosječnu duljinu puta (l se naziva i prosječna udaljenost ili razmak). Matematička formula za dobivanje l između svih parova čvorova je (Barabási, 2012):

$$l = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j=1,N} d_{i,j} \quad (2)$$

Pojednostavljeni primjer na mreži s pet čvorova možemo vidjeti na slici 5.8.



Slika 5.8. Primjer dobivanja prosječne duljine puta na mreži koja se sastoji od $n=5$ i $L=5$ (Barabási, 2012)

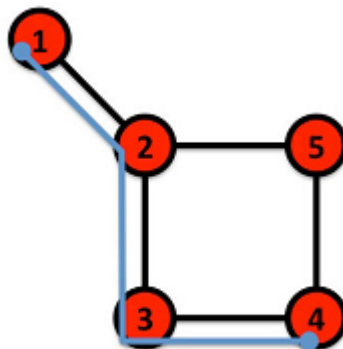
Računska provedba izračuna za l sa slike 5.8., je sljedeća:

$$\frac{d_{1 \rightarrow 2} + d_{1 \rightarrow 3} + d_{1 \rightarrow 4} + d_{1 \rightarrow 5} + d_{2 \rightarrow 3} + d_{2 \rightarrow 4} + d_{2 \rightarrow 5} + d_{3 \rightarrow 4} + d_{3 \rightarrow 5} + d_{4 \rightarrow 5}}{10} = 1.6$$

Prosječna udaljenost najkraćeg puta između bilo koja dva čvora u mreži ukazuje na unutarnju povezanost mreže. Pojednostavljeno, ova mjera odgovara na pitanje koliko je koraka potrebno napraviti da bi bilo koja dva čvora u mreži došli jedan do drugoga. Manja udaljenost znači bolju povezanost. Većina velikih mreža ima iznenađujuće nisku udaljenost, otkud i potječe koncept malog svijeta. Taj indikator s vremenom pokazuje trend opadanja ukoliko ne dolazi do većeg rasta mreže (Mali i sur., 2012).

5.6.1.4 Dijametar

Dijametar (d_{max} ili δ) je najkraći (geodezijski) put između dva (ili više) najudaljenija čvora u mreži. To je najveća zabilježena udaljenost između dva najudaljenija čvora, ali od svih mogućih putova između ta dva čvora, to je onaj najkraći put.



Slika 5.9. Primjer dijametra na mreži koja se sastoji od $n=5$ i $L=5$ (Barabási, 2012)

Na primjeru mreže od samo pet čvorova na slici 5.9., dva najudaljenija čvorova su čvor 1 i čvor 4, a kako je duljina najkraćeg puta između njih (u ovom primjeru to je ujedno i jedini put) $d_{1 \rightarrow 4} = 3$, dijametar prikazane mreže iznosi 3. U velikoj mreži dijametar može biti vrlo mali, kao što je Milgram (1969) prvi empirijski dokazao da vrijedi za mrežu poznanstva u SAD-u. U maloj mreži dijametar može biti velik, ovisno o načinu na koji su čvorovi spojeni (npr. mreža od 7 čvorova koji su lančano povezani ima dijametar 6).

5.6.1.5 Koeficijent grupiranja

Na razini pojedinog čvora tzv. lokalni koeficijent grupiranja opisuje stupanj u kojem su susjedi određenog čvora međusobno povezani. Za čvor i sa stupnjem centralnosti (brojem direktnih veza) k_i , lokalni koeficijent grupiranja (C_i) se računa prema sljedećoj formuli:

$$C_i = \frac{2L_i}{k_i(k_i-1)} \quad (3)$$

Gdje je L_i broj veza između k_i susjeda čvora i . C_i se kreće između 0 i 1.

Na razini cijele mreže, dobiva se globalni koeficijent grupiranja $\langle C \rangle$ preko prosjeka lokalnih koeficijenata C_i svih čvorova $i = 1, \dots, N$. $\langle C \rangle$ se može interpretirati kao vjerojatnost da su dva susjeda slučajno izabranog čvora i sami međusobno direktno povezani.

$$\langle C \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (4)$$

Koeficijent grupiranja u kontekstu mreža koautorstva daje informaciju o tome kolika je vjerojatnost da će suradnici bilo kojeg autora u mreži i sami međusobno surađivati. Visoki koeficijent, kao i njegov rast, ali i sporo opadanje kroz vrijeme sugerira da se mreža formira po principu malog svijeta. C u mrežama koautorstva obično u početku raste, a zatim opada, jer na njegove vrijednosti u velikoj mjeri utječe broj novih autora koji ulaze u mrežu i time se C smanjuje (Barabási i sur., 2001).

Postoje različiti načini postupka izračunavanja C . Razlikuju se u tome kako tretiraju čvorove koji imaju manje od dvije veze (izolirane čvorove i čvorove koji imaju samo jednu vezu). U našim izračunima koristimo opciju koja čvorovima koji imaju manje od dvije veze pridjeljuje lokalni koeficijent grupiranja koji ima vrijednost 0 (tzv. *zero transitivity*⁵⁹). Alternativna opcija je isključiti sve čvorove s manje od dvije veze iz analize. Time bi nužno globalni koeficijent grupiranja bio viši. Zasad ne postoji konsenzus oko toga koji je C najbolje koristiti i zapravo se radi o temi kojom su se bavili mnogi istraživači (npr. u psihologiji: Holland i Leinhardt, 1971; a u novije vrijeme u fizici: Kaiser, 2008). Odabir ovisi i o vrsti podataka na kojima se ADM primjenjuje. Nije svejedno radi li se o vezama među proteinima ili o vezama među znanstvenicima. Često novi istraživači u polju koriste onaj način izračuna koji im omogućuje softver koji koriste i ne opisuju o kakvom postupku se radi (jer programi obično nude samo jednu opciju, a ni istraživači sami vjerojatno nisu svjesni postojanja više

⁵⁹ Transitivnost je alternativni naziv za koeficijent grupiranja (Wasserman i Faust, 1994). Potonji naziv koji se koristi u ovom radu je noviji (skovali su ga fizičari), i dominantno se upotrebljava u literaturi. Kako postoje mnogi različiti načini izračunavanja koeficijenta grupiranja (npr. moguće je dobiti C direktno za cijelu mrežu, ne preko lokalnih C , ali dobivene vrijednosti su slične), neki autori koriste različite nazive za ponešto različite postupke dobivanja globalnog C . To je ilustrativni primjer „sitnih“ nesporazuma koji su česti u polju ADM, a do kojih dolazi zbog interesa znanstvenika iz različitih polja, te brzog razvoja metodologije.

opcija). Ako se eksplicitno ne navede koja „vrsta“ C se koristila u istraživanju, otežava se usporedba rezultata. Odabir C u ovom radu je također uvjetovan opcijama u Igraph programu. Ipak, čini nam se da postupak koji koristimo točnije opisuje tendenciju grupiranja u mreži jer uzima u obzir sve čvorove. Isključivanje čvorova s manje od dvije veze dovodi do procjena koje mogu biti i za 140% više, što dovodi do precjenjivanja grupiranja (Kaiser, 2008). Nažalost, u svojim radovima autori većinom ne navode eksplicitno koji su postupak izračunavanja C koristili. Zato dobivene vrijednosti C u različitim istraživanjima ne bi trebalo uspoređivati bez te bitne informacije.

5.6.1.6 Glavna komponenta povezanosti

Glavna komponenta povezanosti (GK) je dio mreže koji nema izoliranih čvorova, odnosno gdje su svi čvorovi direktno ili indirektno povezani. Obično zauzima najveći dio mreže i unutar nje se odvija najveća razmjena informacija (Eslami, 2011). Mreže se sastoje obično od nekoliko komponenti različite veličine, od kojih su neke povezane sa drugima, a neke su izolirane. Najveća komponenta ima najveću povezanu grupu pojedinaca u mreži, a njena veličina se može opisati postotkom svih čvorova u mreži koji su povezani u jednu najveću grupu. Proporcija glavne komponente se dobiva:

$$GK\% = \left(\frac{\text{broj čvorova u glavnoj komponenti}}{\text{ukupni broj čvorova u mreži}} \right) * 100 \quad (5)$$

Ako vremenom ovi indikatori pokazuju trend rasta, zaključuje se da djeluje mehanizam preferencijalnog povezivanja. Ukoliko je rast najveće komponente kroz vrijeme sporiji i raste broj komponenti, zaključuje se da mreža slijedi strukturu malog svijeta.

5.6.2 Mjere pojedinih aktera u mreži

Različite mjere pozicije pojedinih aktera u mreži spadaju u „mikro“ mjere (Jackson, 2010) jer opisuju pojedinog aktera preko evaluacije njegove lokacije u mreži. Mrežni pristup omogućava korištenje niza različitih metoda kojima je svrha kvantitativno opisati poziciju pojedinog čvora u mreži. Izbor mjera koje će se koristiti ovisi o njihovoj prikladnosti s obzirom na predmet istraživanja i karakteristikama skupa podataka (radi li se o velikim ili malim mrežama), te o učinkovitosti (brzini) algoritma (Borgatti i sur., 2013). Neke metode nisu prikladne za velike mreže jer se temelje na pretpostavkama koje vrijede za manje

mreže⁶⁰. Ukratko ćemo opisati samo neke mjere koje se najčešće koriste te koje ćemo upotrijebiti u ovom istraživanju. Te mjere su najvažnije za drugu skupinu problema ovog istraživanja.

Mrežne varijable koje se koriste u ovom istraživanju možemo grupirati s obzirom na količinu informacija koje zahtijevaju, njihovu metodološku složenost, te direktnost utjecaja koje opisuju u tri grupe:

I. Lokalne mjere koje pokazuju broj direktnih veza:

- 1.) Totalni broj veza
- 2.) Broj unutarnjih veza (stupanj centralnosti aktera u mreži svog polja)
- 3.) Broj vanjskih veza

II. Mjere izvedene iz ego mreža koje opisuju karakteristike veza i/ili susjednih čvorova:

- 4.) Efektivna veličina ego mreže
- 5.) Najveća snaga veze
- 6.) Indeks utjecaja veza pojedinog znanstvenika

III. Globalne mjere pozicije pojedinca u čitavoj mreži svog polja:

- 7.) Međupovezanost – opisuje važnost čvora u povezivanju ostalih čvorova.
- 8.) Blizina – opisuje koliko lako čvor može doći do ostalih čvorova.

5.6.2.1 I. Lokalne mjere

Postoji nekoliko dimenzija centralnosti koje opisuju različite mjere centralnosti. Mjere centralnosti pružaju informaciju o tome kako je pojedini čvor povezan s ostatkom mreže i pomažu određivanju važnosti pojedinih čvorova. Razvijene su mnoge različite mjere centralnosti koje odražavaju različite aspekte pozicije čvora u mreži.

Tri najčešće korištene mjere centralnosti (stupanj, međupovezanost i blizina) su obično u visokoj pozitivnoj korelaciji, a kada nisu, to ukazuje na neke specifičnosti u strukturi analizirane mreže (Moody, 2002). Mjere međupovezanosti i blizine su opisane u dijelu o globalnim mjerama pozicije pojedinca u mreži, jer za razliku od stupnja zahtijevaju informacije o svim vezama među svim akterima u cijeloj mreži i ispituju indirektno utjecaje.

Temeljna i najvažnija mrežna varijabla je broj veza koji pojedini akter ima u mreži. U kontekstu ovog rada, to je broj različitih suradnika (koautora) koje ima pojedini ego

⁶⁰ Ne postoji konsenzus koju mrežu možemo smatrati velikom, a koju malom. Veličina mreže ovisi o dva parametra: broju članova i broju veza. Okvirno, Borgatti i suradnici (2013) navode da se mrežu s preko 50 članova može smatrati velikom mrežom.

(znanstvenik). Kako smo u pripremi podataka pokušali identificirati sve iste, odnosno različite osobe u ukupnom dobivenom skupa autora na svima radovima, mogli smo ustanoviti s koliko različitih osoba je pojedini znanstvenik surađivao u objavljivanju radova u periodu od 1992. do 2012. Tako smo informaciju o čestini suradnje s pojedinim osobama mogli odvojiti od ukupnog broja suradnji s različitim osobama. *Totalni broj veza (Tbv)* je broj svih različitih koautora, u suradnji s kojima je znanstvenik objavio barem jedan rad. Primjerice, osobi koja je napisala pet radova s istim suradnikom je stupanj Tbv je 1, a osoba koja je napisala jedan rad u koautorstvu s 10 suradnika je Tbv 10.

Stupanj centralnosti (eng. *degree centrality (d)*; mi ćemo ga bilježiti kao S_I) je broj direktnih veza koje ima čvor (kod neusmjerenih veza), odnosno u našoj mreži, broj različitih znanstvenika iz svog polja s kojima je akter surađivao jednom ili više puta. Ova mjera centralnosti uzima u obzir samo direktne veze, a ostale mjere centralnosti pokušavaju zahvatiti indirektan utjecaj koji akter ima u mreži. U neusmjerenim mrežama, stupanj centralnosti se matematički definira kao (Knoke i Yang, 2008):

$$S_I(N_i) = \sum_{j=i}^g x_{ij} (i \neq j) \quad (6)$$

Gdje je $S_I(N_i)$ j stupanj centraliteta za čvor i , a $\sum_{j=i}^g x_{ij}$ broj svih direktnih veza koje taj čvor ima s $g-1$ drugim j čvorovima ($i \neq j$ isključuje relacije sa samim sobom, tj., vrijednosti na glavnoj dijagonali se ignoriraju).

Mjera ovisi o g , veličini mreže; što je mreža veća, veća je maksimalna moguća vrijednost stupnja centralnosti. Stoga, ista vrijednost stupnja centralnosti može značiti da je akter dobro povezan unutar manje mreže, ili da je povezan samo s nekolicinom u velikoj mreži. Da bi eliminirali taj utjecaj veličine mreže na stupanj centralnosti, Wasserman i Faust (1994) su preporučili korištenje standardizirane mjere, *normalizirani stupanj centralnosti aktera*:

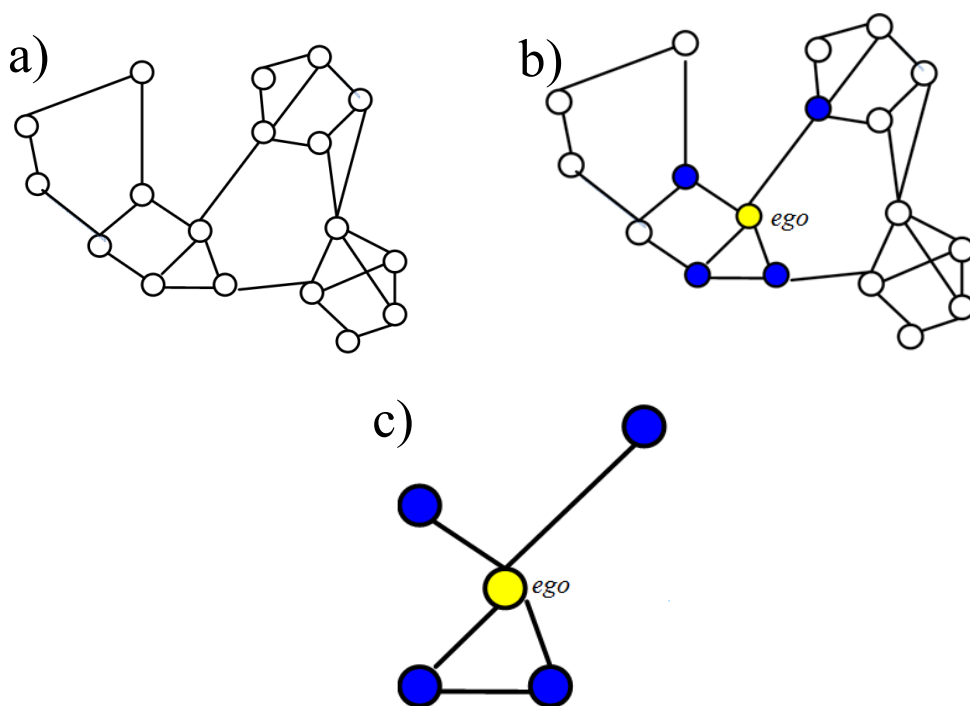
$$S'_I(N_i) = \frac{c_S(N_i)}{g-1} \quad (7)$$

Mjera stupnja centralnosti odgovara intuitivnom shvaćanju prema kojem je pojedinac s najviše direktnih veza - najutjecajniji. Međutim, to je samo lokalna mjera, koja ne uzima u obzir poziciju aktera u čitavoj mreži. Primjerice, pojedinac može imati mnogo direktnih veza ali s akterima koji nisu u glavnoj komponenti mreže, pa je prema tome njegova pozicija mnogo lošija od drugog pojedinca koji ima jednaki broj direktnih veza, ali s akterima koji su bolje povezani s ostatkom mreže. Stoga, u svrhu boljeg opisa pozicije u mreži se koriste i druge mjere (npr., međupovezanost, blizina, Eigenvektor).

U ovom istraživanju smo sve veze pojedinog znanstvenika razlomili u dvije mjere, s obzirom na broj veza koje ima s autorima iz svog polja koji su dio početnog uzorka: broj internalnih veza - *Stupanj I* (S_I); broj veza sa svim ostalim autorima koji nisu iz uzorka njegovog/njenog polja - *broj vanjskih veza* (B_{vv}). Zbroj S_I i B_{vv} je totalni broj veza (Tbr).

5.6.2.2 II. Mjere izvedene iz ego mreža znanstvenika

Mjere izvedene iz ego mreža znanstvenika se dobivaju ekstrakcijom pojedinog čvora i svih čvorova s kojima je direktno povezan iz cijele mreže (slika 5.10.). Ove mjere nam pokazuju koliko su prvi susjedi određenog čvora važni, centralni ili utjecajni⁶¹.



Slika 5.10. a) primjer društvene mreže; b) odabrani ego i njegovi alteri; c) ego mreža izdvojenog čvora (prilagođeno prema Pan, 2007)

5.6.2.2.1 Efektivna veličina

Efektivna veličina (E_v) mreže je broj svih egovih altera (j) minus prosječni broj veza altera međusobno (redundantnost mreže), ne računajući veze prema egu (formula 8).

$$\sum_j [1 - \sum_q p_{iq} m_{jq}] \quad (8)$$

Gdje q označava svaku treću osobu koja nije ni i ni j .

⁶¹ Zapravo i stupanj centralnosti pripada u mjere ove vrste, ali se obično ne kategorizira kao jedna od mjera ego mreže.

Npr., ego A ima veze s tri druga aktera. Niti jedan od tih drugih aktera nemaju veze međusobno. Ev takve mreže A je 3. Ego B ima veze s troje drugih, i svi troje su međusobno povezani, veličina mreže od ega B je tri, ali su veze „redundantne“ jer B može doći do bilo kojeg od svojih susjeda preko samo jednog od njih. Prosječan broj veza (stupanj) drugih u takvoj ego mreži je 2 (svaki alter je povezan s druga dva altera). Ev kod takve mreže je veličina mreže (3) umanjena sa svojom redundantnošću (2), što dovodi do efektivne veličine vrijednosti 1. Veća numerička vrijednost efektivne veličine ukazuje na postojanje neredundantnih kontakata, odnosno strukturalnih pukotina u mreži ega (Burt, 1992)⁶².

5.6.2.2.2 Maksimalna snaga veze

Maksimalna snaga veze (Msv) čvora *i* je njegov najveći broj koautorstava (radova) s jednim autorom, koji se u vizualnoj prezentaciji mreže prikazuje kao širina linije koja povezuje dva čvora. Npr., znanstvenik koji je bio koautor sa svim svojim suradnicima samo jedanput, imati će najveću snagu/jačinu veze 1. Znanstvenik koji je sa jednim od svojih suradnika napisao tri rada, a s ostalima je napisao dva ili jedan, će imati najveću snagu veze 3.

Prosječna snaga veze (Psv) čvora je broj svih suradnji, podijeljen s brojem svih direktnih veza (koautora). Prema teoriji snage veze i teoriji strukturalnog zatvaranja, obje mjere opisuju društveni kapital pojedinca i njihova viša vrijednost ukazuje na veći društveni kapital.

Msv su računate na svima, bez obzira jesu li imali suradnika ili ne, prema tome vrijednost 0 za znanstvenike koji nisu surađivali s drugima kvantitativno dobro opisuje i maksimalnu jačinu njihove veze (njeno nepostojanje). Budući da su objavljivali radove, ali samo jednoautorske, smatramo logički ispravnim njihovu maksimalnu vezu kvantificirati s nulom, kao oznakom za nepostojanje veze. Tako autori koji nisu surađivali za te varijable dobivaju minimalne vrijednosti.

Mjera prosječne snage veze se ne koristi u ovom istraživanju jer je preliminarnim analizama utvrđeno da zbog visoke korelacije maksimalne snage veze i broja svih suradnika

⁶² Mjera učinkovitosti mreže se dobiva dijeljenjem efektivne veličine mreže pojedinog ega s brojem altera u ego mreži. Učinkovitost mreže „standardizira“ efektivnu veličinu ego mreže s njegovom stvarnom veličinom. Tako odgovara na pitanje koja proporcija egovih veza s njegovim susjedstvom je „neredundantna“. Dok efektivna veličina daje informaciju o egovom ukupnom utjecaju; učinkovitost govori koliki utjecaj ego dobiva za svaku jedinicu uloženu u korištenju veza. Akter može biti efektivan, a da ne bude učinkovit, a može biti i učinkovit a da nije efektivan (Moody, 2002).

U ovom istraživanju koristimo samo mjeru efektivne veličine jer je za mjeru učinkovitosti u preliminarnim analizama ustanovljeno da je u niskoj korelaciji s kriterijima, te da jedina od svih varijabli imala negativno asimetričnu distribuciju.

su vrijednosti prosječne snage veze u negativnoj korelaciji s maksimalnom snagom veze. Tako autori koji imaju najsnažnije veze imaju nisku prosječnu snagu veze. Kako se time maskira postojanje snažnih veza, a cilj mjere je upravo detektirati snažne veze jer su one prema Krackhardt i Colemanovu izvor društvenog kapitala, odlučeno je da se ta mjera neće koristiti.

5.6.2.2.3 Indeks utjecaja veza (*altera*)

Indeks utjecaja veza (*Iuv*) je tzv. hibridna mjera koja uzima u obzir citiranost (*h* – indeks) koautora s kojima je pojedini autor ostvario suradnju i snagu njihove veze (broj suradnji). U ovoj se mjeri *h*-indeks suradnika koristi kao aproksimacija njihova utjecaja. *Iuv* je *h*-indeks svakog pojedinog koautora pomnožena snagom veze (brojem suradnji) između tog koautora i autora čiju mrežu opisujemo.⁶³ Detaljniji opis slijeda postupka za izračunavanje je: 1. uzima se svaki znanstvenik (*ego*) posebno; 2. Za svakog njegovog/njezinog suradnika, (prvog susjeda), ako ih ima, uzima se vrijednost *h*-indeksa (ako se radi o suradniku koji je jedan od znanstvenika u početno definiranom uzorku iz tri polja: psihologije, sociologije i odgojnih znanosti, za ostale informaciju o *h*-indeksu nisu prikupljene); 3. Vrijednost *h*-indeksa suradnika se pomnoži sa snagom veze koju *ego* ima s tim suradnikom (broj zajedničkih radova); te 4. Postupak se ponavlja za svakog suradnika (*altera*) u *ego*voj mreži; i 5. Dobivene vrijednosti za svakog znanstvenikovog suradnika (*egovih altera*) se zbrajaju. Suma tih vrijednosti je indeks utjecaja veza tog znanstvenika.

Dakle, ovom mjerom se obuhvaćaju atributi *altera* i snaga veza: utjecajnost znanstvenika s kojima je pojedinac povezan i broj suradnji njega i *altera* (snage veza). Znanstvenik koji je napisao nekoliko radova s utjecajnim znanstvenikom iz svog polja ima visoku vrijednost ovog indeksa. Znanstvenik koji je objavio mnogo radova s nekoliko znanstvenika koji imaju *h*-indeks 0 (ili uopće nemaju *h*-indeks jer nisu imali radove u WoS-u) ima *Iuv* jednak nuli.

Iuv je moguće računati samo za one znanstvenike koji su surađivali s barem jednom osobom. Znanstvenici koji nisu surađivali s drugima su isključeni iz analiza koje su uključivale *Iuv*, njihove vrijednosti u toj varijabli su tretirane kao *missing value*.

⁶³ Ova mjera je konceptualno slična Eigenvektor centralnosti, koja je proporcionalna sumi centralnosti susjeda, samo što umjesto centralnosti susjeda *Iuv* uzima u obzir njihov *h*-indeks i pridaje pondere s obzirom na snagu veze.

5.6.2.3 III. Globalne mjere (pozicije pojedinca)

Međupovezanost (M_C , eng. *betweenness centrality*) mjeri koliko puta se neki čvor nalazi „između“ bilo koja dva čvora u mreži. Viša vrijednost ukazuje da akter služi kao „točka odsjecanja“ ili povezujuća osoba koja kontrolira protok informacija između mnogih drugih, međusobno nepovezanih aktera u mreži. U okviru teorije strukturalnih pukotina, visoka međupovezanost ukazuje da akter zauzima poziciju u mreži koja ima mnoge kompetitivne prednosti (Burt, 1992). Međupovezanost se točnije definira kao broj najkraćih putova između svih parova čvorova koji prolaze kroz određeni čvor (Wasserman i Faust, 2007). Omogućuje identificiranje „najutjecajnijih“ autora.

Za izračun vrijednosti međupovezanosti pojedinog čvora, koristi se sljedeća formula (Knoke i Yang, 2008) u kojoj je g veličina mreže (a ne gustoća mreže):

$$M_C(N_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(N_i)}{g_{jk}} \quad (9)$$

Za usporedbu mjera međupovezanosti među čvorovima iz mreža različitih veličina koristi se normalizirana mjera (Prell, 2012):

$$M'_C = \frac{M_C}{[(n-1)(n-2)/2]} \quad (10)$$

Blizina (B_C , eng. *closeness centrality*): se odnosi na duljinu puta koja je potrebna da akter „dođe“ do svakog aktera u mreži. To je inverzna mjera udaljenosti pojedinog čvora od svakog čvora u mreži (veća vrijednost – manja udaljenost). Ukazuje na stupanj u kojem je pojedinac blizak sa svim ostalima u mreži (direktno ili indirektno) i ukazuje na njegov pristup informacijama u mreži (Newman, 2004a). Uzima u obzir i indirektno puteve između aktera preko udaljenosti pojedinog aktera od svih ostalih članova mreže (Wasserman i Faust, 2007). Matematički se definira (Knoke i Yang, 2008) izrazom:

$$B_C(N_i) = \frac{1}{\left[\sum_{j=1}^g d(N_i, N_j) \right]} \quad (i \neq j) \quad (11)$$

Za usporedbu blizine čvorova iz mreža različitih veličina, vrijednosti se normaliziraju prema formuli 12 (Prell, 2012).

$$B'_C = [B_C]^{-1}(n - 1) \quad (12)$$

5.6.3 Ostale mjere

Da bismo potpunije odgovorili na prvi problem, koristit će se i neke druge mjere koje nisu eksplicitno spominjane u hipotezama. Neke od njih su:

5.6.3.1.1 Centralizacija mreže

Kad nas zanima stupanj u kojem je cijela mreža centralizirana, mogu se koristiti različite mjere disperzije centralnosti na temelju svake od mjera centralnosti. *Centralizacija mreže* (eng. *centralization*) opisuje u kojoj je mjeri kohezija organizirana oko pojedinog čvora (Scott, 2000). Centralizacija (varijanca ili SD stupnja centralnosti) pruža dodatne informacije o mjerama centralnosti, kao što standardna devijacija daje dodatne informacije o aritmetičkoj sredini (Prell, 2012).

5.6.3.1.2 Artikulacijski čvorovi

Artikulacijski čvorovi (eng. *articulation point, cut-point*) su akteri koji povezuju inače nepovezane dijelove mreže. Odnosno, to su osobe koje su povezane sa barem dvije osobe koje međusobno nisu direktno ni indirektno u vezi. Bez tih aktera, mreža bi se raspala na veći broj nepovezanih komponenti. Prema Burtovoj teoriji strukturalnih pukotina, zbog pristupa međusobno nepovezanim izvorima, artikulacijski čvorovi posjeduju društveni kapital. Prema Moodyjevoj teoriji strukturalne kohezivnosti (2004), strukturalno kohezivnija mreža ima manji broj artikulacijskih čvorova, odnosno njena struktura ne ovisi o velikom broju pojedinih čvorova.

5.6.3.1.3 Asortativnost

Asortativnost ili koeficijent asortativnosti (r_A) mjeri tendenciju čvorova u mreži da se povezuju s čvorovima koji su im slični u nekom kvantitativnom svojstvu. U kontekstu mreža koautorstva ta se mjera koristi najčešće za ispitivanje korelacije u stupnju centralnosti između svih povezanih čvorova u mreži. Računa se preko Pearsonovog koeficijenta korelacije, varira od -1 do +1. Pozitivne vrijednosti ukazuju da su znanstvenici koji imaju veliki broj suradnika povezani s drugim znanstvenicima koji imaju veliki broj suradnika, odnosno da je mreža asortativna. Kad su vrijednosti negativne, mreža se naziva disasortativnom, a kad je korelacija nepostojeća (blizu nuli), radi se o neasortativnoj mreži. U istraživanjima na mrežama znanstvenika iz prirodnih znanosti, Newman (2004c) je dobio pozitivne vrijednosti koeficijenta za sva polja (fizika, biologija, matematika), te zaključio da se „društveni“⁶⁴ znanstvenici imaju tendenciju međusobno povezati⁶⁵.

⁶⁴ Fizičar Newman zaključuje o osobini društvenosti znanstvenika, pridjev se ne odnosi na djelovanje znanstvenika unutar društvenih znanosti.

⁶⁵ Općenito, rezultati različitih vrsta mreža pokazuju da postoji tendencija ka asortativnosti u društvenim mrežama, dok u biološkim i tehnološkim mrežama (poput internetskih veza, proteinskih interakcija) postoji tendencija ka disortativnosti (Newman, 2002).

Tablica 5.4 sumira pokazatelje na makrorazini i mikrorazini, te što njihove vrijednosti ukazuju, odnosno koji su koncepti koje mjere.

Tablica 5.4.
Sažeti prikaz mjera na makro i mikro razini

MAKRORAZINA	
<i>Svojstva mreže</i>	<i>Ukazuje na...</i>
Distribucija stupnjeva (veza)	Postojanje preferencijalnog povezivanja
Gustoća	Povezanost, koheziju
Prosječna duljina najkraćeg puta	Strukturu malog svijeta
Dijametar	Strukturu malog svijeta, širinu mreže
Prosječni stupanj centralnosti	Broj veza po čvoru u svom polju, povezanost u mreži polja
Koeficijent grupiranja	Strukturu malog svijeta, vjerojatnost postojanja veze među osobama koje su povezane s istim čvorom
Glavna komponenta	Koheziju mreže, brzina njenog rasta ukazuje na preferencijalno povezivanje
SD stupnja centralnosti	Varijancu broja veza po čvoru
Artikulacijski čvorovi	Strukturalnu kohezivnost mreže
Asortativnost	Tendenciju povezivanja čvorova sa jednakim brojem veza
MIKRORAZINA	
<i>Mrežne varijable</i>	<i>Mjereni koncept</i>
Totalni broj veza	Broj svih veza (suradnji), unutar i izvan polja
Stupanj I	"Interne" veze
Broj vanjskih veza	"Slabe" veze; raznolikost kontakta
Maksimalna snaga veze	Snažne veze
Efektivna veličina	Neredundantnost kontakta - strukturalne pukotine
Indeks utjecaja veza	Snaga veze s utjecajnim suradnikom
Međupovezanost	Mogućnost posredovanja i kontrole protoka informacija
Blizina	Umreženost sa svojom zajednicom, pristup informacijama

6 REZULTATI I RASPRAVA

Prikaz rezultata istraživanja je organiziran u tri osnovna dijela:

U prvom dijelu (6.1.) su prikazani rezultati preliminarnih analiza skupa radova dobivenih nakon procesa prikupljanja, čišćenja i spajanja podatka iz tri izvora. Na temelju tog skupa podataka provode se sve kasnije analize.

U drugom dijelu (6.2.) se na makrorazini pokušava nizom mjera odgovoriti na pitanje kakve su strukture mreža koautorstva u svakom od tri polja i kakav je njihov razvoj kroz dva vremenska perioda.

U trećem dijelu (6.3.) se bavimo mikrorazinom i odnosom mrežnih varijabli različitih vrsta s mjerama znanstvenog učinka.

Svaki dio sadrži rezultate koji su popraćeni raspravom o značenju dobivenih nalaza u kontekstu ovog i drugih istraživanja. U skladu s eksplorativnim pristupom, rasprava uključuje i rezultate nekih dodatnih analiza kojima se pokušava potpunije i jasnije odgovoriti na istraživačka pitanja. Takav pristup smatramo prikladnim s obzirom da ovaj rad predstavlja jednu od prvih primjena ADM u društvenim znanostima u Hrvatskoj.

Rasprava uključuje i osvrt na specifične metodološke probleme istraživanja pri odgovaranju na pojedine probleme s posebnim osvrtom na metodološke i teorijske kritike vezane uz primijenu mrežnog pristupa. Zaključna razmatranja na kraju svakog djela ukratko opisuju ključne rezultate s posebnim naglaskom na integraciju rezultata i implikacije kod odgovaranju na druge probleme. Iako su dijelovi i analize odvojeni, samo zajednički daju kompletnu sliku, i zaključak na kraju svakog dijela je mjesto „dijaloga“ među različitim istraživačkim problemima i preliminarnih analiza.

Prije prikaza rezultata i rasprave, najprije ćemo objasniti korištenu terminologiju.

Terminologija

U prikazu dobivenih rezultata i u diskusiji, radi izbjegavanja nepotrebne redundantnosti koriste se većinom samo opći termini. To znači da se varijable neće uvijek ponovno i precizno definirati u metodološkom smislu. Na primjer, stopa produktivnosti je zapravo aproksimacija prave stope objavljiivačke produktivnosti mjerene na temelju podatka iz tri izvora; broj suradnika je broj različitih osoba s kojima je znanstvenik naveden u koautorstvu barem na jednom radu, prema podacima iz tri korištena izvora i koji su identificirani kao različiti suradnici u procesu pripreme podataka; citiranost je mjerena kroz *h*-indeks znanstvenika prema radovima prikupljenim iz WoS baze. Precizno značenje termina bi trebalo biti jasno iz

opisa metodologije istraživanja. Time se ne implicira da su korištene mjere jedini i sveobuhvatni način mjerenja istraživanih koncepata. Naprotiv, u čitavom radu se često napominje i naglašava da je dobivene mjere, a prema tome i rezultate analiza koje iz njih slijede, potrebno gledati u svijetlu metodologije koja je korištena. Svaka metodologija i svako mjerenje imaju svoje nedostatke i upravo je cilj znanstvenih istraživanja poput ovog, bolje razumijevanje tih nedostataka, a time i dolaženje do njihovog ispravnijeg korištenja.

Znanstvenike iz polja psihologije ćemo zvati psiholozi, iz polja sociologije - sociolozi, a iz polja odgojnih znanosti zajedničkim nazivom znanstvenici iz odgojnih znanosti. To ne znači da nismo svjesni različitih disciplina koje to polje uključuje: kineziologija, pedagogija, edukacijsko-rehabilitacijske znanosti. Heterogenost polja je jedan od razloga zbog kojih je to polje odabrano i od posebnog interesa u ovom radu.

Znanstvenici će se u okviru različitih dijelova rezultata i diskusije, u drugom i trećem dijelu, koji prikazuju rezultate analiza društvenih mreža, nazivati: autori, čvorovi, akteri, ega. Razlike u nazivima odražavaju raznolikost pojmovnog rječnika u ADM. Nazivi se odnose na različite vrste analiza u ADM-u, ali su i posljedica interesa znanstvenika iz različitih disciplina (npr. psihologija, sociologija, matematika, fizika) te povijesti razvoja ADM. Primjerice, varijable koje opisuju neke karakteristike pojedinca nazivaju se atributi aktera.

U opisu rezultata i nekim statističkim analizama se kao referentna grupa uglavnom koriste znanstvenici iz polja psihologije. Izbor jedne referentne grupe olakšava prikaz i interpretaciju rezultata. Odabir psihologije kao referentne grupe bismo mogli opravdati „srednjom“ pozicijom tog polja na dimenziji „važnosti primjene“ i najraznolikijem sastavu znanstvenika s obzirom na vrstu institucije u kojoj su zaposleni (vidi tablicu 5.2).

Naposljetku, u ovom radu se koristi veći broj novih termina i njihovih kratica, te simbola. U tekstu se pri njihovom navođenju često referira na njihov opis u uvodnim poglavljima i poglavlju o metodologiji. U Prilogu 6 nalazi se popis svih „novih“ termina i njihovih simbola.

6.1 PRELIMINARNE ANALIZE: Obrasci znanstvene aktivnosti u tri polja društvenih znanosti - deskripcija dobivenog skupa radova i analiza objavljiivačke produktivnosti znanstvenika

Prvi dio se sastoji od nekoliko cjelina. Prikaz rezultata započinje opisom karakteristika prikupljenog skupa radova na čitavom uzorku i prema poljima: psihologiji, sociologiji i odgojnih znanosti. Proces prikupljanja, čišćenja i spajanja podataka iz tri izvora o radovima znanstvenika iz uzorka rezultirao je skupom od 4 769 radova. Radovi su temeljne jedinice na kojima počivaju sve ostale mjere - većina varijabli u ovom istraživanju izvedena je iz informacija o koautorstvu na radovima i broju radova. Zato je potrebno najprije opisati taj dobiveni skup radova.

Sve naredne analize u ovom radu se baziraju na različitim mjerama koje se izvedene iz opisanog skupa radova. U njima će osnovna jedinica analize biti znanstvenik, ali se podaci vezani uz produktivnost, citiranost te sve mrežne varijable temelje na podacima o pojedinim radovima. Primjerice, mjera ukupnog broja radova je agregat podataka o radovima na razini pojedinca, mjera citiranosti (odnosno *h*-indeks) je zapravo citiranost radova. Sve mrežne varijable se temelje na podacima o koautorstvu na radovima u opisanom skupu.

Potom slijedi analiza produktivnosti, odnosno mjera znanstvenog učinka. Podaci su kod tih analiza agregirani na razini pojedinih znanstvenika. Uključeni su samo znanstvenici za koje je ekstrahiran zapis o barem jednom radu u istraživanom vremenskom periodu od 1992. do 2012. u barem jednom od tri korištena izvora (WoS, Scopus, i autorske knjige iz kataloga NSK).

6.1.1 Opis skupa radova

Deskriptivnom analizom dobivenog skupa, odgovaramo na pitanje koliko je suradnja učestala pojava u različitim poljima, a time i koliko je opravdano i smisleno koristiti analizu društvenih mreža kao pristup pri istraživanju znanstvene djelatnosti. Tablica 6.1 daje uvid u broj i karakteristike prikupljenih radova za pojedina polja i cijeli uzorak s obzirom na različite vrste izvora. Podaci iz baza WoS i Scopus su prikazani zbirno jer su sadržavali velik broj istih radova (oko 50% preklapanja; vidi Prilog 3) i obje su međunarodni izvori.

Tablica 6.1.

Opis skupa radova i dvije različite vrste izvora: međunarodni i nacionalni

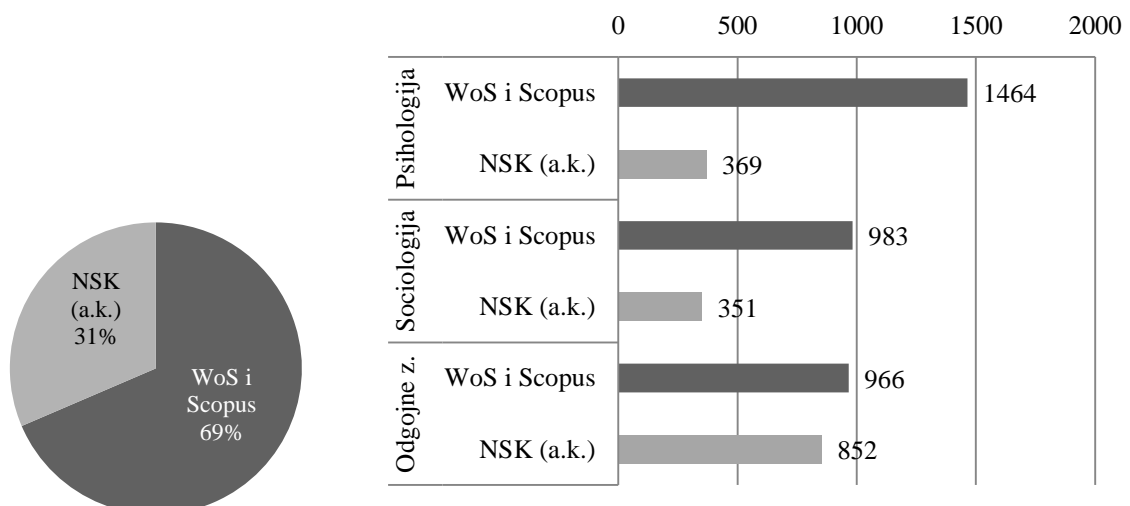
Izvori	WoS i	NSK	WoS i	NSK	WoS i	NSK	Ukupni broj radova			
	Scopus	(ak)	Scopus	(ak)	Scopus	(ak)	Psi.	Soc.	Odg.	Svi
Polje	Psihologija		Sociologija		Odgojne					
N radova	1464	369	983	351	966	852	1833	1334	1818	4769
N svih autora	2514	605	552	473	1126	996	2947	894	1894	5006
N autora iz skupa (% od svih autora na radovima)	201 /8	114 /18,8	140 /25,4	127 /30	281 /25	254 /25,5	218 /7,4	170 /19	371 /19,6	759 /15,2
N ostalih autora	2313	491	412	346	845	742	2729	724	1523	4247
Prosječni broj (i medijan) radova po autoru	10,61 (8)	4,48 (2)	7,91 (5)	3,46 (2)	5,17 (3)	4,09 (2)	12,13 (8)	9,11 (5)	6,72 (4)	8,81 (5)
Maks. br. radova po autoru iz uzorka	48	48	68	25	62	62	70	79	65	79
Jednoautorski radovi-N /postotak	284 /19,4	123 /33,3	614 /62,5	183 /53	188 /19,5	369 /43,3	407 /22,2	797 /59,7	557 /30,6	1761 /36,9
Višeautorski radovi-N /postotak	1180 /81,6	246 /66,7	369 /37,5	168 /47	778 /80,5	483 /56,7	1426 /77,8	537 /40,3	1261 /69,4	3008 /63,1
Dvoautorski radovi-N	370	124	181	64	226	211	494	245	437	1111
Troautorski radovi-N	373	50	117	51	339	144	423	168	483	995
N radova s 4 do 10 autora	379	53	62	41	209	106	432	103	315	793
N radova s više od 10 autora	58	19	9	12	4	22	77	21	26	109
Prosječni broj (i medijan) svih autora po radu	4,39 (3)	3,12 (2)	1,82 (1)	2,46 (1)	2,95 (3)	2,56 (2)	4,14 (3)	1,99 (1)	2,77 (2)	2,99 (2)
Maks. br. autora na radu	131	29	15	22	45	53	131	22	53	131

Kratice: NSK (ak) – autorske knjige iz NSK kataloga; Psi.- psihologija; Soc. – sociologija; Odg. – odgojne znanosti; Maks. br. autora po radu – maksimalni broj autora na radu

Najveći broj radova imaju znanstvenici iz polja psihologije (1 833), a potom znanstvenici iz polja odgojnih znanosti (1 818 radova). Najmanje je radova prikupljeno za znanstvenike iz polja sociologije (1 334)⁶⁶. Ukupan broj svih radova je manji od zbroja radova dobivenih po polju (tablica 6.1, drugi red, zadnji stupac) jer su neki od radova napisani u međusobnom koautorstvu znanstvenika iz dva ili sva tri istraživana polja. U 21-godišnjem periodu je prosječan broj različitih radova po autoru najveći kod psihologa ($M=12,13$; $Mdn=8$), zatim kod sociologa ($M=9,11$; $Mdn=5$). Najmanji broj radova po autoru je kod odgojnih znanosti

⁶⁶ Razlike u broju radova nisu statistički testirane iz tri razloga: 1) raspoložemo populacijom radova koje znanstvenici iz uzorka imaju u korištenim bazama u zadanom periodu; 2) testiranje razlika među grupama bi uključivalo radove koje su u koautorstvu napisali znanstvenici iz dva ili sva tri istraživana polja, pa se uzorci radova ne bi mogli smatrati nezavisnima; i 3) te razlike nisu središnji predmet istraživanja ovog rada i njihov opis u ovom dijelu služi isključivo boljem razumijevanju mogućeg utjecaja vrste rada s obzirom na njihov izvor i broj koautora na kasnije dobivene rezultate i interpretacije.

($M=6,72$; $Mdn=4$). Prema tim rezultatima bi se moglo tvrditi da su psiholozi najproduktivniji, ali treba uzeti u obzir da su kod psihologa radovi napisani u koautorstvu s većim brojem autora ($M= 4.14$ autora po radu), nego što je to slučaj kod odgojnih znanosti i sociologa (2,77; 1,99). Drugačije rečeno, na radovima psihologa, samo 7,4% od svih autora na radovima su psiholozi iz početnog uzorka, dok je kod odgojnih znanosti i sociologa taj postotak veći (19,6%; odnosno 19%). Takvi rezultati proizlaze iz činjenice da je kod psihologa manje izražena pojava jednoautorskih radova (22,2%), dok je kod sociologa taj udio gotovo trostruko veći (59,7%), a kod odgojnih znanosti iznosi oko jedne trećine svih radova (30,6%). Veći prosječan broj autora po radu kod psihologa proizlazi iz veće učestalosti radova s više od 10 autora (77; kod odgojnih 26, a kod sociologa 21), te postojanja radova s izrazito velikim brojem koautora (najviše je 131 autora na jednom radu u polju psihologije). To nije slučaj kod sociologa i znanstvenika iz odgojnih znanosti. Kod njih je maksimalan broj koautora na jednom radu 22, odnosno 53. Manji udio jednoautorskih radova i veća koautorstva po radu su kod svih polja izraženiji na uzorku radova dobivenih iz međunarodnih izvora (WoS i Scopus) nego na uzorku autorskih knjiga iz NSK kataloga. To je očekivani rezultat, budući da se autorske knjige obično pišu u koautorstvu do tri autora. Samo je kod sociologa zastupljenost jednoautorskih radova veća kod radova dobivenih iz međunarodnih baza, nego kod radova dobivenih iz nacionalne baze (62,5% vs. 53%). Pri razmatranju tih rezultata treba imati na umu da je apsolutni broj radova iz NSK najniži za sociologe (351, vs. 369; 852) te da međunarodne baze uključuju i mnoge hrvatske časopise (tablica 3 u Prilogu 7). Broj radova u međunarodnim bazama i nacionalnoj bazi, prikazan je na slici 6.1. Većina radova - 69% je dobivena iz međunarodnih baza. To vrijedi za sva polja, ali se postotak razlikuje po poljima (slika 6.2 prikazuje apsolutne vrijednosti). Kod psihologa je udio radova dobivenih iz dva međunarodna izvora najveći (79,9%), kod sociologa (73,7%), a najmanji je

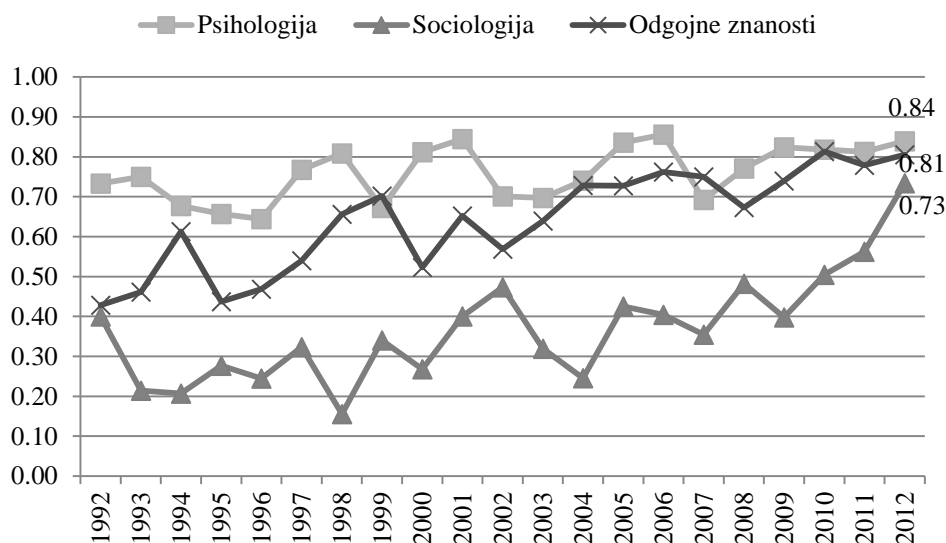


kod odgojnih znanosti (53,1%). Kao što je već spomenuto, objavljivanje u međunarodnoj bazi ne podrazumijeva objavljivanje u međunarodnim časopisima, jer one sadrže mnoge hrvatske časopise (npr. *Društvena Istraživanja*; vidi Prilog 7). Usto, znanstvenici iz tri istraživana polja su objavljivali i u časopisima koji su multidisciplinarni ili iz drugih područja znanosti, poput medicine (npr. *Diabetologia*). Baze WoS i Scopus nisu predmetno specijalizirane, nego su multidisciplinarne prirode. Popis časopisa u kojima su objavljivali znanstvenici iz cijelog uzorka, a koje te baze obuhvaćaju nalazi se u Prilogu 7.

Objavljivačka aktivnost znanstvenika iz cijelog uzorka promatrana kroz vrijeme (slika 3 u Prilogu 8) daje uvid o trendu rasta broja objavljenih radova od 1992. do 2012. godine. Slika 3 prikazuje spori trend rasta za radove objavljene u međunarodnim izvorima do 2004. godine. Poslije rast postaje izraženiji i doseže plato oko 2008-e godine. Taj trend rasta je posebno izražen kod polja psihologije. Manja naglašenost tog trenda kod polja sociologije se može objasniti manjom relevantnošću objavljivanja u tim izvorima za napredovanja u tom polju. Kako odgojne znanosti čini više različitim polja, to su i obrasci objavljivanja različiti: kod kineziologa je objavljivanje u međunarodnim bazama relativno često, dok je kod edukacijsko-rehabilitacijskih disciplina, a posebno pedagoga, manje izraženo (Jokić i sur., 2012). Moguće je da su te razlike među poljima odgojnih znanosti velike te da dobiveni trend ne opisuje stvarne trendove objavljivanja ni jednog od polja od kojih su se odgojne znanosti sastojale. Trend rasta broja autorskih knjiga iz NSK kataloga je slabije izražen, osim kod polja odgojnih znanosti. To se može objasniti radom pedagoga koji sudjeluju u objavljivanju udžbenika i druge vrste literature na hrvatskom jeziku. Općenito, manje objavljivanje autorskih knjiga i njihov slabije izražen trend rasta kroz godine, mogu se povezati s većim vremenskim zahtjevima za objavljivanje autorskih knjiga nego znanstvenih radova (u prosjeku) i relativno slabijem vrednovanju knjiga u sustavu vrednovanja znanstvenika.

Općenito je trend rasta broja radova očekivan radi sve većeg broja potencijalno aktivnih znanstvenika iz našeg uzorka i sve većeg broja hrvatskih časopisa koji su uključeni u međunarodnim bazama (posebno od 2007.). Međutim, u zadnjim godinama promatranog vremenskog okvira (od 2009.) dolazi do pada broja objavljenih radova u međunarodnim izvorima kod psihologa, a kod sociologa dolazi do stagnacije. Kod odgojnih znanosti i dalje postoji rast. 2012. godine se vidi pad u radovima indeksiranim u međunarodnim izvorima kod svih polja. To je moguće objasniti vremenom prikupljanja podataka koje se odvijalo u ožujku

2013. godine. Moguće je da dotad još nisu uneseni svi radovi u baze podataka objavljeni tokom 2012 godine. Alternativna objašnjenja tog trenda uključuju kombinaciju različitih



Slika 6.2. Proporcija višeautorskih radova (iz tri izvora) kroz vrijeme

faktora: odlazak pojedinih znanstvenika (zbog umirovljenja, ili promjene radnog mjesta), te utjecaj općeg ekonomskog konteksta (recesije) na broj istraživanja, a time i smanjenja financijskih sredstava u svim poljima društvenih znanosti.

Proporcija radova koji su imali više od jednog autora po godinama prikazana je na slici 6.2. Prikazani su podaci na svim radovima zajedno, neovisno o vrsti baze iz kojih su prikupljeni. Slika pokazuje da je u periodu od 21 godine postojao blagi trend porasta suradnje na objavljenim radovima kod svih polja. Kroz gotovo cijeli period je proporcija višeautorskih radova najveća kod psihologa, potom kod odgojnih znanosti, a najmanja je kod sociologa. U zadnjoj godini istraživanog perioda (2012.), proporcija višeautorskih radova je podjednaka u sva tri polja, što ukazuje na sve veće sličnosti u pojavi suradnje za različita polja. Suradnja na znanstvenim radovima postaje dominantana znanstvena praksa i u zaključnoj godini je manjina radova napisana bez suradnje (jednoautorski radovi) – samo 15 do 30% od svih objavljenih radova. Vjerojatno je taj trend povezan s promjenom u načinima financiranja znanstvenih projekta koji sve više uključuju veći broj suradnika i često su interdisciplinarni. Uzme li se istovremeno u obzir rezultat o padu u produktivnosti s rezultatom o učestalijim suradnjama u zadnjim godinama perioda, mogu se pokušati povezati te dvije pojave. Moguće je da je pritisak objavljivanja što većeg broja radova doveo do učestalije suradnje, koja je rezultirala većom produktivnošću na razini pojedinca. Pritom je na višoj razini došlo do

smanjenja produktivnosti, što je možda rezultat objektivno nepovoljnih faktora (npr. smanjenje financiranja projekata).

6.1.2 Opis produktivnih znanstvenika iz uzorka

Rezultati u tablici 6.1 pokazuju da nisu za sve znanstvenike pronađeni objavljeni radovi u bazama korištenim u ovom istraživanju (tablica 6.1; 4. red: N autora iz skupa). Neki znanstvenici nisu imali objavljeni ni jedan rad u periodu od 21 godine. Takvih je u cijelom uzorku bilo 17,2 % ($N=159$). Relativno nizak udio neproduktivnih znanstvenika se djelomično može pripisati velikom vremenskom periodu. U većem vremenskom periodu je veća vjerojatnost da će rad objaviti i oni koji relativno malo, odnosno rijetko, objavljuju. Pored toga, uključivanje radova iz nacionalnih izvora omogućuje zahvaćanje radova znanstvenika čiji radovi možda ne bi bili zahvaćeni međunarodnim izvorima jer se bave više lokalnim i primijenjenim temama.

Provedene su analize u svrhu odgovaranja na pitanje jesu li neki atributi aktera značajan prediktor vjerojatnosti objavljivanja barem jednog rada u periodu od 21 godine. Takvu dihotomiziranu mjeru produktivnosti pokušali smo predvidjeti na temelju sociodemografskih varijabli (dob i spol) i karijernih varijabli (polje znanosti u kojem znanstvenik djeluje, mjesto i vrsta institucije u kojoj je znanstvenik zaposlen/a). Odgovorom na to pitanje ćemo ujedno doznati razlikuje li se početan uzorak znanstvenika od uzorka na kojem ćemo vršiti daljnje analize društvenih mreža prema nekim sociodemografskim i karijernim varijablama.

Provedena je logistička regresija. Postupak je primjeren za predviđanje ishoda kategorijalne, obično dihotomne, varijable pomoću skupa prediktorskih varijabli koje mogu biti kvantitativne i/ili kategorijalne, te ne zahtijeva postojanje linearnog odnosa među varijablama. Znanstvenici koji su objavili barem jedan rad predstavljali su referentnu kategoriju i prilikom obrade rezultata označeni su s vrijednošću 1. Koliko je na temelju sociodemografskih i karijernih informacija moguće predvidjeti (ne)produktivnost znanstvenika? Točnije, koliko je moguće predvidjeti minimalnu produktivnost jer objaviti samo jedan rad u 21 godini se vjerojatno ne može smatrati znakom produktivnosti. U tablici 6.2 prikazane su procjene parametra dobivene logističkom regresijom.

Proporcija zajedničke varijance sociodemografskih i karijernih varijabli i produktivnosti je 9,2% (Cox & Snell R^2), odnosno 16,4% (Nagelkerke R^2). Varijable spol i dob nemaju značajan doprinos ($p > .05$) u predviđanju ishoda objavljivanja barem jednog rada. Izgledi analiziranih znanstvenika da će imati objavljeni barem jedan rad nisu povezani s dobi, niti sa

spolom znanstvenika. Pripadnost polju je značajan prediktor znanstvene produktivnosti ($p < ,01$). Negativni smjer beta koeficijentata kod znanstvenika iz polja sociologije i odgojnih

Tablica 6.2.
Rezultati logističke regresije

	<i>B</i>	<i>SE</i>	Wald	<i>df</i>	<i>P</i>	Eksp(<i>B</i>)	$\hat{\beta}$
Dob (2012.)	0,001	0,009	0,003	1,000	0,955	1,001	0,001
Spol (M)	-0,065	0,235	0,077	1,000	0,782	0,937	-0,004
Polje			10,701	2,000	0,005		
Polje (Sociologija)	-0,866	0,394	4,842	1,000	0,028	0,421	-0,091
Polje (Odgojne znanosti)	-1,009	0,310	10,564	1,000	0,001	0,365	-0,106
Mjesto (Zagreb)	0,980	0,230	18,071	1,000	0,000	2,663	0,058
Vrsta institucije			35,078	2,000	0,000		
Vrsta inst. (Institut)	-0,187	0,481	0,151	1,000	0,698	0,830	-0,021
Vrsta inst. (ost. inst.)	-1,407	0,239	34,742	1,000	0,000	0,245	-0,162

Omnibus Test: $\chi^2(8) = 74,977$, $p = ,000$; Hosmer & Lemeshow Test: $\chi^2(8) = 7,499$, $p = ,048$;
% točnih predviđanja – 85,7% ; Cox & Snell $R^2 = 0,092$; Nagelkerke $R^2 = 0,164$

Spol: 0=muškarci, 1=žene; Sociologija: 0=ostala polja, 1=sociologija; Odgojne znanosti: 0=ostala polja, 1=odgojne znanosti; Mjesto: 0=nije Zagreb, 1=Zagreb; Vrsta institucije: 1=sveučilište, 2=institut, 3= ostale institucije

Napomena: polustandardizirani beta ponder dobiven je pomoću prosječne vrijednosti predviđene vjerojatnosti 0,856 kao referentne vrijednosti (King, 2007).

znanosti ukazuje da je manja vjerojatnost da su imali objavljen barem jedan rad u odnosu na referentnu grupu – znanstvenika iz polja psihologije. Mjesto u kojem djeluje znanstvenik (prema podacima iz Upisnika) je značajan prediktor produktivnosti.

Znanstvenici koji rade u Zagrebu imaju značajno veće izgleda da su objavili barem jedan rad nego znanstvenici kojima je radno mjesto u nekom drugom gradu ili mjestu u Hrvatskoj.

Vrsta institucije ima značajan doprinos u objašnjavanju ishoda. Znanstvenici koji nisu zaposleni u znanstveno-nastavnim institucijama (sveučilištima) imaju manje izgleda da su objavili barem jedan rad. Ne postoji razlika u vjerojatnosti objavljivanja rada između zaposlenih na sveučilištu ili institutu. To je očekivani rezultat. Kod znanstvenika zaposlenim na institucijama kojima je jedna od primarnih ciljeva provođenje istraživačkog rada i u kojima je radi napredovanja potrebno objavljivati radove, važnost objavljivanja radova je veća nego kod onih koji su zaposleni u institucijama drugih vrsta poput bolnica, vrtića i škola. Kod potonjih je u većoj mjeri naglasak na primjenjivanju znanja, a usto je i manji postotak radnog vremena koji znanstvenik iz takvih institucija može posvetiti istraživanju i znanstvenom radu. Interakcijski efekti nisu provjeravani.

Iako je doprinos karijernih varijabli značajan (polje znanosti, mjesto i vrsta institucije), prema standardiziranim beta koeficijentima prikazanim na tablici 6.2, vidimo da njihov doprinos nije velik. Najveću vrijednost polustandardiziranog β pondera imaju prediktori: polje

odgojnih znanosti ($\beta=-0,106$; $p<,001$) i institucije koje nisu sveučilište ili institut ($\beta=-0,162$; $p<,001$), potom slijedi polje sociologija ($\beta=-0,091$; $p<,05$), te mjesto zaposlenja ($\beta=0,058$; $p<,001$). Budući da prva tri prediktora imaju negativni predznak, veća je vjerojatnost da je znanstvenik objavio barem jedan rad u 1992-2012 vremenskom periodu ako je psiholog koji radi u Zagrebu i ako je zaposlen na sveučilištu.

U usporedbi s modelom u kojem nisu uključene prediktorske varijable (atributi aktera) i koji je imao 85,6% točnih pogađanja, predviđanje (ne)produktivnosti pomoću sociodemografskih i karijernih varijabli ne dovodi do bitnog povećanja postotka točnih pogađanja (85,7%). Na osnovi dobivenih rezultata možemo zaključiti da iako dodavanje prediktora u model značajno povećava sposobnost predviđanja (ne)produktivnosti, taj pomak je izrazito malen - samo 0,01%. Prema tome, iako postoje značajne razlike između produktivnih i neproduktivnih prema nekim atributima aktera, one su male i vjerovatno nisu relevantne. Dakle, daljnje analize ćemo vršiti na uzorku koji je malo, ali značajno različit od početnog uzorka. Njihove mjere produktivnosti se baziraju na broju objavljenih radova i broju dobivenih citata u vremenskom periodu od 1992. do 2012.

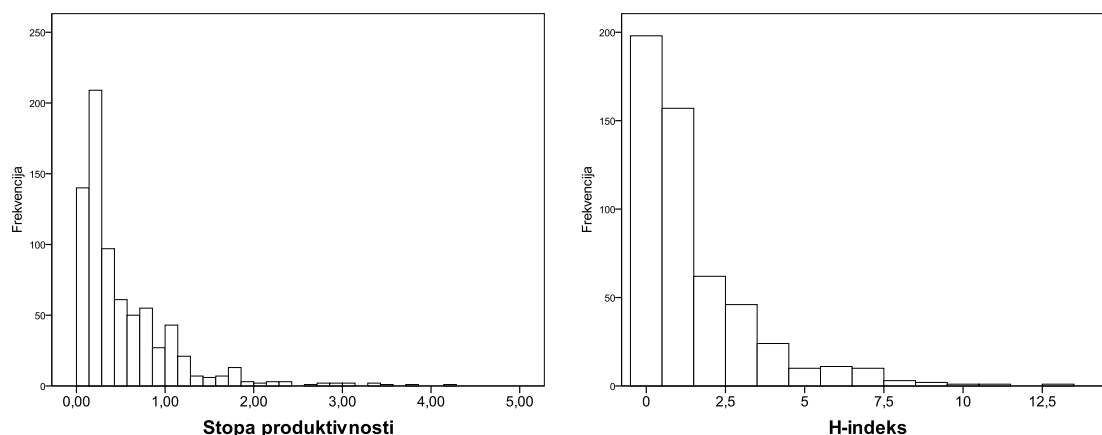
6.1.3 Mjere znanstvenog učinka i njihova usporedba po poljima

Da bismo provjerili postoje li razlike u znanstvenoj produktivnosti među znanstvenicima iz polja psihologije, sociologije, te odgojnih znanosti, koristili smo dvije mjere znanstvenog učinka: stopu produktivnosti i *h*-indeks.

Zbrajanjem broja objavljenih radova u vremenskom periodu od 1992. do 2012. dobiveni je ukupni broj radova za svakog znanstvenika. Znanstvenici u uzorku se razlikuju po dobi, prema tome i po broju potencijalno aktivnih godina u znanosti. Zato se koristi mjera produktivnosti koja uzima u obzir te razlike. Stopa produktivnosti je aproksimativna mjera broja objavljenih radova po jedinici vremena od godine dana.

Distribucije ukupnog broja radova, stope produktivnosti i *h*-indeksa su sličnog oblika: imaju veliku učestalost niskih rezultata, a kod viših vrijednosti frekvencija naglo opada. Postoji tzv. „dugi rep“ visokih vrijednosti s niskom frekvencijom. Slika 4 u Prilogu 10 i slika 6.4 prikazuju tzv. Pareto distribucije za sve znanstvenike iz sva tri polja zajedno. Raspodjela u kojoj mala grupa ljudi ima mnogo više mjere produktivnosti od prosjeka, a većina ima niže vrijednosti od prosjeka, u znanosti se naziva Lotkinim zakonom. Te pozitivno asimetrične distribucije se značajno razlikuju od normalne distribucije (tablica 10 u Prilogu 16). Drugačije rečeno, kod Pareto distribucija se pojavljuje mnogo više ekstremnih rezultata nego kod normalne distribucije (O'Boyle i Aguinis, 2012). Predviđa mnogo više vrijednosti iznad 3

standardne devijacije i mnogo više najnižih vrijednosti. Često se naziva i 80/20 principom i pojavljuje se u mnogim istraživačkim kontekstima (npr. u marketingu i sociologiji).



Slika 6.4. Pareto distribucije stope produktivnosti (lijevo) i h -indeksa (desno) na uzorku znanstvenika iz sva tri polja ($N=759$)

Za razliku od normalne distribucije kod Pareto distribucija aritmetička sredina i standardna devijacija nisu stabilne. Ključna razlika je tzv. invarijantnost skale (eng. *scale invariance*) – distribucija je konstantnog oblika bez obzira da li se promatra cijela distribucija ili samo dio s najvišim rezultatima (O'Boyle i Aguinis, 2012). Jednaka je i s obzirom na razinu jedinice – isti oblik je kad su jedinice analize pojedinci ili više razine analize (organizacije, države itd.). Već je spomenuto da su analize provedene na uzorku znanstvenika koji su imali barem jedan rad ($N=759$). Na taj način broj neproduktivnih znanstvenika ne utječe na dobivene vrijednosti.

Deskriptivna statistika za cijeli uzorak i prema poljima je prikazana u tablici 6.3. Prosječni broj objavljenih radova u 21-godišnjem periodu za cijeli uzorak znanstvenika je 8,8 ($SD=9,96$; $Mdn=5$). Prosječna stopa produktivnosti je 0, 53. U prosjeku, znanstvenik objavi jedan rad u dvije godine. Prosječni h -indeks od 1,48 znači da je znanstvenik iz cijelog uzorka u prosjeku dobio 1 do 2 citata po barem jednom, odnosno dva objavljena rada. Međutim, prosjek ne opisuje većinu znanstvenika i varijance su izrazito velike. U tablici 6.3 su prikazani i koeficijenti varijabilnosti i inerkvartilni koeficijent raspršenja. Relativno je manja varijanca mjere h -indeksa u odnosu na stopu i broj radova.

Provjereno je postoje li statistički značajne razlike među znanstvenicima iz tri polja : psihologije, sociologije i odgojnih znanosti prema mjerama znanstvenog učinka. Rezultati su prikazani u tablici 6.3.

Tablica 6.3.

Deskriptivna statistika i rezultati testiranja razlika mjera znanstvenog učinka znanstvenika iz tri polja

		Broj radova	Stopa produktivnosti	H-indeks
Ukupno	<i>M (Mdn)</i>	8,81(5)	0,53(0,33)	1,48(1)
	<i>SD</i>	9,966	0,564	1,92
	<i>Cv</i>	1,13	1,06	1,30
	<i>Cq*</i>	1,82	1,6	2
Psihologija	<i>M (Mdn)</i>	12,13(8)	0,75(0,64)	2,04(1)
	<i>SD</i>	11,652	0,618	2,104
	Spljoštenost	3,778	2,662	1,691
	Asimetričnost	1,734	1,463	1,389
	Minimum	1	0,05	0
	Maksimum	70	3,33	10
	<i>N</i>	218	218	188
	K-S Z	2,507 (<i>p</i> <,001)	3,04 (<i>p</i> <,001)	2,507 (<i>p</i> <,001)
Sociologija	<i>M (Mdn)</i>	9,11(5)	0,56(0,38)	0,97(0)
	<i>SD</i>	10,599	0,593	1,473
	Spljoštenost	14,648	8,747	7,56
	Asimetričnost	3,176	2,531	2,391
	Minimum	1	0,05	0
	Maksimum	79	3,76	9
	<i>N</i>	170	170	129
	K-S Z	2,53 (<i>p</i> <,001)	3,21 (<i>p</i> <,001)	2,897 (<i>p</i> <,001)
Odgojne znanosti	<i>M (Mdn)</i>	6,72 (4)	0,39 (0,24)	1,28 (1)
	<i>SD</i>	7,848	0,467	1,871
	Spljoštenost	17,294	22,724	11,065
	Asimetričnost	3,455	3,97	2,824
	Minimum	1	0,05	0
	Maksimum	65	4,22	13
	<i>N</i>	371	371	209
	K-S Z	4,491 (<i>p</i> <,001)	4,486 (<i>p</i> <,001)	4,222 (<i>p</i> <,001)
Kruskal Wallis test	χ^2 (<i>df</i> =2)	42,564	74,87	36,219
	<i>P</i>	0,000	0,000	0,000
P-S	Mann-Whitney U	15322,5	14290	7875
	<i>Z (p)</i>	-2,933 (0,003)	-3,87 (0,000)	-5,499 (0,000)
P-O	Mann-Whitney U	27554	23362,5	14648,5
	<i>Z (p)</i>	-6,484 (0,000)	-8,57 (0,000)	-4,535(0,000)
S-O	Mann-Whitney U	26855	25158,5	12019
	<i>Z (p)</i>	-2,785 (0,005)	-3,782 (0,000)	-1,786 (0,074)

Kratice: *M* – aritmetička sredina; *Mdn* – medijan; *SD* – standardna devijacija; *Cv* – koeficijent varijabilnosti; *Cq* – kvartilni koeficijent disperzije; K-S Z - Kolmogorov–Smirnov test; P-S: razlika između polja psihologije i sociologije; P-O: razlika između polja psihologije i odgojnih znanosti; S-O: razlika između polja sociologije i odgojnih znanosti

Znanstvenici iz tri polja se statistički značajno razlikuju po mjerama znanstvenog učinka ($p < ,001$). Da bi utvrdili između kojih polja postoje značajne razlike, nakon Kruskal-Wallis testa je proveden niz Mann-Whitney testova na svim parovima polja. Psiholozi su najproduktivniji (broj radova - $Mdn=8$; stopa produktivnosti – $Mdn=0,64$). Najmanje su produktivni znanstvenici iz odgojnih znanosti (Mdn stope je 0,24). H -indeks je minimalni i jednak za psihologe i znanstvenike iz odgojnih znanosti ($Mdn=1$), a kod sociologa je najniži ($Mdn=0$). Prema stopi produktivnosti i ukupnom broju radova postoje statistički značajne razlike između svih polja ($p < ,01$), ali za mjeru h -indeksa nije dobivena statistički značajna razlika samo između sociologa i znanstvenika iz odgojnih znanosti ($p > ,05$)⁶⁷. Kod potonjih se pojavljuju najviše vrijednosti mjera u čitavom uzorku. To se vjerojatno može objasniti visokom produktivnošću kineziologa koji objavljuju radove u biomedicinskim časopisima.

⁶⁷ Problem višestrukih usporedbi (inflacija alfa pogreške) se može uzeti u obzir povećanjem praga razine značajnosti koja je potrebna da bi se dobivene razlike smatrale značajnima. Tada bi većina dobivenih razlika i dalje mogla biti smatrana značajnima, jer su p vrijednosti vrlo niske ($p < ,001$; tablica 6.3).

6.1.4 Rasprava rezultata preliminarnih analiza

Kao što je u uvodu ovog rada opisano, interakcija među znanstvenicima se, posebno u novije vrijeme, može smatrati suštinom znanstvene prakse (Melin i Persson, 1996). Većina faza od kojih se sastoji proces istraživanja su povezani s prilično velikom količinom komunikacijskih aktivnosti znanstvenika, npr; međusobnih razgovora, pisanja i čitanja znanstvenih radova. To je popraćeno zajedničkim produciranjem znanstvenih rezultata u obliku koautorstva na znanstvenim radovima. Suradnja u pravilu opisuje intenzivan i dugotrajan oblik interakcije koji omogućuje efikasnu komunikaciju kao i dijeljenje kompetencija i drugih resursa (Melin i Persson, 1996). Prema prijašnjim istraživanjima (npr. Glanzel i Schubert, 2005), broj koautorskih radova je u dramatičnom porastu u gotovo svim poljima znanosti. Takvi rezultati sugeriraju da je suradnja preduvjet suvremene znanstvene djelatnosti. Sve veći naglasak na zajedničkom radu nipošto nije jedinstven za znanstvenu djelatnost. Timovi su sve učestaliji i kompleksniji u mnogim radnim kontesktima (Murase, Doty, Wax, DeChurch, i Contractor, 2012).

Suradnja je sve učestalija u sva tri polja društvenih znanosti u RH u periodu od 1992. do 2012. Rezultati su pokazali da proporcija koautorskih radova raste u cijelom periodu kod svih polja. Vjerojatnost koautorstva se razlikuje među disciplinama i u vremenu, ali u posljednjih nekoliko desetljeća je u stalnom porastu u svim poljima (Moody, 2004). Stoga je očekivan rast u proporciji objavljenih radova u svim poljima koja smo istraživali. Promjene u učestalosti višeautorskih radova mogu nastati zbog neke kombinacije promjena u društvenoj organizaciji znanstvene zajednice i bolje komunikacije. Moguće su i zbog promjena u vrsti istraživanih problema i korištenih pristupa. U kontekstu ovog istraživanja, promjene je moguće povezati s promjenama u sustavu financiranja projekata i evaluacijom pojedinih znanstvenika. Michels i Schmoch (2014) smatraju da se promjene u objavljivačkoj produktivnosti znanstvenika mogu objasniti Hawthorne efektom: ispitanici koje se promatra mijenjaju svoje ponašanje, tim više kad opažanje ima za njih relevantne posljedice. Tako znanstvenici prilagođavaju svoje aktivnosti objavljivanja u skladu sa trenutnim zahtjevima, odnosno mjerama učinka koje se koriste pri njihovoj evaluaciji. Spomenuti autori su utvrdili da se ta prilagodba na uzorku njemačkih znanstvenika odrazila u sve češćem objavljivanju u multidisciplinarnim međunarodnim časopisima.

Broj autora po radu se razlikuje među različitim poljima. Kod psihologa je najveći, a najmanji kod sociologa. Pretpostavlja se da je to odraz stvarne razlike u načinima provođenja

istraživanja u tim poljima (npr. veći interdisciplinarni projekti), ali također može biti vrsta prilagodbe na različite zahtjeve za objavljivanjem radova zbog razlika u sustavima evaluacije. U uvodnom dijelu rada detaljno su opisani nedostaci mjera koautorstva za mjerenje suradnje. Brojne probleme valjanosti treba uzeti u obzir. Neke oblike suradnje nije moguće istraživati bibliometrijskim istraživanjima. Primjerice, za ispitivanje razloga zbog kojih suradnja nastaje, kao i nekih njenih karakteristika, nacrt istraživanja koji koristi samo bibliometrijske podatke nije prikladan, tj. ne može odgovoriti na takva pitanja. Kad zaključujemo o suradnji na temelju koautorstva izlažemo se riziku zanemarivanja nekih oblika suradnji, kao i nesigurnosti vezane uz stvarne razloge radi kojih dolazi do koautorstva (Melin i Persson, 1996). Stoga, navedeni autori savjetuju da se podaci o koautorstvu koriste kao grubi indikator suradnje te da se istovremeno pokušaju prikupiti druge vrste podataka u svrhu smanjivanja različitih vrsta nesigurnosti. Međutim, u praksi provođenja istraživanja ove vrste je teško procijeniti utjecaj mnogih nepoznatih faktora. Obično, kao i u ovom istraživanju, kada se raspolaze velikim brojem koautorskih radova jednostavno moramo prihvatiti određenu razinu nesigurnosti (Melin i Persson, 1996). Možemo se nadati da u većini slučajeva bilo koji oblik značajne suradnje među znanstvenicima eventualno dovodi do koautorstva. Spominjana je i mogućnost da suradnja ne rezultira koautorskim radom. Provedena su neka istraživanja manjih razmjera u inozemstvu (npr. Melin i Persson, 1995; sveučilište u Umeåi, Švedska; prema Melin i Persson, 1996) prema kojima je 5 % autora imalo iskustvo u kojem suradnja nije rezultirala koautorskim radom. Običan razlog za neuključivanje autora je njihov relativno manji doprinos radu. Naposljetku, iako su potrebna istraživanja za provjeru u kojoj mjeri su podaci o koautorstvu valjani indikator suradnje, takvi podaci su logični prvi korak u opisu pojave suradnje.

Razlike među bazama nam nisu od istraživačkog interesa u ovom radu, ali na osnovi istraživanja Destefana i suradnika (2013) rast koautorstva postoji u svim izvorima. Neovisno o međunarodnoj ili nacionalnoj orijentaciji izvora i literature koju obuhvaćaju. Ipak, trend je naglašeniji u međunarodnim tzv. "prestiznim" bazama. To se može objasniti većom vjerojatnošću nastajanja kvalitetnog rada u suradnji, pa time i većom vjerojatnošću objavljivanja u međunarodnim časopisima.

6.1.4.1 Povezanost mjera učinka, vrste radova i vrste izvora

Promotrimo li obrasce objavljivanja prema vrsti radova i izvora u kojima su indeksirani u tablici 6.4, uočljivo je da znanstvenici iz sva tri polja imaju više radova u međunarodnim bazama nego autorskih knjiga u NSK.

Tablica 6.4.

Deskriptivna statistika broja radova po znanstveniku s obzirom na koautorstvo i vrstu izvora

Polje	Psihologija (N=218)			Sociologija (N=170)			Odgojne znanosti (N=371)			Ukupno (N=759)		
	M	Mdn	SD	M	Mdn	SD	M	Mdn	SD	M	Mdn	SD
<i>Vrsta rada</i>												
Jedno-Autorski	1,9	1	2,5	4,7	3	6,6	1,5	1	2,4	2,3	1	3,9
Više-autorski	10,3	6	10,5	4,4	2	6,8	5,2	3	6,9	6,5	4	8,4
<i>Broj radova u izvorima</i>												
Wos/Scopus	9,8	7	9,5	6,5	4	8,9	3,9	2	6,1	6,2	3	8,3
NSK	2,3	1	5,5	2,6	1	3,6	2,8	1	5,5	2,6	1	5,1

Takav je rezultat očekivan jer je potrebno više vremena za objavljivanje autorske knjige, nego za objavljivanje znanstvenog članka. Može se primijetiti da je ta razlika posebno velika kod psihologa. Psiholozi i znanstvenici iz odgojnih znanosti su u prosjeku objavljivali više višeautorskih radova. Sociolozi su u prosjeku objavljivali više jednoautorskih radova koji su indeksirani u bazama WoS i Scopus, te NSK (autorske knjige). Spomenute razlike⁶⁸ je moguće interpretirati kao disciplinarnе razlike u obrascima objavljivanja znanstvenih radova, različite vrste istraživačkih usmjerenja (teoretsko vs. primijenjeno) i različite važnosti određene vrste publikacija u pojedinom polju. Prema tome se može zaključiti da je u polju psihologije i odgojnih znanosti češće sudjelovanje u koautorskim radovima, nego kod sociologa.

Provjereno je postoji li kod znanstvenika u uzorku povezanost između mjera znanstvenog učinka i objavljivanja određene vrste radova s obzirom na koautorstvo i bazu u kojoj je rad indeksiran. Tablica 6.5 pokazuje Spermanove koeficijente korelacije između mjera znanstvenog učinka i vrste radova. Iz tablice 6.5 je vidljivo da je stopa produktivnosti visoko povezana, a *h*-indeks umjereno povezan s brojem višeautorskih radova i radova indeksiranim u međunarodnim bazama. Povezanost stope produktivnosti s brojem

⁶⁸ Kako smo raspolagali populacijom svih radova koji su autori iz uzorka objavili u spomenutim bazama (ako se ne uzmu u obzir moguće pogreške u zapisu, ekstrakciji i obradi podataka), nije provedeno testiranje značajnosti tih razlika, jer se radi o vrijednostima populacije svih radova svih znanstvenika u tim bazama.

Tablica 6.5.

Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za sva tri polja

r_s (N=759)	Stopa produkt.	H indeks	Br. radova	Jednoautorski	Višeautorski	Wos& Scopus
Stopa produkt.						
H indeks	,556**					
Br. Radova	,919**	,621**				
Jednoautorski	,411**	0,073	,509**			
Višeautorski	,825**	,678**	,861**	,103**		
Wos/Scopus	,802**	,675**	,792**	,287**	,748**	
NSK	,256**	,176**	,427**	,447**	,261**	-,080*

** $p < ,01$; * $p < ,05$

jednoautorskih radova je umjerena, dok je povezanost između broja jednoautorskih radova i h -indeksa vrlo niska.

Obje mjere znanstvenog učinka su nisko povezane s brojem objavljenih radova u NSK.

Dobiveni rezultati sugeriraju da znanstvenici koji imaju više objavljenih radova indeksiranih u međunarodnim bazama imaju veće mjere znanstvenog učinka.

Uvidom u interkorelacije među različitim mjerama učinka može se vidjeti da je povezanost stope produktivnosti i ukupnog broja radova izrazito visoka ($r_s(759) = ,919$; $p < ,01$). Takav rezultat ukazuje da korekcija s obzirom na broj potencijalno aktivnih godina u znanosti nije dovela do velikih promjena u rang poretku znanstvenika. Bez obzira uzimamo li kao mjeru znanstvene produktivnosti samo broj ukupnih radova koje je znanstvenik objavio ili pritom uzimamo u obzir i duljinu njegovog radnog staža, dolazimo do sličnog poretka po produktivnosti. Drugačije rečeno, znanstvenici koji su objavili više radova, radove su objavljivali i češće. To sugerira da postoji stabilni tempo objavljivanja kod znanstvenika bez obzira na dob.

Obrasci korelacija između različitih vrsta radova prikazani u tablici 6.5 pokazuju da postoji vrlo niska povezanost između objavljivanja višeautorskih i jednoautorskih radova ($r_s(759) = ,103$; $p < ,01$), te radova u međunarodnim bazama i autorskih knjiga u NSK ($r_s(759) = -,080$; $p < ,05$). Takvi rezultati sugeriraju da se znanstvenici, kada se uzmu sva tri polja zajedno, nemaju neke specifične strategije objavljivanja s obzirom na promatranu vrstu radova, npr. da objavljuju samo jednoautorske radove ili objavljuju samo u koautorstvu. Odnosno, nisu orijentirani na jednu vrstu publikacija, npr. ne objavljuju isključivo autorske knjige, ili isključivo znanstvene radove.

Gossart i Özman (2009) su ustanovili da postoje dvije različite populacije društvenih znanstvenika u Turskoj: oni koji objavljuju uglavnom u međunarodnim časopisima i drugi

koji su orijentirani na nacionalnu publiku. Slični rezultati su dobiveni i na uzorku iz društvenih znanosti iz Španjolske (Etxebarria i Gomez-Uranga, 2010) gdje postoje znanstvenici koji su međunarodno vidljivi i oni čiji se radovi rijetko nalaze u međunarodnim bazama, ali su prepoznati u okvirima svoje zemlje. Rezultati u tablici 6.5 naizgled sugeriraju da takav obrazac ne postoji kod znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti u Hrvatskoj: psihologiji, sociologiji i odgojnim znanostima. Međutim, uzmemo li u obzir da korištene međunarodne baze sadrže i nacionalne časopise, moguće je da postojanje takvog obrasca nije registrirano jer analize nismo radili s obzirom na zemlju koja je izdavač časopisa.

Korelacijska matrica različitih vrsta radova prema pojedinim poljima (tablice 4,5 i 6 u Prilogu 9) pokazuje da samo u polju odgojnih znanosti postoji niska negativna korelacija s obzirom na izvor rada ($r_s = -,226; p < ,05$). Znanstvenici iz tog polja imaju tendenciju orijentiranja prema objavljivanju autorskih knjiga ili prema objavljivanju znanstvenih radova. To je moguće objasniti različitim disciplinama koje odgojne znanosti uključuju. Moguće je da kineziolozi većinom objavljuju znanstvene radove, a pedagozi autorske knjige. U tom čitavom polju jedna od mjera znanstvenog učinka – *h*-indeks, nije povezana s brojem jednoautorskih radova i brojem autorskih knjiga iz NSK ($r_s = -,019; p > ,05$). Dakle u tom polju, za razliku od polja psihologije i sociologije, te vrste radova nisu povezane s citiranošću znanstvenika. To je razumljivo jer se radi o radovima koji vjerojatno nisu dostupni međunarodnoj zajednici, i čije podatke o stvarnoj citiranosti nismo mogli prikupiti koristeći bazu WoS. U odnosu na druga polja, takav rezultat sugerira da kod odgojnih znanosti znanstvenici koji su objavljivali jednoautorske radove su manje objavljivali radove koje indeksira baza WoS. Dobiveni Spearmanovi koeficijenti korelacije su općenito niži nego kod druga dva polja. Niža povezanost sugerira da u manjoj mjeri postoji zajednički obrazac objavljivanja i također se može objasniti visokom heterogenošću polja.

Promatrano iz perspektive objavljenih radova, zaključujemo da je suradnja sve učestalija pojava među znanstvenicima koji pripadaju analiziranim poljima društvenih znanosti. Prema autorstvu na radovima, zaključili bismo da 73,1 % znanstvenika surađuje (tablica 6.1). Ali se vrijednosti dobivene za radove ne prenose na znanstvenike. Obrazac dobiven na skupu radova najvećim dijelom određuju pojedini visoko produktivni znanstvenici. Zato smo promotrili koliko je suradnja, odnosno nesuradnja učestala kad su jedinice analize znanstvenici a ne radovi. U tom kontekstu nesuradnja opisuje znanstvenika koji je imao objavljene samo jednoautorske radove.

Znanstvenici koji nisu imali koautorske radove

U cijelom uzorku produktivnih znanstvenika, samo 17,2% nije surađivalo ni sa jednim drugim znanstvenikom (N=77). Ti znanstvenici su objavljivali isključivo jednoautorske radove u 1992-2012 periodu. Proveli smo dodatne analize koje su pokazale da je učestalost autora koji nisu objavljivali radove u koautorstvu značajno veća od očekivane u polju sociologije i odgojnih znanosti, a manja od očekivane u polju psihologije ($\chi^2(2; 759) = 21,382, p = ,000$). Također među njima je značajno veća učestalost žena ($\chi^2(1; 759) = 5,579, p = ,018$). S obzirom na znanstveni status, među znanstvenicima koji nisu surađivali značajno je veća zastupljenost umirovljenika, a manja zastupljenost novaka ($\chi^2(2; 759) = 8,910, p = ,012$). Među znanstvenicima zaposlenim na institucijama u Zagrebu je manje onih koji nisu surađivali nego u drugim dijelovima Hrvatske ($\chi^2(1; 759) = 7,059, p = ,008$). S obzirom na vrstu institucije, na sveučilištima i institutima, broj znanstvenika koji nisu surađivali je veći od očekivanog ($\chi^2(2; 759) = 26,997, p = ,000$). Znanstvenici koji nisu pisali radove u koautorstvu statistički su značajno stariji (Mann-Whitney U=20457, $p = ,001$) i imaju nižu stopu produktivnosti (Mann-Whitney U=9445,5, $p = ,000$) i niži *h*-indeks (Mann-Whitney U=3230,5, $p = ,000$) od znanstvenika koji su surađivali. Dobivenih rezultati idu u prilog tezi da suradnja dovodi do veće produktivnosti.

Mjere znanstvenog učinka

Mjere znanstvenog učinka ćemo ukratko opisati i sagledati u kontekstu problema mjerenja radnog učinka u organizacijskoj psihologiji i njihovih ograničenja u okviru ovog istraživanja. Te mjere će biti korištene kao zavisne varijable u odgovaranju na istraživačke probleme ovog rada.

Stopa produktivnosti je prema rezultatima Sonnertovog istraživanja među biologima (1995) najznačajniji prediktor procjene kvalitete znanstvenog učinka pojedinih znanstvenika. Stopa produktivnosti objašnjava je 40% varijance procjene kvalitete koju su dali drugi utjecajni kolege iz polja na temelju životopisa i bibliografije znanstvenika. Feist (1997) je na uzorku biologa, kemičara i fizičara utvrdio da je kvantiteta publikacija najbolji prediktor eminentnosti procijenjene brojem dobivenih priznanja i nagrada te prosudbama kolega. Simonton (2004) je razvio teorije koje objašnjavaju visoke korelacije između mjera kvantitete i kvalitete rada pojedinog znanstvenika, tzv. pravilo jednakih šansi, spomenuto u drugom poglavlju. Veća količina radova koje znanstvenik objavi, kakve god kvalitete bili, znači veću vjerojatnost dobivanja citata i ostalih priznanja u znanosti. Veliki broj objavljenih radova privlači pažnju kolega, koji te radove čitaju i citiraju ih. Ta pozitivna pažnja dovodi do sve

kvalitetnijih radova znanstvenika u budućnosti. Budući da mjerenje kvalitete pojedinih radova (kao i znanstvenog doprinosa pojedinih znanstvenika) zahtijeva stručnost i objektivnost procijenitelja, kvaliteta se najčešće procjenjuje posredno preko broja dobivenih citata ili preko prestižnosti časopisa u kojem je rad objavljen (tzv. faktor odjeka časopisa). Recenzije koje pojedini rad prolazi prije objavljivanja smatraju se najvažnijim instrumentom procjene znanstvenog rada (Ziman, 2000). Međutim, proces recenzije nije u potpunosti lišen subjektivnosti (vidi: Bornmann, 2008). Također, citati se često nekritički evaluiraju kao pozitivni, ali postoje različite vrste citata, kao i samocitati. Pored toga, na ponašanje citiranja utječe niz subjektivnih faktora (za pregled tih faktora vidi: Bornmann i Daniel, 2008). Moguće je da znanstvenike iz manjih znanstvenih zajednica, mjere proizašle iz citiranosti radova i prestiža časopisa u kojima objavljuju nisu adekvatne i zapravo detektiraju njihovu međunarodnu vidljivost koja je uglavnom rezultat međunarodnih suradnji. Nadalje, takve mjere su posebno problematične za znanstvenike iz društvenih znanosti jer se oni često bave temama koje su više od nacionalnog, lokalnog značaja, pa su prema tome potencijalno manje interesantne međunarodnoj znanstvenoj zajednici. Iz navedenih je razloga jasno da je procjena kvalitete znanstvenih radova putem citata samo dijelomični indikator koji je zapravo rezultat međunarodne suradnje.

Unatoč visokoj korelaciji kvantitete i kvalitete, neki autori (npr. Krampen, 2008) predlažu klasifikaciju znanstvenika s obzirom na te dvije dimenzije. Polazna točka su distribucija ukupnog broja objavljenih radova i distribucija svih dobivenih citata. Prema središnjim vrijednostima (prosjeku ili medijanu) tih varijabli konstruira se kontingencijska tablica 2 x 2, čiji kvadranti opisuju 4 kategorije (ili tipova) znanstvenika. Feist (1997) je one koji su visoko citirani i visoko produktivni nazvao „*plodni*“; „*tih*“ su nisko produktivni i nisko citirani; „*masovni proizvođači*“ imaju velik broj radova, a malo citata; te „*perfekcionista*“ koji imaju malo radova, ali puno citata.

H-indeks se temelji na broju dobivenih citata i istovremeno uzima u obzir produktivnost i detaljnije je opisan u poglavlju o metodologiji. Korištenje *h*-indeksa kao mjere učinka ima neka ograničenja. Prema Costasu (2007) nedostaci su većinom povezani s: 1) Postoje razlike u običajima citiranja među disciplinama - to je problem kod ovog istraživanja čak i kod zasebnih analiza polja jer su neki od znanstvenika surađivali s znanstvenicima iz drugih područja znanosti (npr. medicina) i objavljivali u časopisima iz tih područja. Takvi radovi imaju veću vjerojatnost dobivanja velikog broja citata (Jokić i sur., 2012); 2) Na mjeru *h*-indeksa djeluje duljina znanstvene karijere i to nije korigirano u ovom istraživanju. Postoje

modificirane mjere poput g -indeksa, ali kako je ta mjera primjerenija za više vrijednosti h -indeksa, te zbog usporedbe s drugim istraživanjima ipak smo koristili ovu mjeru;

3) Samocitiranje dovodi do umjetnog povećanja ove mjere i to je problem za sve mjere citiranosti; 4) Mjera h -indeksa je u ovom istraživanju izvedena samo na podacima iz WoS-a. Tako znanstvenici koji nisu imali radove u WoS-u ni teoretski ne mogu imati h -indeks veći od nule. Naposljetku, kako mjera ipak kombinira mjeru kvantitete i odjeka, koji je povezan s kvalitetom rada, te je dostupna i često korištena u istraživanjima i praksi, može se smatrati relevantnom mjerom.

Naposljetku ćemo se osvrnuti na Pareto distribucije mjera učinka. Taj rezultat ne utječe samo na izbor statističkih postupaka, već ima i teoretske implikacije. Nerazmjerna distribucija ili Pareto distribucija radnog učinka se ne pojavljuje samo kod znanstvenika (vidi: Judge i Hurst, 2008). U mnogim zanimanjima su mjere objektivnog učinka distribuirane na način koji se bolje može opisati Pareto distribucijom nego normalnom distribucijom. O'Boyle i Aguinis (2012) su demonstrirali takve rezultate pri analiziranju distribucija mjera radnog učinka kod znanstvenika, osoba koje se bave zabavnom industrijom, političara i sportaša. Spomenuti autori na temelju tih rezultata dovode u pitanje postojanje normalne distribucije radnog učinka. Njihovi rezultati sugeriraju da je distribucija individualnog učinka takva da većina pripada najnižoj kategoriji učinka, npr. gotovo dvije trećine (65,8%) znanstvenika su ispod prosjeka po broju objavljenih radova. U drugim profesijama koje su istraživali ta je pojava bila još dramatičnije izražena. Autori smatraju da prihvaćanje postojanja Pareto distribucija može pomoći u identificiranju vrhunski učinkovitih pojedinaca koji su odgovorni za većinu rezultata. Smatraju da se ne treba usmjeravati na razvijanje mjera koje omogućuju razlikovanje većine slabo učinkovitih, već treba razvijati mjerne instrumente koji mogu identificirati malu grupu vrhunski učinkovitih pojedinaca. Razlike među radnicima na krajevima distribucije i onih oko medijana su mnogo veće nego što se prije mislilo. Nadalje, O'Boyle i Aguinis (2012) smatraju da ta spoznaja ima važne posljedice za: vrednovanje radnog učinka – posebno za procjene radnog učinka; izobrazbu – očekuje se različita korist od učenja kod vrhunskih u odnosu na ostale radnike; istraživačku metodologiju - korištenje statističkih postupaka koji ne počivaju na pretpostavki o normalnoj distribuciji; teorije radnog učinka - trebaju se orijentirati na manjinu koja je odgovorna za većinu produktivnosti, a ne na većinu; teorije timskog rada – trebaju se baviti istraživanjem kako „elitni“ radnik utječe na produktivnost grupe i kakve su društvene mreže tih „superzvijezda“, kako nastaju, komuniciraju s drugima, te kakva je uloga „ne-elitnih“ radnika u facilitiranju ukupnog učinka.

Pretpostavljaju da su Pareto distribucije radnog učinka vjerojatnije kod složenih poslova. S obzirom na prirodu zanimanja koju su izabrali za demonstraciju postojanja Pareto distribucije, teško je ne primijetiti da imaju još dvije zajedničke karakteristike. Radi se o profesijama u kojima je neki oblik suradnje s kolegama sastavni dio posla, mjere radnog učinka su povezane s reakcijom drugih ljudi na njihov rad te je ograničena mogućnost variranja u nižim vrijednostima. Npr, nitko ne može imati manje od 0 nagrada, 0 radova ili 0 glasova. Čini se mogućim da su za nastajanje takvih distribucija ključni aspekti interakcije (neka vrsta ovisnosti o drugima u radu i vrednovanju rada).

Naposljetku, autori predlažu da je potrebno revidirati sam koncept radnog učinka. Radni učinak se shvaća kao koncept koji se sastoji od tri dimenzije: radno ponašanje, organizacijski poželjno ponašanje i kontraproaktivno radno ponašanje. Iako se pretpostavlja da je potonja dimenzija u snažnoj negativnoj korelaciji s prve dvije, sugeriraju da je taj odnos možda drugačiji kod vrhunskih radnika. Feist (1992) je u istraživanju osobina ličnosti eminentnih znanstvenika ustanovio da je osobina hostilnosti povezana s većim uspjehom. Moguće je da se osobina hostilnosti izražava u radnom okruženju u obliku neke vrste kontraproaktivnog radnog ponašanja, posebno u odnosu prema kolegama.

Beck, Beatty i Sackett (2013) reagirajući na rad spomenutih autora tvrde i demonstriraju na različitim podacima da mjere radnog učinka moraju zadovoljiti nekoliko kriterija kako bi se na temelju njih moglo zaključivati o stvarnoj distribuciji radnog učinka. Mjera radnog učinka mora imati sljedeće karakteristike: 1) mora biti rezultat ponašanja, a ne situacijskih faktora; 2) mora biti rezultat agregacije različitih ponašanja; 3) treba uključivati čitavi raspon učinka i osoba čiji se učinak mjeri; 4) učinak je vezan uz vrijeme i treba biti rezultat jednakih mogućnosti za izvedbu; 5) usporedbe se vrše na pojedincima koji se bave usporedivim poslovima; i 6) na mjeru ne djeluju motivacijski faktori u procesu evaluacije učinka. Prema navedenim kriterijima, stopa produktivnosti ispunjava samo 4. i 6. uvjet. Važnost situacijskih faktora (vrijeme, zemlja, polje znanosti), jednodimenzionalnost mjere produktivnosti, neobjavljivanje radova, različita važnost objavljivanja radova s obzirom na radno mjesto – zajednički čine da se stopa produktivnosti i *h*-indeks ne mogu smatrati mjerama radnog učinka. Čak ako pritom polazimo od pretpostavke da je proces recenzije (pa prema tome i objavljivanja radova) u potpunosti lišen subjektivnih odluka i mogućih motivacijskih faktora. Beck i sur. (2013) su demonstrirali na stvarnim primjerima i eksperimentalnim simulacijama da neispunjavanje samo jednog od navedenih kriterija dovodi do različitih odstupanja od normalne distribucije radnog učinka. Pri demonstraciji važnosti

petog uvjeta koriste podatke o objavljenim radovima organizacijskih psihologa. Naravno, dobili su pozitivno asimetričnu distribuciju. Međutim, kad su uzorak podijelili u dva dijela s obzirom koliko je objavljivanje radova centralno za radno mjesto znanstvenika u uzorku, dobili su pozitivno asimetričnu distribuciju za dio uzorka kod kojeg je bio manji naglasak na važnosti objavljivanja kod odluka o napredovanju. Kod dijela uzorka gdje je objavljivanje znanstvenih radova jedna od osnovnih aktivnosti distribucija radnog učinka je bila nalik normalnoj distribuciji. Proveli smo sličnu analizu i podijelili uzorak s obzirom na vrstu institucije (slika 5 u Prilogu 10). Distribucija znanstvenika koji ne rade na znanstvenim i znanstveno-nastavnim ustanovama (institutu, sveučilištu) općenito ima niže frekvencije, ali obje distribucije imaju sličnu Pareto distribuciju ukupnog broja objavljenih radova. Moguće je da se provedena podjela temeljila na nedovoljno informativnom podatku za prosuđivanje o centralnosti objavljivanja radova za pojedino radno mjesto.

Ipak, Beck i sur. (2013) naglašavaju da takve mjere unatoč neispunjavanju uvjeta za mjere učinka mogu biti upotrebljive i imati svoju vrijednost. Zaključuju da su velika odstupanja radnog učinka od normalne distribucije karakteristika korištenih mjera, a ne stvarnog radnog učinka. Opisani radovi su novijeg datuma i mogli bi ukazivati na probuđeni interes psihologa za netipične distribucije i problematiku mjerenja znanstvene učinkovitosti. Godin (2006) navodi da su prva sistematska brojanja publikacija početkom 20. stoljeća provodili psiholozi, u svrhu praćenja napretka svoje discipline. Iz toga zaključuje da su psiholozi bili prvi znanstvenici koji su se bavili istraživanjima koja se danas nazivaju scientometrijom.

6.1.5 Zaključna razmatranja o pojavi suradnje u objavljiivačkoj aktivnosti i o mjerama znanstvenog učinka

Melin i Persson (1996) smatraju da ako je više od polovine publikacija znanstvenika napisano u suradnji s drugim znanstvenicima, više nije smisleno govoriti o znanstveniku kao nezavisnom i izoliranom proizvođaču znanja. Tada kritična jedinica produkcije nije pojedini znanstvenik nego mreža znanstvenika. Suradnja mjerena pojavom koautorskih radova je zastupljena u dovoljnoj mjeri da je opravdano, smisleno i čak poželjno koristiti analizu društvenih mreža u daljnjim analizama podataka. To u manjoj mjeri vrijedi za znanstvenike iz polja sociologije, gdje je manjina radova napisana u koautorstvu.

Mjere znanstvenog učinka imaju Pareto distribucije koje karakterizira izrazito visoka varijanca i pozitivna asimetričnost. Također, korištene mjere imaju neke nedostatke i nužno je

razumijevanje istih, da bi se analize tih mjera mogle ispravno interpretirati. Dobivene su statistički značajne razlike u mjerama znanstvenog učinka znanstvenika s obzirom na polje djelovanja. Najproduktivniji su znanstvenici iz polja psihologije, zatim sociologije, a najmanje znanstvenici iz polja odgojnih znanosti. Prema mjeri citiranosti, smjer razlika je jednak, ali ne postoje značajne razlike između sociologa i odgojnih znanosti.

Postoje mnoga moguća objašnjenja postojanja disciplinarnih razlika i vjerojatno se radi o kombinaciji faktora. Primjerice: različiti broj potencijalnih suradnika unutar i izvan polja, veća tradicija objavljivanja jednoautorskih radova, veći broj teorijskih radova, manja suradnja s drugim strukama, neobuhvaćanje relevantnih baza, itd. U ovom istraživanju postoji mogućnost da suradnja (posebno u polju sociologije i u nekim poljima odgojnih znanosti) nije dobro reprezentirana u korištenim izvorima. Uključivanjem autorskih knjiga smo u određenoj mjeri obuhvatili publikacije koje nisu dostupne široj, međunarodnoj znanstvenoj zajednici. Međutim, nismo obuhvatili znanstvene radove u svim domaćim časopisima, odnosno one koji nisu indeksirani u međunarodnim bazama Wos i Scopus; izlaganja na konferencijama (domaćim i stranim) i neke druge vrste publikacija. Izostavljanje informacija te vrste će imati to veće posljedice što je veća njihova važnost u znanstvenoj komunikaciji određene discipline.

Općenito, preliminarne analize nam daju važne informacije o karakteristikama izvora za ispitivanje produktivnosti znanstvenika, kao i opis mjera učinka – zavisnih varijabli u daljnjim analizama. Mreže koautorstva treba interpretirati imajući na umu ograničenja izvora (prikupljanja podataka) i karakteristike objavljivanja općenito.

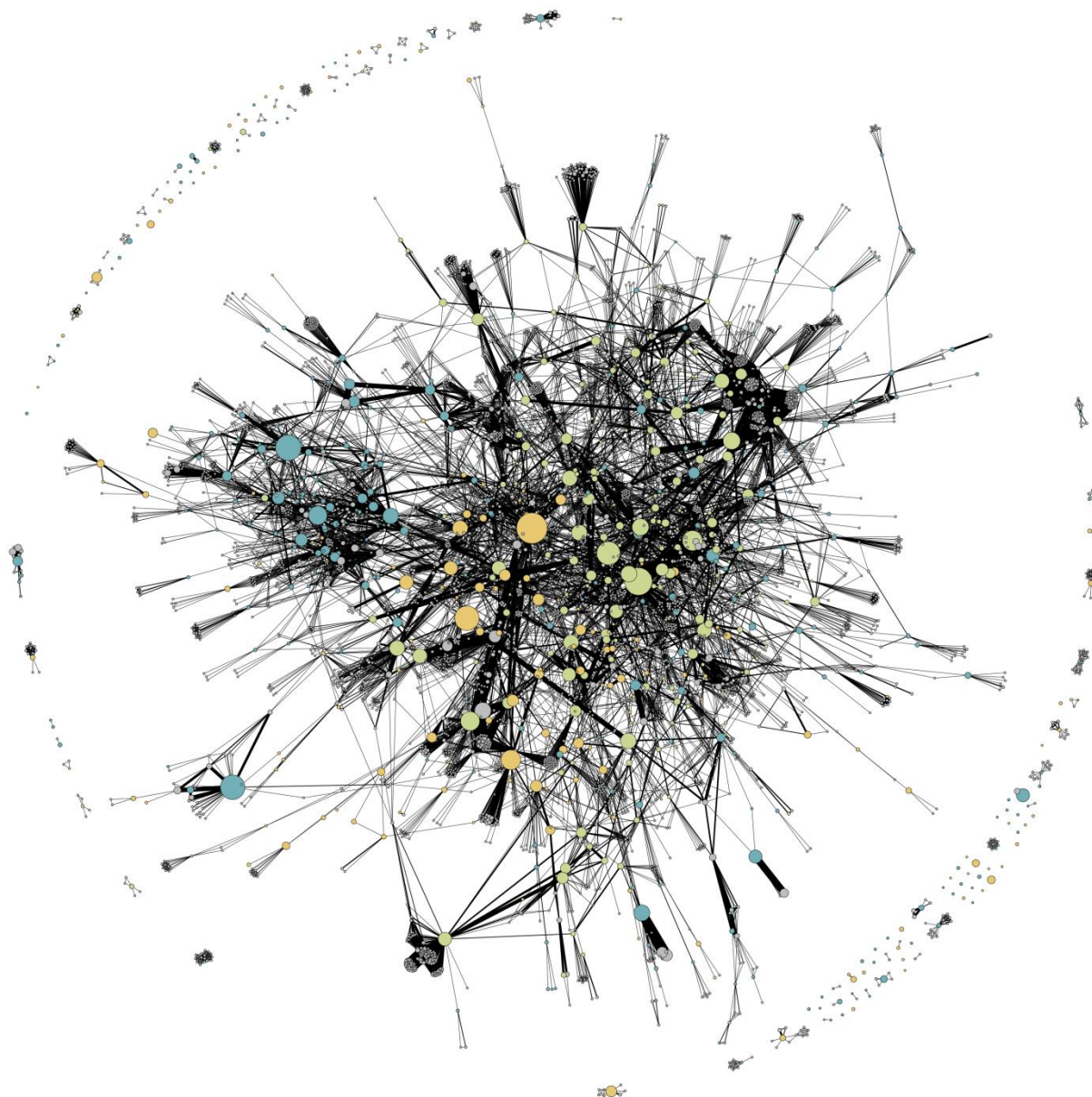
6.2 MAKRORAZINA: Analiza topoloških svojstava mreže koautorstva znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti – Analiza cijelog vremenskog perioda i analiza razvoja (vremenske dinamike) mreža u dva vremenska perioda

Rezultati preliminarnih analiza su pokazali kolika je učestalost pojave suradnje u objavljenim publikacijama. U ovom dijelu ćemo pomoću mrežnog pristupa steći uvid u strukturu suradnje među znanstvenicima i njihovu promjenu kroz vrijeme. Da bismo istražili u kojoj mjeri se koautorsko ponašanje mijenjalo kroz vrijeme i koliko struktura mreže koautorstva odgovara tipičnim (teorijskim i empirijskim) topologijama mreža, proveli smo analizu mreža koautorstva unutar tri polja znanosti: psihologije, sociologije i odgojnih znanosti.

Nakon transformiranja podataka o dvovrstnim mrežama u jednovrstnu mrežu (opisano u metodološkom dijelu rada) izračunali smo osnovne pokazatelje strukture cjelovitih mreža. Analize su provedene na dihotomiziranoj mreži (binarna matrica opisana u 5. poglavlju). Takvim postupkom višestruke suradnje između istih autora ne utječu na strukturu mreže⁶⁹. Sve veze se ponderiraju jednako, neovisno o tome radi li se o vezama nastalim na radu s velikim brojem autora ili na radu sa samo dvoje autora.

Na temelju podataka o koautorstvu na radovima, konstruirana je zajednička mreža koautorstva za sve autore iz sva tri polja prikazana na slici 6.5. U toj mreži su prisutni svi znanstvenici (autori) koji su imali barem jedan objavljen rad u vremenskom periodu od 1992. do 2012. godine. To znači, ako su u 21-godišnjem periodu dva autora objavila rad u koautorstvu samo jednom, ta je veza prikazana na grafu (mreži). Prikaz mreže uključuje i znanstvenike iz tri istraživana polja koji nisu surađivali u objavljivanju radova, odnosno koji su objavljivali samo jednoautorske radove. Na slici 6.5 to su svi oni čvorovi u mreži koji nemaju veze ni s jednim drugim čvorom. Svi čvorovi koji čine mrežu ne moraju biti povezani da bismo ih smatrali dijelom mreže (Borgatti i sur., 2013). Osim autora iz tri polja, mreža uključuje i sve njihove suradnike (koautore) koji nisu registrirani kao znanstveni

⁶⁹ Veze nisu ponderirane s obzirom na njihovu snagu (broj zajedničkih radova koji imaju dva aktera) radi lakše usporedbe s rezultatima drugih istraživanja (npr. Moody, 2004; Newman, 2004; Kronegger, 2012; Destefano i sur., 2013) koji su primijenili istu dihotomizaciju (1- postoji veza, 0-ne postoji). Taj gubitak informacija je kompenziran u kasnijim analizama pojedinih ego mreža gdje su sve veze analizirane (kod odgovaranja na treći istraživački problem). U tim analizama su nekim mrežnim varijablama uzete u obzir i veze s „Ostalima“ koje su u analizama na reduciranim mrežama izostavljene.



Slika 6.5. Zajednička mreža koautorstva znanstvenika iz sva tri polja i njihovih suradnika za vremenski period 1992-2012

Legenda:

- Znanstvenici iz polja psihologije
 - Znanstvenici iz polja sociologije
 - Znanstvenici iz polja odgojnih znanosti
 - Ostali koautori
- Širina linije – broj zajedničkih znanosti radova

djelatnici 2008. godine ni u jednom od tri istraživanja polja u RH – tzv. „Ostali“ u slici 5.2.

Akteri koji su surađivali jedino s „Ostalima“ će u reduciranoj verziji mreža biti bez veza jer reducirane mreže ne sadrže „Ostale“ ni veze s njima. U reduciranoj mreži suradnje unutar svog polja, oni se neće razlikovati od aktera koji nisu uopće surađivali s drugima.

Vizualizacija mreže

Mogućnost vizualizacije podataka je jedna od prednosti ADM. Prema Prell (2012), to je specifičan i jedan od finalnih koraka u nacrtu istraživanja koje koristi ADM. Može omogućiti kvalitativno razumijevanje do kojeg je teško doći kvantitativnim postupcima (Borgatti i sur., 2013). Otac sociometrije, Moreno (prema Prell, 2012) je vizualizaciju smatrao „eksplorativnom metodom“ jer pruža važan način prvog uvida u mreže koje su predmet istraživanja.

Mreža se može prikazati na različite načine. Različite karakteristike linija i točki (npr; veličina, boja, oblik) mogu sadržavati informaciju o čvorovima i vezama među njima. Vizualizacije u Igraphu koriste Fruchterman–Reingold algoritam. Taj algoritam temelji se na multidimenzionalnom skaliranju kojem je cilj konvertirati mjere grafa (mreže) kao što su duljina puta (geodezijska udaljenost čvorova) u metrijske mjere analogne fizičkoj udaljenosti (Scott, 2000). Drugim riječima, mapiranje relacijskih podataka se vrši pomoću koncepta prostora i udaljenosti. Razmještaj čvorova u mreži se određuje tako da se veze križaju u najmanjoj mogućoj mjeri i da su podjednake duljine, izbjegavaju se preklapanja čvorova, a čvorovi povezani snažnijim vezama su smješteni relativno bliže. Takav pristup predstavlja ekstenziju sociograma te omogućava zaključivanje o sociometrijskim svojstvima mreže jer fizička udaljenost čvorova korespondira teoretskim udaljenostima (McGarth i sur., 1997; prema Scott, 2000). To je u skladu s nastojanjima mrežnog pristupa da omogući utvrđivanje rigoroznijih mapa društvenih struktura koje, poput geografskih mapa, zadržavaju matematička svojstva grafa te dopuštaju spoznaju nekih svojstava mreže⁷⁰. Stoga, rezultirajući prikazi jasno ukazuju ukoliko postoje neke kohezivne grupe unutar mreže.

Međutim, mreža nije isto što i njena grafička reprezentacija. Općenito, što je veći broj čvorova i veza teže ju je prikazati tako da obrasci veza budu jasni. Kod velikih mreža je teže napraviti razmještaj koji se strogo drži tih pravila. Postoje ograničenja ljudske vizualne percepcije (Borgatti i sur., 2013) i zato treba biti oprezan kod interpretacije slika mreža jer

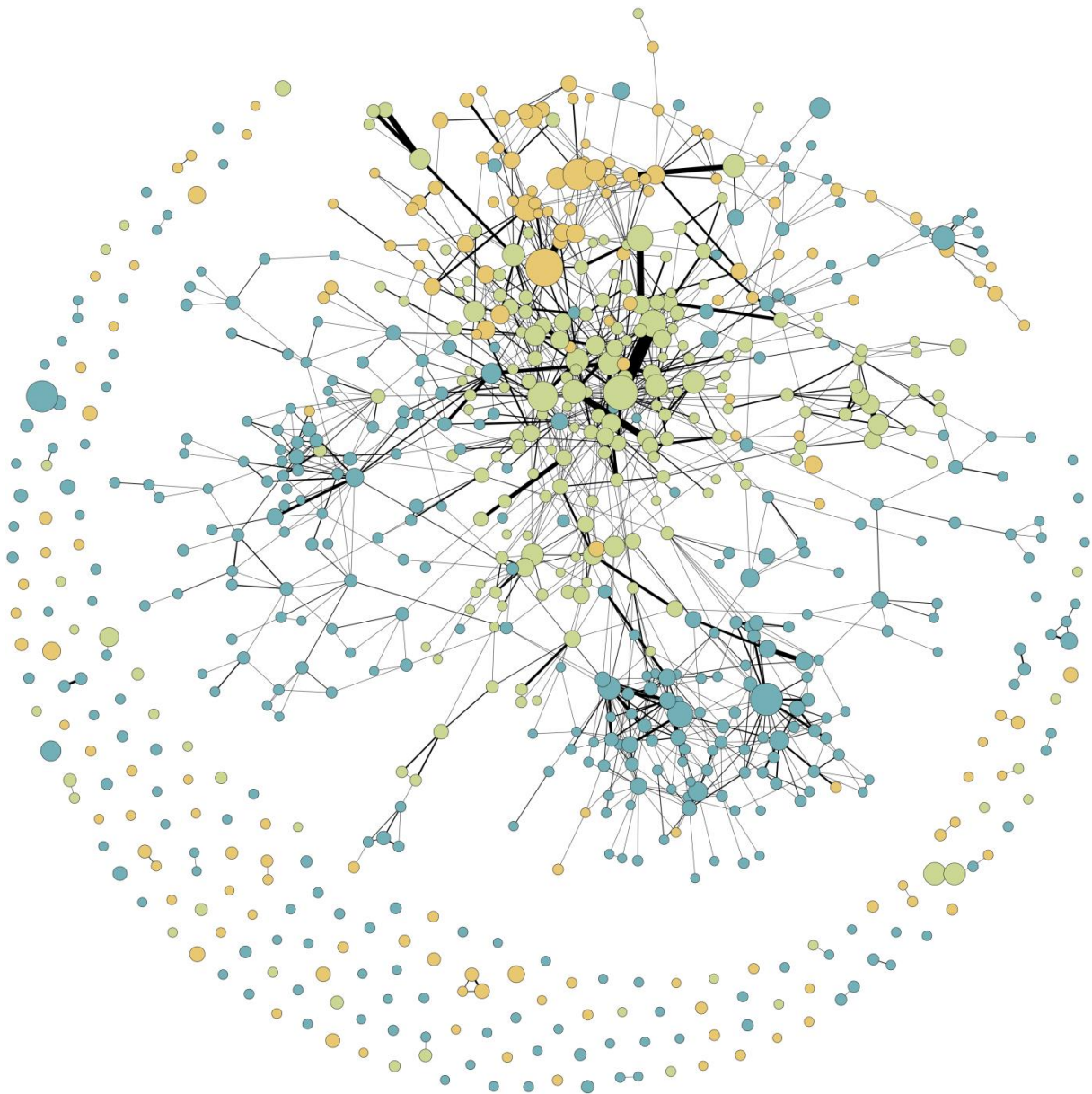
⁷⁰ Moreno (1934; prema Freeman, 2004) je u prvoj knjigi o sociometriji (preteči ADM) „*Who shall survive?*“ tada novi pristup nazvao „osobnom geografijom“ (eng. *personal geography*).

moгу navesti na krive zaključke kad mreža ima veliki broj čvorova i veza. Bitno je naglasiti da je duljina veze između neka dva čvora u velikim mrežama rezultat najboljeg mogućeg razmještaja. Također, čvorovi s puno veza ne moraju biti u središtu slike.

Od svih opcija za vizualiziranje velikih mreža dostupnih u različitim programima (npr. Pajek, Gephi, NetDraw u UCINET programu), procijenili smo da ova vizualizacija daje relativno najbolje rješenje.

Opis zajedničke mreže znanstvenika iz tri polja

Broj čvorova je ukupno za sva tri polja i njihove koautore 5 006. Od toga su 759 iz primarnog uzorka znanstvenika iz tri polja društvenih znanosti: 218 iz polja psihologije (zeleni), 170 iz polja sociologije (plavi), 371 iz polja odgojnih znanost(narančasti), te 4 247 ostalih koautora (sivi) koji nisu definirani u primarnom uzorku. Mreža ima 60 674 veza među čvorovima, i 77 izoliranih čvorova koji nemaju vezu ni s jednim drugim čvorom. Svi izolirani čvorovi su dio primarnog uzorka, a svi sivi čvorovi su povezani s barem jednim čvorom iz tri polja („obojanim“ čvorom) jer su upravo preko te veze i dospjeli u mrežu. Veličina čvora povezana je s brojem objavljenih radova u istraživanom periodu. Produktivniji znanstvenici imaju veće čvorove. U svrhu jasnijeg predočavanja odnosa među znanstvenicima iz tri polja: psihologije, sociologije i odgojnih znanosti, konstruirana je reducirana verzija mreže koja ne prikazuje njihove veze s „Ostalim“, neidentificiranim autorima, koji nisu bili definirani u početnom uzorku. Slika 6.6 pokazuje razmještaj čvorova prema Fruchterman–Reingold algoritmu kada su iz mreže isključeni „Ostali“ ($n=759$).



Slika 6.6. Zajednička reducirana mreža znanstvenika iz tri polja za vremenski period 1992-2012

Ukupno uzevši, zajednička mreža znanstvenika iz sva tri polja ima jednu glavnu komponentu koja se sastoji od 92,4% svih čvorova. Prema Borgattiju i suradnicima (2013) to je uobičajen obrazac koji se dobiva na velikim mrežama: jedna velika komponenta i brojne male komponente. Prema razmještaju čvorova u slici 6.6 možemo vidjeti da središte centralne grupe čine znanstvenici iz polja psihologije i sociologije, dok su znanstvenici iz odgojnih znanosti smješteni na krajevima centra u nekoliko gušćih, kohezivnijih grupa. Postoje još 62 komponente koje se sastoje od barem dva čvora⁷¹. U grafičkom prikazu na slici 6.6 se vidi da

⁷¹ Slika zajedničke reducirane mreže znanstvenika iz tri polja za dva vremenska razdoblja je u Prilogu 11.

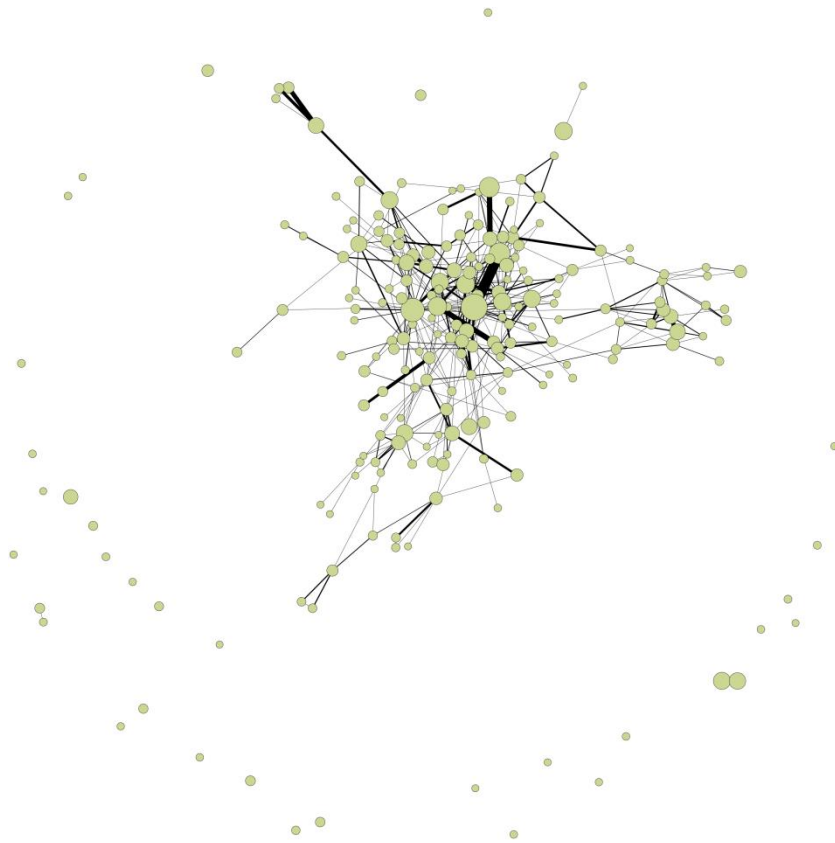
su na periferiji znanstvenici iz sva tri polja koji djeluju u manjim grupama ili nisu povezani s centrom.

Daljnje analize svojstava mreža će se vršiti samo na reduciranim verzijama mreža pojedinog polja. Smještaj pojedinog čvora u prvoj reduciranoj mreži (slika 6.6) će ostati neizmijenjen u svim ostalim vizualizacijama. Dakle, smještaj pojedinog znanstvenika (čvora) na svim daljnjim grafičkim prikazima je jednak. To omogućuje bolji pregled nad promjenama zbog dolaska i odlaska aktera, te reduciranja mreže. Nakon isključivanja svih autora koji nisu članovi polja čija se mreža prikazuje, zadržavanje istog smještaja aktera omogućuje dodatni uvid jer praznine među čvorovima daju informaciju o tome da su u čitavom vremenskom periodu i u nereduciranoj verziji mreže u prazninama bili drugi akteri iz drugih polja (mreža).

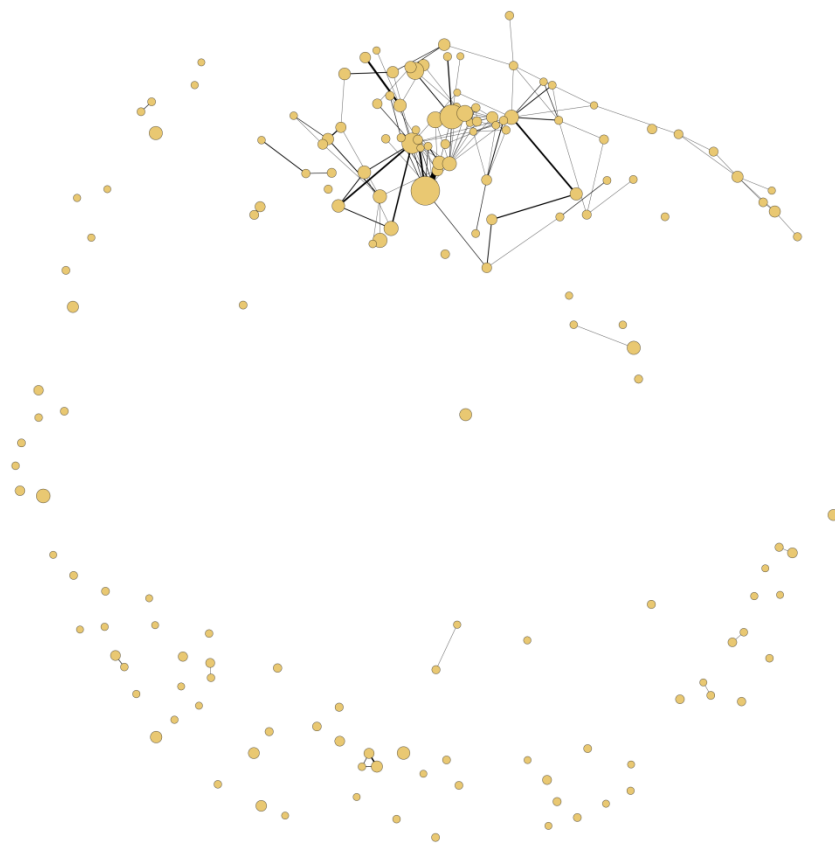
6.2.1 Mreže koautorstva pojedinih polja za cijeli period (od 1992. do 2012. godine)

Reducirana mreža prikazuje samo čvorove koji pripadaju uzorku jednog polja i njihove međusobne veze. Ostali koautori, kao i veze s njima, su izostavljeni. Redukcija mreže u svrhu jasnijeg prikazivanja odnosa među čvorovima i smanjenja kompleksnosti, znači gubitak nekih informacija. Analiza posebnih dijelova mreže je jedan od pristupa reduciranja kompleksnosti velikih mreža (Borgatti i sur., 2013). Podjela je napravljena na temelju apriori definiranih tri polja društvenih znanosti⁷². Struktura mreža za tri polja i njena svojstva za čitav vremenski period (1992-2012) su prikazani na slikama 6.7, 6.8 i 6.9. Slika mreže koautorstva psihologa (6.7) pokazuje jednu glavnu komponentu s gustim središnjim dijelom, te manji broj nepovezanih čvorova i nekoliko dijada. Mreža koautorstva sociologa također ima jednu glavnu komponentu, ali su veze u njoj manje guste i postoji relativno veći broj trijada, dijada i izoliranih čvorova koji nisu povezani s glavnom komponentom. Kod mreže odgojnih znanosti, vidljiva su tri klastera: jedan je klaster gušći (kojeg čine većinom znanstvenici zaposleni na Kineziološkom fakultetu; desno dolje na slici 6.9). Taj klaster je s nekoliko veza spojen s drugim klasterom manje gustoće veza (kojeg čine većinom znanstvenici sa Edukacijsko-rehabilitacijski fakulteta; lijevo gore na slici 6.9). Postoji još jedna veća

⁷² Alternativna opcija je podjela mreže na temelju postojećih komponenti u mreži. To se postiže različitim metodama detektiranja zajednica koje se provode na temelju hijerarhijskih klaster analiza (vidi: Borgatti i sur., 2013).



Slika 6.7. Mreža koautorstva u polju psihologije (1992-2012)



Slika 6.8. Mreža koautorstva u polju sociologije (1992-2012)



Slika 6.9. Mreža koautorstva u polju odgojnih znanosti (1992-2012)

komponenta koja nije povezana s druge dvije (desno gore na slici 6.9; čine ju znanstvenici koji su većinom s Učiteljskog fakulteta). Veći broj grupa koje nisu nužno povezane je očekivano za polje odgojnih znanosti jer se radi o polju koje je sastavljeno od različitih disciplina.

Nakon vizualnog uvida u mreže koautorstva, primjenjene su analize koje daju kvantitativne indikatore opaženih mreža. Osnovne mjere i pokazatelji svojstava mreže za svako od polja su prikazani na tablici 6.6. Slijedi detaljni opis i interpretacija tih pokazatelja.

6.2.1.1 Mreže koautorstva: glavne karakteristike

Mreže pojedinih polja se razlikuju po veličini (broju čvorova). Mreža znanstvenika iz odgojnih znanosti je najveća i sadrži 371 čvora, mreža psihologa sadrži 218 čvorova, a najmanja je mreža sociologa koja sadrži 170 čvorova. Različite veličine mreža su očekivane i u skladu s različitim brojem registriranih i produktivnih znanstvenika po polju. Razlika u veličini mreža znači da se dobivene mjere svojstava mreža za različita polja ne mogu direktno uspoređivati bez uzimanja u obzir njihove različite veličine.

Tablica 6.6.
Svojstva mreža koautorstva za svako polje (1992-2012)

<i>Pokazatelj</i>	<i>Psihologija</i>	<i>Sociologija</i>	<i>Odgojne znanosti</i>
<i>N</i> čvorova (<i>n</i>)	218	170	371
<i>N</i> veza (<i>L</i>)	422	159	488
Gustoća (<i>g</i>)	0.019	0.011	0.007
Dijametar (<i>d</i>)	9	10	15
<i>N</i> čvorova u najvećoj komponenti (<i>GK</i>)	179	74	213
(<i>GK</i> %)	(82,1%)	(43,5%)	(57,4%)
<i>N</i> izoliranih čvorova	33		98
(%)	(15,1%)	72 (42,4%)	(26,4%)
<i>N</i> izoliranih dijada	3	9	14
<i>N</i> izoliranih trijada	0	2	1
<i>N</i> artikulacijskih čvorova	28	17	55
<i>N</i> ostalih komponenti (<i>n</i> >3)	1	1	5
Prosječan stupanj centralnosti (<i>M</i> i <i>Mdn</i>)	3,872 (3)	1,871 (1)	2,631 (2)
<i>SD</i> stupnja centralnosti	3,891	2,618	3,325
Maks. stupanj centralnosti	20	14	25
Koeficijent grupiranja (<i>C</i>)	0,34	0,23	0,26
<i>Koeficijent grupiranja za slučajne mreže (n=100)</i>	0,016	0,006	0,005
Prosječna duljina najkraćeg puta (<i>l</i>)	3,914	3,246	4,644
<i>Prosječna duljina najkraćeg puta slučajnih mreža (n=100)</i>	4,042	6,292	5,855
Asortativnost (<i>r_A</i>)	0,027	0,267	0,097

Mjera gustoće mreže pokazuje kolika je cjelovitost mreže (Wasserman i Faust, 1994) i varira od 0 (kad čvorovi u mreži nisu povezani) do 1 (kad je mreža potpuna – postoje sve moguće veze). U mreži psihologa od svih mogućih veza među čvorovima postoji nešto manje od 2%, kod sociologa oko 1%, a kod odgojnih znanosti je manje od 1% svih mogućih veza i ostvareno.

Dobivene vrijednosti gustoće su relativno niske i ukazuju da je mreža raštrkana. Nije moguće uspoređivati gustoću mreže različitih dimenzija. Gustoća je vrijednost dobivena za cijelu mrežu, a kao što slika 6.9 pokazuje, kod odgojnih znanosti postoji vidljiva razlika u gustoći različitih djelova mreže. Kod sociologa je broj veza manji od broja članova mreže. To je moguće objasniti većom pojavom jednoautorskih radova i manjim brojem koautora po radu. Dijametar mreže daje nam informaciju kolika je najveća udaljenost između dva posredno povezana čvora u mreži. Kad je dijametar relativno nizak, svi su relativno blizu jedan drugome i mreža se može smatrati kohezivnom (Prell, 2012). Put između dva najudaljenija čvora u mreži psihologa iznosi 9, u mreži sociologa 10, a kod odgojnih znanosti 15. Takve vrijednosti smatraju se relativno niskima za velike mreže (Cainelli i sur., 2011). Uzmemo li u obzir veličinu pojedinih mreža, mreža sociologa je relativno „šira“ od druge dvije mreže. To

se, kao i kod ostalih mjera, može objasniti manjim brojem radova koji sadrže velik broj koautora iz istog polja. Može biti posljedica uže specijalizacije znanstvenika za specifične i različite teme istraživanja.

Ključna informacija o povezanosti neke mreže se dobiva iz proporcije njenih članova koji se nalaze u najvećoj (glavnoj) komponenti. Što je veći broj znanstvenika preko jedne ili više veza povezano s najvećom komponentom i što je manji broj ostalih komponenti, povezanost mreže je veća. Sva tri polja imaju važnu najveću komponentu, neke „izolirane“ znanstvenike i veliki broj manjih komponenti s minimalno dvoje znanstvenika. Potonje je posebno naglašeno u polju odgojnih znanosti.

U tablici 6.6 se može vidjeti da je je proporcija glavne komponente visoka i najveća kod psihologa (82,1%). Tako visoke vrijednosti se često dobivaju u istraživanjima mreža koautorstva znanstvenika iz različitih područja znanosti poput fizike (Kronegger, 2012). Niža je *GK%* kod sociologa (43,5%), manje od polovice svih čvorova je međusobno povezano. Ta je vrijednost zamjetno niža od rezultata koje su dobili Moody (2004; *GK%* - 68,3%, period (1963-1969)) i Kronegger (2012; *GK%* - 90,8% (1986 – 2005)) za sociologe u Americi, odnosno Sloveniji. Izrazito visok *GK%* u potonjem istraživanju je moguće pripisati metodološkim razlozima jer je Kronegger raspolagao i analizirao sve objavljene radove sociologa u Sloveniji⁷³, a ne samo autorske knjige i radove indeksirane u međunarodnim bazama. Usporedimo li mrežu sociologa s višom vrijednošću *GK%* mreže odgojnih znanosti (57,4%), koja čini heterogenu skupinu znanstvenika, možemo zaključiti da se *GK%* kod sociologa može interpretirati kao relativno nizak. Dodatnu informaciju daje i postotak „izoliranih“ čvorova po poljima. Postotak znanstvenika koji nisu povezani ni s jednim drugim znanstvenikom iz polja je izrazito visok kod sociologa (42,4%). Niži je kod odgojnih znanosti (26,4%), a najmanji je kod psihologa (15,1%). Broj parova znanstvenika (dijade) koji ne surađuju s drugima kod sociologa je također relativno visok. Broj izoliranih dijada i ostalih komponenti koje imaju barem tri člana je vrlo visok kod odgojnih znanosti. To je u skladu s heterogenošću polja i veličinom mreže, koji su veći nego za druga dva polja.

Veličina glavne komponente u kojoj svaki čvor može doći do svakog drugog čvora direktno ili posrednim vezama, se u poljima prirodnih znanosti kreće u rasponu 82-92% (Newman, 2004c). Veći dio znanstvene zajednice je povezan zajedničkim istraživanjima, odnosno, ne

⁷³ Kronegger (2012) je kao izvor koristio bazu COBISS koja uključuju sve objavljene radove znanstvenika iz Slovenije koji su dostupni u slovenskim knjižnicama i kod koje se informacije o radovima redovito ažuriraju i kontroliraju od strane Instituta za informacijske znanosti.

rade odvojeno u izolaciji. To se smatra dobrim obilježjem i Newman (2004c) smatra da intelektualna izolacija od srednje struje istraživačkog polja kojem znanstvenik pripada ne može biti dobra za pojedinca. Oni koji nisu dio te najveće komponente su obično dio malih komponenti koje se sastoje od nekolicine drugih znanstvenika. Rezultati pokazuju da je suradnja unutar polja različito izražena i najveća je kod psihologa. To se može objasniti zajedničkim temama i metodološkim pristupima (jedinstvenom „paradigmom“), ali i većim prilikama za suradnje te potrebom za suradnjom (zbog kompleksnosti predmeta istraživanja i metodologije). Vjerojatno postoje disciplinarne razlike koje se mogu povezati s povijesnim razvojem pojedine discipline i koje djeluju na vjerovatnost koautorstva.

Prosječan stupanj centralnosti je prosječan broj veza koje imaju čvorove u mreži. U teoriji grafova, stupanj pojedinog čvora je broj direktnih veza koje taj čvor ima s drugim čvorovima u mreži. U kontekstu mreža koautorstva, to je broj različitih suradnika, odnosno koautora, koje je pojedini znanstvenik imao u promatranom periodu unutar svog polja. Ukazuje na povezanost mreže⁷⁴. Mjera se koristi kao indikator kohezije mreže, što je prosječni stupanj veći, to znači da čvorovi imaju više veza - mreža je gušća. Prema Wassermanu i Faustu (1994), u povezanijoj mreži razmjena je znanja veća, a time su i inovacije vjerojatnije. U periodu od 1992 do 2012., psiholozi su u prosjeku surađivali s oko 3 do 4 druga psihologa, odnosno prosječan ukupan broj koautora pojedinog znanstvenika je 3,9. Sociolozi su surađivali s 1 do 2 druga sociologa (prosječan S_I je 1,9). Kod odgojnih znanosti je prosječan S_I 2,6. Apsolutne vrijednosti navode na zaključak da sociolozi među sobom imaju manje veza nego što imaju znanstvenici u polju psihologije i odgojnih znanosti. Ali, dobivene rezultate nije moguće uspoređivati zbog različitih veličina mreža. Tek nakon normaliziranja dobivenih vrijednosti s obzirom na veličinu mreže možemo izvesti zaključak o razlici u broju veza po čvoru među poljima⁷⁵. Uzimajući u obzir veličinu mreže, relativno najveći stupanj centralnosti i dalje imaju psiholozi, ali potom slijede sociolozi. Znanstvenici iz odgojnih znanosti imaju najmanji prosječni broj direktnih (unutarnjih) veza⁷⁶.

⁷⁴ Prosječan stupanj centralnosti se ne može dobiti dijeljenjem broja svih veza u mreži s brojem svih aktera, jer svaka od veza povezuje dva čvora. Npr. mreža od tri međusobno povezana čvora ($n=3$) ima $L=3$, a prosječni S_C je 2. To je primjer kako relacijski podaci ne slijede intuitivnu logiku podataka koji nisu relacijske prirode.

⁷⁵ Način izračunavanja normaliziranih stupnjeva centralnosti je opisan u poglavlju o metodologiji.

⁷⁶ Kruskal-Wallisovim testom su utvrđene statistički značajne razlike među poljima ($\chi^2(2)=68,624$; $p<,001$). Mann-Whitney testom su provjerene razlike između svih parova polja. Značajne razlike ne postoje samo između polja sociologije i odgojnih znanosti ($Z=-1,103$; $p>,05$). **Napomena:** Testiranje značajnosti razlika među mrežama može se smatrati redundantnim postupkom jer se polazi od pretpostavke da mreže zahvaćaju čitavu populaciju aktera. Ovdje su izneseni rezultati statističkog testiranja samo zato jer je definiranje populacije polazilo od formalnog Upisnika znanstvenika. To vjerojatno nije savršen postupak definiranja populacije znanstvenika koji djeluju u pojedinom polju.

Najpovezaniji znanstvenik u polju psihologije je u 21-godišnjem periodu surađivao s 20 psihologa, u polju odgojnih znanstvenika je najpovezaniji unutar te grupe surađivao s 25, a u polju sociologije s 14 drugih sociologa.

Varijanca stupanja centralnosti pokazuje kolika je centraliziranost mreže (Moody, 2002). Drugim riječima, standardna devijacija broja veza po akteru pokazuje kolike su razlike u broju veza koje pojedini čvorovi u mreži imaju. Visoke standardne devijacije (ili bilo koje druge mjere raspršenosti) ukazuju na postojanje jednog ili više centralnog aktera u mreži. Centralizacija je najveća kod psihologa, a najmanja kod sociologa. Visoka centralizacija je indikator postojanja strukture jezgra-periferija (*eng. core- periphery structure*; Prell, 2012). Takva se mreža sastoji od centralnih znanstvenika koji imaju mnogo veza i znanstvenika na periferiji koji imaju mali broj veza. Centar se obično sastoji od manjeg broja čvorova, što čini difuziju informacija relativno učinkovitom: jednom kad nova informacija dođe do centra, ostatak mreže povezan s centrom to brzo „čuje“ (Prell, 2012).

Broj artikulacijskih čvorova pokazuje kakva je strukturalna kohezivnost mreže (Moody, 2002). Što je njihov broj veći, mreža je manje strukturalno kohezivna. Uklanjanjem jednog od njih, mreža se raspada na veći broj komponenti. Veliki broj artikulacijskih čvorova u odgojnim znanostima ($N=55$) je očekivan jer se radi o različitim subdisciplinama, pa je razumljivo da mrežu na okupu drži veći broj čvorova. Vrijednosti asortativnosti (tablica 6.6) pokazuju da samo u polju sociologije postoji blaga tendencija povezivanja autora koji imaju sličan broj veza.

Nakon opisa svojstava mreže pokušat ćemo procijeniti koliko ta svojstva odgovaraju strukturi malog svijeta, odnosno strukturi nerazmjernih mreža.

6.2.1.2 Procjena strukture topologije mreža

U ovom dijelu testiramo koliko opažene mreže odgovaraju teorijskim i empirijskim topološkim strukturama koje su opisane u uvodu ovog rada: slučajnim mrežama, malim svijetom i nerazmjernim mrežama.

Procjena svojstva malog svijeta

Mali svijet karakteriziraju mala gusta područja u mreži. Odražavaju se u visokom koeficijentu grupiranja (C) i u kratkoj prosječnoj duljini puta (l).

Da bi ustanovili razlikuju li se opažene mreže od slučajnih mreža i koliko odgovaraju strukturi malog svijeta simulirano je 100 slučajnih mreža za svako polje. Te mreže imaju zadane iste vrijednosti parametra kao i opažene mreže (broj čvorova i gustoću koja predstavlja

vjerovatnost nastanka veze). Prosječne vrijednosti koeficijenta grupiranja i prosječnog najkraćeg puta za simulirane slučajne mreže prikazane su u tablici 6.6.

Prosječna duljina najkraćeg puta (l , udaljenost, razmak) je obično iznenađujuće niska, osobito ako se uzme u obzir veličina mreže. Mjera je slična ideji dijametra, samo što pokazuje kolika je prosječna udaljenost između bilo koja dva čvora. U Milgramovom (1969) istraživanju (detaljnije opisanom u trećem poglavlju), prosječna je udaljenost između bilo koje dvije osobe u mreži poznanstva oko 6 koraka. Prema Newmanu (2010), mreže koautorstva obično imaju još manje prosječne udaljenosti. U njegovom istraživanju mreža koautorstva najveću udaljenost ima mreža matematičara što je vjerojatno rezultat relativne rijetkosti pojave suradnje među matematičarima (tablica 3.9). Mala udaljenost ukazuje na usko povezanu kohezivnu zajednicu u kojoj je većina ljudi ne samo povezana nekim putem, već je taj put relativno kratak.

Tablica 6.6 pokazuje da je stupanj razdvojenosti kod psihologa 3,9, a kod sociologa 3,2. Najveći je kod odgojnih znanosti – 4,6. Dakle, općenito su znanstvenici u mrežama povezani s bilo kojim drugim znanstvenikom u svojoj mreži preko 3 - 4 posrednika. Međutim, ta mjera puta uzima u obzir sve komponente i dijade u kojima je duljina puta između čvorova nužno niža. Stoga dovodi do precjenjivanja kratkoće puta (tj. podcjenjivanja udaljenosti). Ako se analizira samo glavnu komponentu, udaljenosti u mreži su veće: 4,0 kod psihologa, 3,9 kod sociologa i 5,9 kod odgojnih znanosti. Ipak, u mrežama svih polja l je niži od očekivanog za slučajne mreže (tablica 6.6). Prema tom pokazatelju, čini se da postoji struktura malog svijeta. U svrhu testiranja sličnosti strukture opažene mreže sa strukturom malog svijeta razvijena je mjera „kvocijent malog svijeta“ - Q_{MS} . Pomoću te mjere se utvrđuje pokazuje li mreža topologiju malog svijeta (Uzzi i Spiro, 2005; prema Cainelli i sur., 2010; Eslami, 2011), a računa se na sljedeći način:

$$Q_{MS} = \frac{\frac{C_r}{l_r}}{\frac{C_s}{l_s}}$$

Indeks r označava mjere dobivene za stvarnu (realnu) mrežu, a indeks s označava mjere dobivene za ekvivalentnu slučajnu mrežu prema gustoći i broju čvorova. Veća vrijednost kvocijenta, posebno ako je veći od jedan, ukazuje da struktura mreže više nalikuje topologiji malog svijeta nego slučajnoj mreži. Ograničenje mjere Q_{MS} je što se ne može računati na mreži koja ima više nepovezanih komponenti, pa slijedimo metodu koju primjenjuje većina istraživača u ovom području (npr. Newman, 2001a; Uzzi i Spiro, 2006, Cainelli i sur., 2011)

koji uzimaju u obzir samo najveću komponentu mreže za analizu. U kontekstu ove analize to je ograničenje prednost, jer omogućuje promatranje samo glavne komponente, pa na vrijednosti razmaka i grupiranja ne djeluje veći broj manjih klastera (koji u pravilu utječu tako da su dobivene vrijednosti niže). Stoga su izračunate vrijednosti C i l samo za najveću komponentu svakog polja. Potom su izvedene te vrijednosti za slučajnu mrežu koja ima isti broj čvorova i gustoću kao GK pojedinog polja. Uvrštavanjem tih vrijednosti u formulu za Q_{MS} , dobiveni su omjeri opažene i teoretske mreže za svako polje. Vrijednosti kvocijenta malog svijeta su: 9,94 za psihologiju; 13,82 za sociologiju i 10,73 za odgojne znanosti. Taj nalaz sugerira da je opažanje takvih mreža po slučaju malo vjerovatno (Destefano i sur., 2013). Prema visini kvocijenta, to posebno vrijedi za polje sociologije. U skladu je s nalazima drugih istraživača (Cainelli i sur., 2011; Destefano i sur., 2013). Svaka od opaženih mreža koautorstva unutar polja je karakterizirana velikim brojem malih grupa koje su međusobno povezane.

Koeficijenti grupiranja (C) su u svim poljima veći nego za slučajne mreže, pa zaključujemo da postoji tendencija povezivanja susjednih čvorova što karakterizira mali svijet. Jedan dio visokog C je uvjetovan činjenicom da su mnogi radovi napisani u koautorstvu troje ili više koautora. Takvi radovi unose trijade koautora i tako povećavaju C . Međutim, prema Newmanu i suradnicima (2001c, 2004a) taj efekt objašnjava samo oko polovine grupiranja opaženog u mrežama koautorstva, dok je za ostatak grupiranja smatra da nastaje zbog neke vrste socioloških ili organizacijskih efekta.

Procjena svojstva nerazmjernih mreža

U svrhu procjene koliko opažene mreže koautorstva mogu biti promatrane kao strukture nastale procesom preferencijalnog povezivanja (opisanog u trećem poglavlju), provjerili smo slaganje distribucija veza (distribucija tzv. internalnih veza, a to su stupnjevi centralnosti pojedinog znanstvenika unutar svog polja) s nerazmjernim distribucijom, za svako polje zasebno. To je provedeno na sljedeći način: testirano je koliko teoretske Pareto distribucije dobro opisuju opažene distribucije. U Prilogu 12 su prikazane teoretske i opažene distribucije (slike 8, 9 i 10) i rezultati testiranja. Distribuciju veza u svim poljima dobro opisuju Pareto distribucije, ali je to slaganje nešto slabije kod polja sociologije. To je moguće objasniti općenito manjim brojem veza u tom polju, pa se nerazmjernost u distribuciji veze nije mogla u velikoj mjeri ni izraziti.

Prema tome, mehanizam preferencijalnog povezivanja djeluje u nastanku mreža svih polja, ali je najmanje izraženo u polju sociologije. Utvrđivanje postojanja nerazmjerne distribucije nije dokaz postojanja preferencijalnog povezivanja, već samo ide u prilog toj hipotezi (Moody, 2004). Eventualno ukazuje da postoji utjecaj prominentnih istraživača u polju (Destefano i sur., 2013).

Kako smo odgovorom na prethodni istraživački problem ustanovili da se suradničko ponašanje mijenjalo kroz vrijeme, promatranjem 2 zasebna vremenska perioda od 1992. do 2012. godine, ispitati kako su se razvijale i mijenjale mreže koautorstva.

6.2.2 Analiza mreža kroz vrijeme: mreže polja u dva vremenska perioda, t1 (1992-2002) i t2 (2003-2012)

Mreže se mijenjaju kroz vrijeme. U mrežu ulaze novi znanstvenici, a neki znanstvenici prestaju biti aktivni i odlaze iz mreža (zbog umirovljenja ili nekih drugih razloga). Nastaju nove veze: kako između novopridošlih i starijih⁷⁷ aktera (znanstvenika), tako se i između starijih aktera uspostavljaju neke nove veze, a neke stare veze nestaju. Mreže se mijenjaju i zato jer se običaji znanstvene suradnje i objavljivanja radova mijenjaju. Statična slika mreže ne pruža uvid u dinamiku mreža, što je bila jedna od najčešćih kritika ADM pristupu (prema Borgatti, Brass i Halgin, 2014). Borgatti i suradnici (2014) relativno manji broj istraživanja koji se bave dinamikom mreža objašnjavaju ionako teškim procesom prikupljanja podataka u ADM, koji je tim više problematičan kod longitudinalnih istraživanja.

Među društvenim mrežama, mreže koautorstva imaju neobičnu karakteristiku da je vrijeme nastanka pojedinih veza dobro dokumentirano (preko godine objavljivanja), što pruža informaciju o nastanku pojedinih veza i omogućuje analizu evolucije mreže kroz vrijeme (Newman, 2001a). Podaci o koautorstvu, obrađeni na prikladan način, pružaju informaciju o vremenskoj dinamici mreža koautorstva. U ovom radu smo koristili veliki vremenski period koji dopušta analizu razvoja mreže kroz dva vremenska perioda.

Tablica 6.7 prikazuje vrijednosti svojstva mreža polja u prvih 11 godina promatranog vremenskog razdoblja (1992-2002), te kolike su te iste vrijednosti bile za mrežu ako se promatra samo zadnjih 10 godina vremenskog razdoblja (2003-2012). Usporedbe svojstava

⁷⁷ Ovdje se ne misli na dob i znanstveno iskustvo (radni staž) znanstvenika, nego prvenstveno na duljinu njegovog postojanja u mreži. Logično je očekivati da su dob i staž u korelaciji s prisutnošću aktera u mreži, ali ne radi se o istoznačnicama.

mreže za dva odvojena vremenska razdoblja nam pružaju informaciju o tome kako su se mreže razvijala kroz vrijeme.

Tablica 6.7.
Svojstva mreža tri polja u dva vremenska perioda

Pokazatelj	Psihologija		Sociologija		Odgojne znanosti	
	t1 1992 – 2002	t2 2003 – 2012	t1 1992 - 2002	t2 2003 - 2012	t1 1992 – 2002	t2 2003 – 2012
<i>N</i> čvorova (<i>n</i>)	125	201	102	154	200	339
<i>N</i> veza (<i>L</i>)	177	296	67	103	122	406
Gustoća (<i>g</i>)	0.023	0.015	0.013	0.009	0.006	0.007
Dijametar (<i>d</i>)	10	11	10	12	7	14
<i>N</i> čvorova u najvećoj komponenti (<i>GK</i>) (<i>GK%</i>)	78 (62,4%)	153 (76,1%)	27 (26,5%)	53 (34,4%)	22 (11%)	174 (51,3%)
<i>N</i> izoliranih čvorova (%)	31 (24,8%)	38 (18,9%)	62 (60,8%)	71 (46,1%)	90 (45%)	99 (29,2%)
<i>N</i> izoliranih dijada	3	2	5	10	10	13
<i>N</i> izoliranih trijada	1	2	1	2	4	3
<i>N</i> artikulacijskih čvorova	20	28	10	20	27	55
<i>N</i> ostalih komponenti (<i>n</i> >3)	2	1	1	2	7	5
Prosječan stupanj centralnosti (<i>M</i> i <i>Mdn</i>)	2,832 (2)	2,945 (2)	1,314 (0)	1,338 (1)	1,22 (1)	2,395 (1)
<i>SD</i> stupnja centralnosti	3,141	2,593	2,283	1,821	1,619	3,094
Maks. stupanj centralnosti	14	12	10	11	9	23
Koeficijent grupiranja (<i>C</i>)	0,31	0,29	0,21	0,19	0,2	0,26
Koeficijent grupiranja za slučajne mreže (<i>n</i> =100)	0,018	0,011	0,005	0,003	0,003	0,004
Prosječna duljina puta (<i>l</i>)	3,416	4,683	2,856	3,816	2,127	4,293
Prosječna duljina puta slučajnih mreža (<i>n</i> =100)	4,464	4,782	4,32	5,192	4,637	6,116
Asortativnost (<i>r_A</i>)	0,079	0,089	0,674	0,267	0,019	0,127

Slijedi kratki opis mreža po poljima.

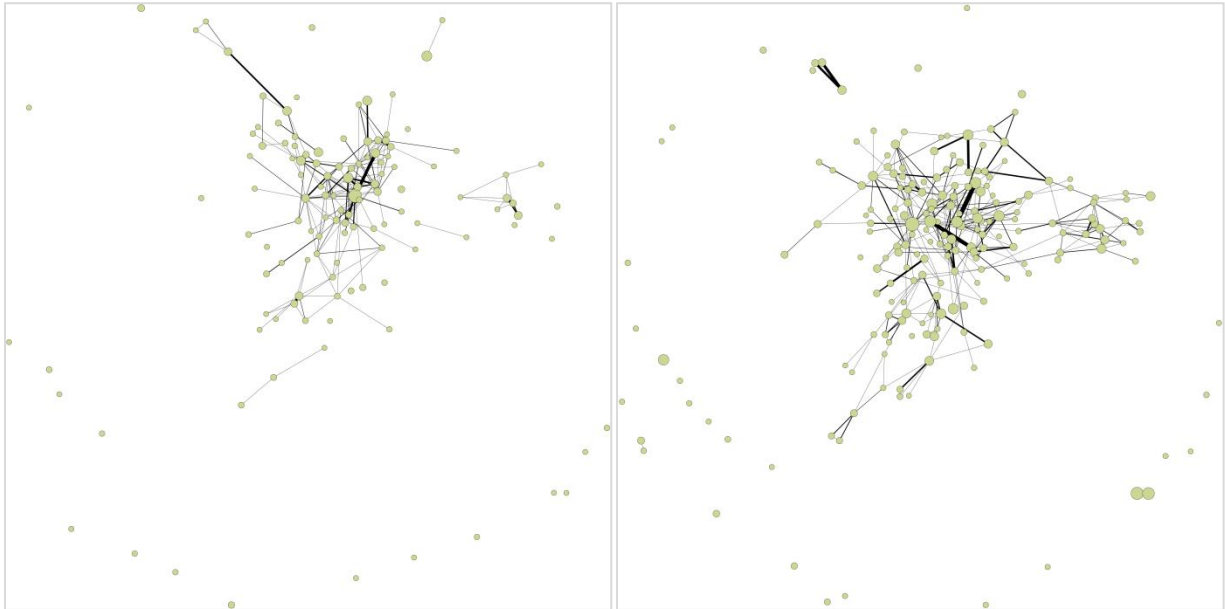
6.2.2.1 Psihologija

Mreža psihologa je u drugom periodu veća nego u prvom periodu: 17 aktera je otišlo iz mreže, a 93 novih aktera je ušlo u mrežu. 108 aktera je prisutno u oba vremenska perioda. To upućuje na stabilno djelovanje gotovo polovine mreže, i u skladu je s njihovom starošću. Broj aktera koji su otišli iz mreže može biti u maloj mjeri povezan s umirovljenjem (jer je mreža definirana prema aktivnim znanstvenicima 2008., i u njoj je tada bilo 6,6% umirovljenih). Moguće je da su neki otišli iz drugih razloga – poput promjene profesije. U prvom periodu (slika 6.10) postoji jedna *GK* i nekoliko manjih komponenti. U drugom periodu se spajaju s *GK*, koja onda uključuje psihologe zaposlene na različitim sveučilištima u Hrvatskoj. U

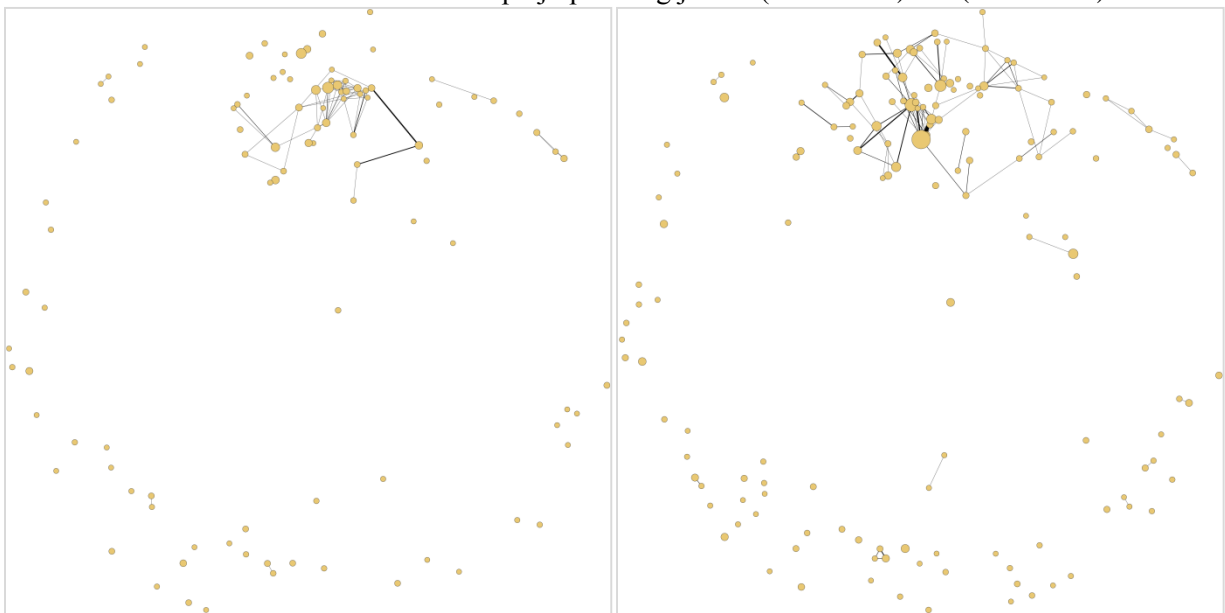
drugom periodu se mogu vidjeti dvije izolirane i produktivne dijade. Prema uvidu u podatke, radi se o psiholozima koji u paru surađuju sa znanstvenicima iz biomedicinskih znanosti. Gustoća mreže i C se smanjuju u drugom periodu, mreža postaje više raštrkana. C_r je veći od C_s slučajnih mreža s zadanim istim parametrima broja čvorova i gustoće (vjerojatnosti postojanja veze u mreži), što ukazuje da mreže nisu slučajne. Vrijednost l je manja od one koja se dobiva kod slučajnih mreža. Takav obrazac rezultata ukazuje da postoji struktura malog svijeta.

6.2.2.2 Sociologija

U odnosu na prvi period, u drugom je iz mreže sociologa „otišlo“ 16 aktera, ali je zato „došlo“ novih 68 aktera. U oba perioda je bilo aktivno 86 aktera. U t2 periodu u mreži sociologa opada g i C su manji nego u t1. C_r je veći od C_s slučajnih mreža, a vrijednost prosječnog najkraćeg puta (l) manja od one koja se dobiva kod slučajnih mreža. To znači da postoji struktura malog svijeta u oba perioda. Osim dolaska novih čvorova u GK , i novih „izoliranih“ čvorova u mreži, slika 6.11 pokazuje da je mreža sociologa u t1 i t2 strukturalno slična. Može se primjetiti isticanje vrlo produktivnog znanstvenika (što se vidi prema veličini čvorova u slici 6.11) s relativno mnogo veza i općenito veća povezanost mreže u t2. Izolirani čvorovi su uglavnom sociolozi zaposleni na institutima koji su objavljivali samo jednoautorske radove.



Slika 6.10. Mreže koautorstva u polju psihologije u t1 (1992-2002) i t2 (2003-2013)



Slika 6.11. Mreže koautorstva u polju sociologije u t1 (1992-2002) i t2 (2003-2013)



Slika 6.12. Mreže koautorstva u polju odgojnih znanosti u t1 (1992-2002) i t2 (2003-2013)

6.2.2.3 Odgojne znanosti

U oba vremenska perioda je bilo aktivno 168 aktera, iz mreže prvog perioda je izašlo 32 aktera, a u mrežu drugog perioda je ušlo čak 171 aktera. Kod polja odgojnih znanosti gustoća je gotovo jednaka u t_1 i t_2 i zapravo postoji blagi porast. Može se interpretirati time da su vrijednosti gustoće u t_1 dosegle asimptotske vrijednosti. Jedino u ovom polju broj komponenti koje su veće od tri člana pokazuje mali pad (7 u t_1 ; 5 u t_2), što ukazuje da kod te mreže dolazi do većeg grupiranja. Slika 6.12 pomaže to objasniti. Dvije najveće komponente u t_1 su se povezale u jednu komponentu u t_2 (središnji dio slike 6.12). Uvidom u attribute čvorova može se zaključiti da se te dvije komponente sastoje uglavnom od znanstvenika zaposlenih na Edukacijsko-rehabilitacijskom fakultetu (klaster lijevo, na slici 6.12), odnosno zaposlenih na Kineziološkom fakultetu (klaster desno, na slici 6.12). Te veze su nastale između malog broja čvorova iz dva klastera. U drugom periodu su „izronile“ još dvije komponente nepovezane s novonastalom *GK*. U njima su najproduktivniji akteri zaposleni na Učiteljskom fakultetu u Osijeku, Učiteljskom fakultetu u Zagrebu, te zaposleni na Prirodoslovno-matematičkom fakultetu u Zagrebu. Uvidom u koeficijent grupiranja, vidimo da jedino kod polja odgojnih znanosti, postoji veća tendencija suradnje među suradnicima pojedinog čvora. Takav obrazac govori u prilog da mreža odgojnih znanosti zaista postaje kohezivnija. Mreža se u t_1 i t_2 periodu razlikuje od slučajnih mreža, vrijednost C je veća od one koja se dobiva na usporedivom uzorku od 100 slučajnih mreža. To znači da je sklonost povezivanja čvorova međusobno veća od one koja bi se očekivala slučajem. U t_2 periodu, mreža odgojnih znanosti pokazuje strukturu malog svijeta, na što ukazuje C , koji je veći od istih vrijednosti za mreže nastale slučajnim povezivanjem. Razmak u mreži također ukazuje na postojanje strukture malog svijeta.

Prema Barabásiju i suradnicima (2002), opadanje vrijednosti C i g , te rast l je očekivana posljedica rasta mreže. Postotak nepovezanih, izoliranih čvorova je manji u t_2 kod svih polja, što općenito ukazuje na sve učestaliju pojavu koautorstva i sve veću povezanost unutar svake mreže.

Razmotrimo li indikatore preferencijalnog povezivanja u tablici 6.7, vidimo da vremenom veličina najveće komponente raste, a njen je rast manje izražen u polju psihologije i sociologije. U polju odgojnih znanosti postoji nagli porast *GK* u t_2 , što upućuje postojanje tog mehanizma za ovo polje. Uvidom u sliku 6.12 vidimo da se radi o spajanju dviju velikih komponenti. Osim toga, u svim poljima distribucije stupnjeva u t_2 manje nalikuju

nerazmjernoj Pareto distribuciji nego u t1 (slike 11, 12 i 13 u Prilogu 13). Drugim riječima, čvorovi s najvećim brojem veza u t2 imaju relativno manji broj veza nego najpovezaniji čvorovi u t1. Prema tome zaključujemo, ako i postoji mehanizam preferencijalnog povezivanja, on nije jedini mehanizam u podlozi nastanka mreža.

6.2.3 Rasprava

Ne postoji jedan test kojim je moguće egzaktno odgovoriti na pitanje postoji li zaista struktura malog svijeta i postoji li mehanizam preferencijalnog povezivanja. Moguće je samo utvrditi svojstva mreže koja se interpretiraju kao indikatori ispitivanih mehanizma. Njihova promjena u vremenu, relativna veličina i razlika u odnosu na vrijednosti svojstava mreža dobivenih na slučajnim mrežama iste veličine (broja čvorova) i vjerovatnosti nastajanja veze (gustoće) omogućuju donošenje zaključaka koji idu u prilog postojanju strukture malog svijeta, odnosno preferencijalnog povezivanja. Postoje i drugi načini utvrđivanja strukture mreže. Primjerice, tzv. „direktnim“ testiranjem: odstranjivanjem najpovezanijih aktera iz mreže i analizom kakav to efekt ima na njena svojstva (vidi: De Stefano i sur., 2013). Ako dolazi do drastičnog rasta broja svih komponenti, povećanja duljine puta i smanjenja grupiranja, zaključuje se da su „odstranjeni“ pojedinci „držali“ mrežu na okupu i da postoji preferencijalno povezivanje⁷⁸. Neovisno o načinima ispitivanje strukture polja, važno je rezultate sagledati u kontekstu metodologije kojom su definirane granice mreža i registrirane veze među čvorovima. U ovom istraživanju su ispitivane strukture samo reduciranih verzija mreža – u kojima su bilježene veze samo između znanstvenika u pojedinom polju. Sve veze čvorova s vanjskim autorima su izostavljene iz analize. Zaključivanje o (ne)postojanju ispitivane strukture i mehanizma ograničeno je na obrazac veza koji postoji samo i jedino unutar polja. Moguće je, i vrlo vjerovatno, da rezultati ne bi bili identični da su analizirane sve veze. Važno je ograničenje i da korišteni izvori nisu sadržavali informacije o svim radovima pojedinih autora, a to znači da analizirane mreže ne pokazuju sve veze koje postoje. Ovo istraživanje nije analiziralo koautorstvo na: i) radovima objavljenim u hrvatskim časopisima koje ne indeksiraju međunarodne baze WoS i Scopus, te ii) na radovima u međunarodnim časopisima koji te baze ne indeksiraju; iii) sve vrste radova iz kataloga NSK koji nisu autorske knjige (npr. uredničke knjige); i iv) radove autora objavljene u zbornicama (radove sa konferencija). Posljedica toga jest da ne vidimo veze koje su nastale tim suradnjama. Mreža koja bi se rekonstruirala i na temelju tih podataka bi sigurno bila gušća. U najboljem slučaju, u kojem bi obrazac veza bio jednak i u takvom skupu koautorstava, veze bi bile samo jače, a kako su vrijednosti svojstva mreža računane na binarnoj matrici, to ne bi uzrokovalo različite rezultate, odnosno zaključke.

⁷⁸ Odstranjivanje tri najpovezanija čvora u svakom polju nije dovelo do dramatičnog raspadanja mreža u ni jednom od polja. Broj komponenti je malo porastao ili ostao jednak.

Opisani nedostatak vezan uz ograničenost dostupnih podataka je općenita značajka većine istraživanja koautorstva i mreža općenito (Barabasi i sur., 2002) i rijetko se u analizama velikih društvenih mreža mogu članovi mreže i veze među njima smatrarati kompletnim prikazom svih relacija neke definirane populacije.

U ovom smo istraživanju krenuli od pretpostavke da su veze zabilježene u odabranim bazama nastale u suradnji koja u prosjeku zahtijeva više vremenskog angažmana od suradnika – koautorstvu na radovima, koji su objavljeni u više nacionalnim izvorima ili na konferencijama. Iako je ta pretpostavka zasebno empirijsko pitanje, razumno je pretpostaviti da će autori koji zajednički objavljuju autorske knjige i radove u prestižnim časopisima uložiti u prosjeku više truda i vremena u suradnju, nego u suradnji za konferencijske radove ili radove objavljene u manje prestižnim časopisima. Naime, u autorske knjige i radovi indeksirani u prestižnim bazama, u prosjeku, prolaze stroži proces recenzije. Krenuli smo od pretpostavke da ćemo uspjeti obuhvatiti takve snažne veze te da je naš skup podataka selektivan s obzirom na njih. Drugim riječima, kad bismo i imali podatke o svim vezama koje postoje među znanstvenicima, očekivali bismo da je obrazac veza drugačiji s obzirom na vrstu suradnje, odnosno ishod rada. I u tom slučaju bi nas zanimalo kakvi su obrasci veza s obzirom na ishod suradnje. Pa bismo radili zasebne analize koje bi nam odgovorile na ta pitanja. Smatramo da smo se selekcijom izvora u ovom istraživanju odmah usmjerili, ali i ograničili, na te najsnažnije oblike suradnje.

Naredni metodološki problem je način definiranja granica mreže, odnosno populacije. U istraživanjima mreže koautorstva važno je da su zahvaćeni svi relevantni akteri. Naime, ako su preminuli autori koji više nisu u Upisniku, imali važnu ulogu u povezivanju s novim autorima, taj dio relacija neće biti zabilježen. Također, neće biti registrirane veze nekog novog autora koji još nije u registru ili neregistriranog autora. Kakve će posljedice imati takav propust, ovisi o centralnosti tih pojedinaca. Ako se radi o vrlo centralnom znanstveniku (koji dakle, ima puno veza), njegovo ispuštanje bi moglo bitno izmijeniti dobivenu mrežu veza. Kakve su pak posljedice pogrešaka u identificiranju autora na rezultate ne ovisi samo o njihovoj čestini, već i o konkretnoj vrsti pogrešaka; kojem se autoru rad pogrešno pripisao ili pogreškom nije zabilježio, pa na taj način ga se povezalo ili nije povezalo s nekim. Može se zamisliti scenarij po kojem bi to značajno promijenilo strukturu mreže, a ne samo rezultate za tog pojedinca (u smislu njegove produktivnosti i povezanosti). To je suština problema - jedna greška u atribuiranom radu znači barem nekoliko grešaka i u atribuiranim vezama.

Rezultati analiza svojstava mreže ukazuju da mreže promatrane u cijelom 21-godišnjem periodu imaju strukturu malog svijeta. Konfiguracija malog svijeta se čini kao prikladan mehanizam za opis suradničkog ponašanja znanstvenika unutar sva tri polja. Struktura malog svijeta je struktura mrežw koja je fragmentirana u grupe između kojih postoji malo kontakata ili kontakta nema. Takva mreža može biti krhka iako akteri imaju snažne unutarnje veze (Granovetter, 1973), jer su vanjske veze rijetke. Stoga bi nestajanje tih veza dovelo do malih nepovezanih grupa. Ukoliko mreža nastaje na osnovu suradnje s obzirom na tematiku kojom se znanstvenici bave, tada ne bi očekivali da ćemo naći pukotine u mreži već strukturalno kohezivnu mrežu unutar discipline (Moody, 2004). Relativno visok broj artikulacijskih čvorova ukazuje na manju strukturalnu kohezivnost mreža.

Polje odgojnih znanosti se ne razlikuje u velikoj mjeri po strukturi i svojstvima mreže. Budući da znamo da se radi o polju koje se sastoji od više disciplina, moglo se očekivati da će imati drugačiju strukturu od druga dva homogenija polja. To što se mreža psihologa i mreža sociologa po svojim strukturalnim osobinama većinom ne razlikuju od odgojnih znanosti govori da kod svih polja postoji određeni stupanj fragmentacije (podjele na manji broj podgrupa). Takva fragmentacija i struktura malog svijeta može biti dobra za razvoj novih ideja i individualnu produktivnost (prema Eslami, 2011). Granularnost mreža vjerojatno ima veze s lakšom dostupnosti novih znanja zbog razvoja suvremenih tehnologija. To omogućuje da znanstvenici surađuju i razmjenjuju ideje na način koji ne mora nužno dovesti do koautorstva na zajedničkom radu. Posve je drugo pitanje je li takva struktura optimalna za razvoj neke manje znanstvene zajednice s ograničenim resursima.

Razlike u strukturi mreža među poljima nastaju iz više razloga. Ako postoje velike razlike u vrsti istraživanja i objavljenih radova manifestiraju se tako da mreže imaju konfiguraciju nalik slučajnim mrežama (Destefano i sur., 2013). Drugi razlog je prisutnost poznatih znanstvenika, koji posebno u malim grupama mogu djelovati kao „zvijezde“ što može dovesti do nerazmjerne konfiguracije mreže unutar tih malih grupa. Zato se u većim mrežama ne očekuje struktura malog svijeta, a u malim mrežama se manje očekuje postojanje „zvijezda“ jer iako postoje, njihov se utjecaj ima manje mogućnosti izraziti nerazmjernom distribucijom veza.

Većini stvarnih mreža zajedničko obilježje je kontinuirani rast – dolazak novih čvorova u mrežu. Model slučajnih mreža i model malog svijeta polaze od pretpostavke da postoji stalni broj čvorova, spojen na određen način (Barabási, 2001). Ti modeli ne opisuju razvoj mreže već kreću od implicitne pretpostavke da su ključna svojstva mreža stabilna u vremenu a da se

manje promjene do kojih dolazi mogu pripisati samo rastu mreže. Zato kažemo za te modele da su statični. Barabási i Albert (1999) su prvi predložili model razvoja mreže preferencijalnim povezivanjem. Ta pojava odražava proces u kojem se veze distribuiraju među pojedincima prema tome koliko već imaju veza, tako da oni koji već imaju puno veza dobivaju više od onih koji nemaju (tzv. Matejev efekt, princip kumulativne prednosti). Model ne opisuje samo topologiju već i razvoj mreže. Barabási – Albertov model su kritizirali Kronegger, Mali, Ferligoj i Doreian, (2012). Smatraju da je taj model smisleniji za opisivanje novih veza u mrežama pojedinih web stranica i citanih mreža jer je cijena veze u takvim mrežama niska. Primijenjen na mrežu suradnje znanstvenika zahtjeva više specifikacija o vrsti veza koje uključuje jer u mreži suradnje znanstvenika postoje stvarna vremenska ograničenja. Također, upozoravaju na element cirkularnosti kod primjene tog koncepta na mrežu koautorstva. Neujednačena distribucija veza je, prema teoriji Barabásija i Alberta (1999), posljedica preferiranog povezivanja s autorima s više veza. Pritom se posjedovanje više veza uzima kao dokaz veće kvalitete ili prestiža autora. Međutim, cirkularnost postoji i kod socioloških teorija – princip kumulativne prednosti prema kojem oni koji imaju više - dobivaju više, ne objašnjava na koji način i zašto neki znanstvenik postaje jedan od onih koji imaju više nagrada, priznanja i radova.

I dok je jasno zašto bi manje utjecajan znanstvenik htio raditi s visoko utjecajnim znanstvenikom, nije u teoriji posve jasno zašto bi utjecajan znanstvenik htio raditi s drugima, posebno s onima s kojima nisu prije surađivali. To za sobom povlači pitanje dostupnosti, jer da bi došlo do suradnje treba postojati barem dostupnost, pa je vjerojatnije da je dostupnost prediktor suradnje, nego broj radova koje je znanstvenik napisao u koautorstvu. Kronegger i suradnici (2011) smatraju da je dostupnost posebno visoka kad znanstvenici rade na istoj lokaciji (ne samo instituciji) i dijele interes za iste teme.

Nadalje, ako su jedan utjecajan i jedan manje utjecajan znanstvenik zajednički napisali rad to ne mora biti dokaz postojanja PP, postoje brojni drugi mehanizmi koji se implicitno podrazumijevaju ili ignoriraju. Primjerice, jednostavno dodavanje imena voditelja projekta na rad svog novaka, dodavanje imena prestižnog autora radu manje prestižnog autora da bi pomogli izgledima mladog znanstvenika da napreduje, jesu li to primjeri tog mehanizma? Otvoreno je i pitanje u kojem smjeru dolazi do inicijacije suradnje: da li manje utjecajan znanstvenik inicira suradnju (što sugerira model) ili su utjecajnije znanstvenici ti koji imaju više prilika prepoznati, regrutirati nove mlade znanstvenike koji imaju potencijala? Doreian (2010) smatra da je isključivo fokusiranje fizičara na topologiju društvenih mreža

uznemirujuće. Smatra da tretiraju društvene mreže kao da su sastavljene od atoma lišenih svih relevantnih svojstava ili motiva, te da je takav pristup usporediv s pristupom u kojem bi znanstvenici iz društvenih znanosti pokušavali intervjuirati atome ili molekule. Stoga je od kritične važnosti spojiti ideje o samoorganizacijskim svojstvima mreže s djelovanjem pojedinca.

Problem u shvaćanju i formulaciji Barabási –Albertovog modela barem dijelom proizlazi iz različitih disciplinarnih polja znanstvenika koji ga pokušavaju primijeniti. Prema sociofizičaru Wattsu (2003) ključni je problem što su fizičari razvili alate za ispitivanje problema iz fizike, a ne problema iz društvenih znanosti. Primjerice, fizičari se bave interakcijom atoma, pa kad primijenjuju svoje metode na interakcije među ljudima polaze od pretpostavke da se ljudi ponašaju kao atomi. Rezultat je impresivna metoda koja dovodi do „mnogo elegantnih rezultata, ali ne rješava stvarni problem“ (Watts, 2003; str. 67). Ne odgovara na pitanja zašto i kako do veza dolazi i tko ih inicira. Jedan od modela koji pokušava odgovoriti na takva pitanja i polazi iz ekonomskih teorija i teorija igara je opisan u drugom poglavlju (model koautora). Upravo zato su važni znanstvenici iz različitih polja društvenih znanosti i njihov je doprinos potencijalno značajan da bi neki model mogao biti istinski koristan.

U novije vrijeme se za određivanje struktura mreže neke discipline koristi model jezgre i periferije (*eng. core-periphery model*). Osnovna hipoteza je da postoji grupa autora koja je snažno povezana (jezgra) u mreži koautorstva pojedinog polja. Polu-periferija se sastoji od znanstvenika koji surađuju s barem jednim znanstvenikom iz svog polja, ali na način koji se razlikuje od znanstvenika u jezgri. Oni surađuju sa znanstvenicima iz jezgre, ali su te veze sporadične i ne slijede sistematičan obrazac. Na periferiji su znanstvenici koji ne surađuju ni sa jednim znanstvenikom u svom polju. Takvu strukturu karakterizira ujednačena distribucija veza, kratka udaljenost među čvorovima i visoko grupiranje (Borgatti i Everett, 1999; Chinchilla-Rodríguez, Ferligoj, Miguel, Kronegger, i de Moya-Anegón, 2012). Vizualnim uvidom u mreže tri polja (slike 6.7-9), za polja psihologije i sociologije je moguće da bi se bolje objasnili modelom jezgre i periferije. Polje odgojnih znanosti, očekivano, sadrži veći broj jezgri (tri) i veću periferiju.

Mali i suradnici (2010) su pokušali definirati obrasce koautorstva među sociolozima u Sloveniji koristeći blockmodeling⁷⁹ pristup za utvrđivanje pozicije pojedinca u mreži i zaključili da je za razumijevanje obrazaca povezanosti nužno uzeti u obzir vanjske faktore poput znanstvene politike. Struktura se sastojala od centra i periferije, s premošćujućim manjim centrima (koji surađuju s drugim centrima).

Mreže se za sva polja razvijaju kako je očekivano kod rasta mreže. To vrijedi i za polje odgojnih znanosti, koje također pokazuje sve veću tendenciju umrežavanja kroz vrijeme. Mreže istraživanih polja u ovom radu imaju nerazmjerne distribucije veza, ali rast komponenti je relativno sporiji u polju sociologije i psihologije. Dakle, razvoj mreža se ne može objasniti samo preferencijalnim povezivanjem. Moguće je da je djelovanje tog mehanizma podcijenjeno u manjoj zajednici, osobito kad se analiziraju samo unutarnje veze jer je broj mogućih potencijalnih veza manji. Nije obuhvaćeno eventualno PP s vanjskim „zvijezdama“ (npr. utjecajnim znanstvenicima iz inozemstva ili drugih polja znanosti) koji ne pripadaju analiziranim mrežama. Takvo „vanjsko“ PP vjerojatno ima važnu ulogu u stjecanju utjecaja aktera u svojoj mreži. Naposljetku, moguće je da vrste suradnje u kojima dolazi do izražaja PP nisu „uhvaćene u mrežu“ metodologijom korištenom u ovom radu. U svrhu boljeg određivanja djeluje li mehanizam preferencijalnog povezivanja u istraživanim mrežama, proveli smo dodatne analize.

6.2.3.1 Povezanost mrežnih varijabli u t1 s brojem veza u t2

U procesu rasta mreže koautorstva nastaju nove veze različitih vrsta. To su (Abbasi, Hossain i Leydesdorff, 2012): i) među novim akterima; ii) između novih aktera i starih aktera; iii) između starih autora koji prije nisu surađivali; i iv) između postojeći autora koji jesu prije surađivali. Prema teoriji preferencijalnog povezivanja, broj veza pojedinog čvora u t1 bi trebao biti značajno i visoko povezan s brojem veza tog čvora u t2. Provjerene su veličine Spearmanovog koeficijenta korelacije između mjera centralnosti u t1 i broja svih novonastalih veza u t2, da bismo ustanovili postoji li mehanizam preferencijalnog povezivanja ako se uzmu u obzir sve vrste novih veza (ne samo s novim čvorovima) i različite vrste centralnosti. Kako bi provjerili djeluje li PP mehanizam na nastajanje novih veza koje nisu prikazane u

⁷⁹ *Blockmodeling* je metoda za istraživanje pozicije i uloge pojedinca u sistemu, na znanstvenike se gleda kao da imaju uloge u svom polju, a identificiranje strukture u polju je jedan od načina za određivanje kako znanstvenici surađuju (Kronegger, 2012).

reduciranim mrežama, posebno je ispitana povezanost broja vanjskih veza (Bvv) u t2 s mjerama centralnosti znanstvenika u svom polju u t1.

Tablica 6.8 pokazuje dobivene rezultate za svako polje.

Tablica 6.8.

Povezanost broja veza i mjera centralnosti u t1 s brojem svih veza u t2

Polje	Psihologija		Sociologija		Odgojne znanosti	
	Broj veza u polju u t2	Bvv t2	Broj veza u polju u t2	Bvv t2	Broj veza u polju t2	Bvv t2
Mrežne varijable u t1						
Stupanj I (t1)	,316**	,293**	,196*	0,15	,197**	,110*
Međupovezanost (t1)	,527**	,409**	,213*	0,176	,319**	,231**
Blizina (t1)	,292**	,182*	,265**	,217*	,417**	,258**

N od 44 do 371; ** $p < .01$; * $p < .05$; Broj veza u polju u t2 – nenormalizirani stupanj I u drugom periodu; Bvv u t2 – broj vanjskih veza u drugom periodu.

Rezultati u tablici 6.8 pokazuju da općenito, broj novih veza u polju ili novih vanjskih veza u drugom periodu je najviše povezan s mjerom međupovezanosti u prvom periodu u polju psihologije, a blizinom u polju sociologije i odgojnih znanosti.

Najmanja je povezanost novih veza s mjerama centralnosti u polju sociologije, što je u skladu s relativno manjim slaganjem distribucije veza u tom polju s Pareto distribucijom. Prema visini povezanosti, PP u polju sociologije je nisko i postoji s obzirom na uključenost znanstvenika u GK (blizina). Znanstvenik koji je dio najveće komponente će imati veći broj novih suradnji u budućnosti. Potonji zaključak vrijedi i za polje psihologije, a takvo PP najviše je izraženo za polje odgojnih znanosti. To je moguće objasniti time što znanstvenici iz polja kineziologije čine glavnu komponentu u t1, te kod njih postoji veća objavljiivačka aktivnost i veća učestalost koautorskih radova. U polju psihologije je obrazac PP drugačiji: najveći broj novih veza su imali oni koji su bili visoko međupovezani.

Međupovezanost⁸⁰ je mjera pozicije pojedinca u mreži koja se temelji na broju svih putova koji prolaze kroz pojedini čvor. Osoba s višim vrijednostima povezuje više različitih čvorova, iako nije nužno jedina veza između njih. Takav rezultat koji pokazuje da mjera međupovezanosti zapravo najbolje opisuje vjerojatnost nastanka novih veza za pojedini čvor su dobili i Abbasi i suradnici (2012). Njihovo istraživanje je pokazalo da se razvojem mreže preferencijalno povezivanje mijenja. U početku postoji preferencijalno povezivanje s obzirom na broj direktnih veza. Znanstvenik koji ima veći broj suradnika ima veću vjerojatnost steći još novih suradnika. Kasnije se preferencijalno povezivanje „premješta“ i mete PP su oni

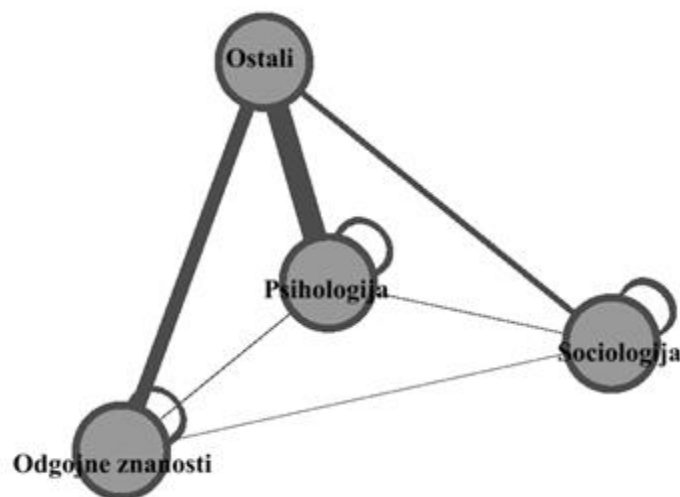
⁸⁰ Mjere međupovezanosti i blizina su opisane poglavlju o metodologiji i bit će detaljnije analizirane u trećem dijelu ovog poglavlja.

znanstvenici koji su posrednici u mreži i imaju najveću kontrolu nad protokom informacija (imaju visoku međupovezanost).

6.2.3.2 Suradnja među poljima

U prethodnim analizama smo opisali suradnju unutar polja. Da bismo provjerili koliko je izražena interdisciplinarna suradnja među znanstvenicima iz polja psihologije, sociologije i odgojnih znanosti, provedeno je reduciranje mreže pomoću agregiranja čvorova (Borgatti i sur., 2013). Konstruirana je mreža s tzv. *superčvorovima* (eng. *super-node*; Slika 6.13). Superčvorovi su skupina različitih čvorova grupirani u jedan čvor s obzirom na neki (kategorijski) atribut. U ovom prikazu jedan superčvor predstavlja sve znanstvenike iz jednog od polja.

Na temelju broja unutarnjih veza (stupanj I) pojedinih znanstvenika poznat je broj ukupnih veza (suradnji) sa znanstvenicima iz svoje grupe. Na slici 6.13 je ta veza prikaza kao povratna veza čvora. Iz broja svih vanjskih veza izdvojene su sve veze koje je svaki znanstvenik imao sa znanstvenicima iz druga dva polja. Zbrajanjem tih veza dobiven je ukupan broj veza između svakog od tri polja. Veća širina linija ukazuje da je veći broj različitih znanstvenika iz tog polja napisao rad u koautorstvu sa znanstvenicima iz drugih polja.



Slika 6.13. Veze između tri polja u 1992 – 2012 periodu

Napomena: Veličina čvorova je konstantna – ne ovisi o broju članova u pojedinim poljima

Na slici 6.13 veze nisu broj suradnji, već broj znanstvenika koji su surađivali s drugima. Ostatak veza koje nisu bile ni sa jednim od znanstvenika iz tri polja, već sa ostalim autorima su sumirane u informaciju o broju veza sa superčvorom „Ostali“. U tom čvoru su svi suradnici koji nisu bili identificirani pa uključuje sve veze sa znanstvenicima iz drugih polja znanosti, iz

inozemstva te s drugim osobama koje nisu bile u Upisniku polja. Iz slike 6.13 se vidi da su znanstvenici iz sva tri polja imali najviše veza sa „Ostalima“: više su surađivali s drugima nego međusobno. Tih vanjskih veza su najviše imali psiholozi, zatim znanstvenici iz odgojnih znanosti, a najmanje sociolozi. Najmanji broj veza sociologa s drugim autorima je očekivan jer su oni kao uzorak znanstvenika bili najmanje brojni (veličina čvora na slici 6.13 je jednaka za sva polja). Psihologa je manje od znanstvenika iz odgojnih znanosti, ali imaju mnogi veći broj veza s „Ostalima“. Takav rezultat se može interpretirati kao postojanje veće otvorenosti ka interdisciplinarnoj suradnji kod psihologa, ali je djelomično i rezultat postojanja radova s velikim brojem koautora u polju psihologije. Veći broj interdisciplinarnih i međunarodnih suradnji se smatra poželjnim u znanosti (Reich i Reich, 2006), a teorijski bi se očekivale mnoge prednosti za znanstvenike koji su u njih uključeni. Prema mrežnim teorijama, takvi pojedinci mogu biti važni posrednici među disciplinama i imati pristup novim znanjima. Međutim, takve suradnje u praksi često nisu primjeri stvarne razmijene znanja i zapravo mogu biti nepovoljne za znanstvenika koji još nije stekao kredibilitet u svom polju (vidi: Reich i Reich, 2006).

6.2.4 Zaključna razmatranja o strukturi mreža koautorstva za tri polja

Na temelju indikatora strukture malog svijeta i preferencijalnog povezivanja možemo zaključiti sljedeće:

- Distribucija broja suradnji je nerazmjerna - u mreži s takvom tzv. „aristokratskom“ distribucijom (Buchanan, 2006) postoji mali broj čvorova čiji su stupnjevi nekoliko puta veći od prosjeka, mnogo veći od 3 standardne devijacije koliko su obično udaljeni ekstremni rezultati kod normalne distribucije.

U analiziranim mrežama koautorstva unutar tri polja postoje nerazmjerne distribucije veza. Takvi rezultati ukazuju da mehanizam preferencijalnog povezivanja postoji u svim poljima, ali je najmanje izraženo u polju sociologije.

- Prosječna udaljenost najkraćeg puta (l) između bilo koja dva čvora u mreži ukazuje na unutarnju povezanost mreže. Manja udaljenost znači bolju povezanost. Većina velikih mreža ima iznenađujuće nisku udaljenost, otkud i potječe koncept malog svijeta.

Unatoč rastu mreže, ovaj indikator s vremenom pokazuje vrlo slab trend rasta, što govori u prilog postojanju strukture malog svijeta kod sva tri polja.

- Koeficijent grupiranja (C) daje informaciju o tome kolika je vjerojatnost da će suradnici bilo kojeg autora u mreži i sami međusobno surađivati.

Visoki koeficijent, kao i njegov rast ili sporo opadanje kroz vrijeme sugerira da se promatrana mreža formira po principu malog svijeta. To vrijedi za sva polja.

- Odnos opaženih veličina C i l u odnosu na C i l slučajnih mreža iste gustoće i broja čvorova.

Sva tri polja imaju veći C i manji l nego što ih imaju usporedive slučajne mreže ($n=100$). Iz toga se zaključuje da mreže nisu nastale po principu slučaja. U prilog tome idu i visoke vrijednosti kvocijenta malog svijeta za sva polja dobivene na glavnim komponentama.

- Veličina najveće, glavne komponente (GK) - mreža se sastoji od nekoliko komponenti različite veličine, od kojih su neke povezane sa drugima, a neke su izolirane.

S vremenom, relativna veličina glavne komponente pokazuje trend rasta kod sva tri polja. Kad je trend rasta brz, zaključuje se da djeluje mehanizam preferencijalnog povezivanja. Najbrži trend rasta GK je zapažen kod polja odgojnih znanosti. U tom polju su se dvije velike komponente spojile u drugom periodu, i ono je relativno najveće, pa je i mogućnost izražavanja mehanizma PP veća.

Konfiguracija malog svijeta najbolje odgovara strukturi sva tri polja. Osnovni mehanizam koji potiče formaciju strukture malog svijeta u mreži koautorstva je, prema Moodyju (2004), fragmentacija disciplina na subdiscipline i specifične teme. Dodatnim analizama je ustanovljeno da PP djeluje u nastanku svih vrsta novih veza, unutar i izvan polja, ali prema drugačijim principima: prema tome je li znanstvenik dio glavne komponente (kod sociologa i odgojnih znanosti), te kolika je mogućnost posredovanja među drugim znanstvenicima u polju (kod psihologa).

Jedna od osnovnih ideja mrežnog pristupa jest da društvene mreže stvaraju prilike i ograničenja koje utječu na ishode važne za grupu i pojedinca (Killduff i Brass, 2010). Stoga nije dovoljno samo opisati obrazac veza i strukturu mreža, već treba provjeriti je li obrazac mreže koju znanstvenici formiraju oko sebe povezan s važnim ishodom – znanstvenim učinkom. Za dublje razumijevanje uređenja veza u mreži koautorstva i njene povezanosti sa znanstvenim učinkom pojedinca, u trećem su dijelu prikazani rezultati analiza na razini pojedinog čvora (aktera) koji uzimaju u obzir i veze sa znanstvenicima izvan svog polja.

6.3 MIKRORAZINA: Analiza mrežnih varijabli i njihova povezanost s mjerama znanstvenog učinka

Cilj ovog dijela rezultata je opisati različite vrste mrežnih varijabli (lokalne mjere, mjere ego mreža i globalne mjere) i ustanoviti koliko zajednički objašnjavaju varijancu mjera znanstvenog učinka. Pri razmatranju njihovog prediktivnog potencijala, zanima nas koliko različite vrste mrežnih varijabli doprinose s obzirom na njihovu razinu metodološke složenosti. Računski i konceptualno su najjednostavnije lokalne mjere: stupnjevi centralnosti (Tbv, stupanj I i Bvv); potom slijede mjere ego mreža (Msv, Ev, Iuv), a najsloženije su globalne mjere (blizina i međupovezanost). Potonje mjere su shvaćene kao najsloženije jer zahtijevaju informacije o svim vezama među svim akterima u cjelovitoj mreži s dobro definiranim granicama. One su jedine koje uzimaju u obzir indirektne veze. Mjere ego mreža su složenije od lokalnih mjera jer osim informacije o broju različitih suradnika (i njihove pripadnosti polju) za pojedini ego zahtijevaju i informacije o povezanosti njegovih altera, o snazi veze altera s egom, te o nekim atributima egovih altera (*h*-indeks). Kako pritom ne uzimaju u obzir poziciju ega u cjelovitoj i definiranoj mreži, u metodološkom su smislu manje zahtjevne od globalnih mjera. Izračunate su sve mrežne varijable za svakog znanstvenika (opisane u 5.poglavlju).

6.3.1 Deskriptivna analiza mrežnih varijabli

Najprije ćemo osam mrežnih varijabli opisati u terminima njihovih distribucija i pokazatelja prosječnih vrijednosti, te njihovih interkorelacija. Analizu smo proveli na cijelom uzorku: zajednički za znanstvenike koji su imali objavljen barem jedan rad u 1992 – 2012 vremenskom periodu iz sva tri polja: psihologije, sociologije i znanstvenika iz odgojnih znanosti ($N=759$). Tablica 6.9 prikazuje deskriptivnu statistiku i povezanost mrežnih varijabli. Važna karakteristika svih mrežnih varijabli je distribucija koja se značajno razlikuje od normalne. Tablica 10 u prilogu 16 prikazuje rezultate testiranja značajnosti odstupanja od normalne distribucije. Kao i distribucije mjera znanstvenog učinka, mrežne varijable imaju izrazito pozitivno asimetrične tzv. Pareto distribucije.

Sve mrežne varijable su umjereno do visoko međusobno povezane (r_s od 0,34 do 0,93; $p < ,01$). Visoki stupanj povezanosti je očekivan, i drugačiji obrazac interkorelacija bi sugerirao da mreže imaju vrlo neobičnu strukturu (Moody, 2002). Odgovorom na prethodno istraživačko pitanje smo ustanovili da mreže svih polja imaju konfiguraciju malog svijeta što

je tipična struktura mreža koautorstva, posebno u manjim zajednicama. Tablica 6.9 pokazuje da među mrežnim varijablama koje su iste vrste, korelacije su relativno viših vrijednosti.

Tablica 6.9.

Spearmanove korelacije među mrežnim varijablama i deskriptivna statistika

	Tbv	S _I	Bvv	Msv	Ev	Iuv	M _C	B _C	M	Mdn	SD	c _v	Skew.	Kurt.	Min.	Maks.
Tbv	-								12,61	6	21,586	1,71	4,399	25,7	0	212
N	759															
S _I	,659**								0,01	0,01	0,014	1,4	2,241	6,046	0	0,09
(br. suradnika iz polja)	(,675**)								(2,81)	(2)	(3,441)				(0)	(25)
N	759															
Bvv	,928**	,432**							9,23	3	19,554	2,12	4,992	32,307	0	204
N	759	759														
Msv	,707**	,605**	,609**						3,34	2	4,192	1,26	3,61	19,651	0	37
N	759	759	759													
Ev	,906**	,585**	,814**	,629**					9,31	3,86	14,858	1,60	3,716	18,127	1	132,27
N	682	682	682	682												
Iuv	,568**	,656**	,450**	,623**	,564**				26,05	9	42,452	1,63	2,805	9,214	0	291
N	550	550	550	550	550											
M _C	,609**	,782**	,434**	,502**	,654**	,484**			0,01	0	0,015	1,5	4,713	27,153	0	0,15
N	759	759	759	759	682	550										
B _C	,513**	,808**	,337**	,493**	,412**	,592**	,566**		0,01	0,01	0,008	-	1,038	-0,651	0	0,02
N	759	759	759	759	682	550	759									
B _C (dih)	,475**	,760**	,269**	,434**	,338**	,402**	,550**	,846**	61,4% (1)			38,6% (0)			0	1

** $p < .01$; * $p < .05$. Kratice: Tbv – ukupni broj svih veza; S_I – stupanj I, broj veza u polju, normalizirane vrijednosti; Bvv – broj veza izvan polja; Msv – maksimalna snaga veze; Ev – efektivna veličina; Iuv – indeks utjecaja veza; M_C – međupovezanost; B_C – blizina; B_C(dih) – dihotomizirane vrijednosti blizine po polju; Skew. – asimetričnost; kurt. – spljoštenost; C_v – koeficijent varijabilnosti

6.3.1.1 Lokalne mjere

Lokalne mjere opisuju direktne veze s drugim znanstvenicima. To su najjednostavnije mjere jer ne uzimaju u obzir: povezanost znanstvenikovih suradnika (E_v), snagu veza (M_{sv}) i atribute suradnika (I_{uv}) niti obrazac veza svih drugih aktera u mreži (M_C i B_C).

Totalni broj veza je mjera svih različitih suradnji. Znanstvenici iz sva tri polja su surađivali u prosjeku s 12,6 ($Mdn=6$) drugih znanstvenika. Budući da se radi o Pareto distribucijama, prosječne vrijednosti nisu dobar indikator učestalosti broja suradnika. Većina znanstvenika je surađivala s jednom osobom (11%) zatim sa dvoje (8%). 14,3% znanstvenika je napisalo rad u koautorstvu s tri do pet drugih znanstvenika. Postotak znanstvenika koji imaju veći broj suradnika gotovo eksponencijalno opada, a pojedinačne frekvencije znanstvenika koji imaju više od pet suradnika su manje od 5%. Izuzetno mali broj znanstvenika ima vrlo veliki broj suradnika: 4,9% ima preko 30 suradnika/koautora. 8 znanstvenika iz uzorka je u 1992-2012 periodu imalo 100 ili više suradnika (maksimalni opaženi broj suradnika je 212) i svi su iz polja psihologije.

Broj svih suradnika pojedinog autora je zbroj svih suradnika s autorima iz polja (stupanj I), i broj suradnika s autorima izvan polja (B_{vv}). Totalni broj veza je razdvojen u dvije mjere jer su ranija istraživanja mreža koautorstva ukazala na različitu povezanost tih mjera s mjerama znanstvenog učinka (Kronegger, 2012). U organizacijskom kontekstu je pronađeno da je centralnost ega unutar odijela pozitivno povezana s moći i napretkom, dok je njegova centralnost unutar cijele organizacije negativno povezana s moći i promaknućem (Brass, 1984). Takvi nalazi upućuju na važnost razlikovanja veza unutar jedne organizacijske cjeline i veza izvan te cjeline. Stupanj I govori koliko je autor imao veza s drugim autorima u svom polju, dakle o intradisciplinarnoj suradnji. Stupanj I je stupanj centralnosti pojedinog znanstvenika u mreži njegovog polja. Kod zajedničkih analiza znanstvenika iz sva tri polja dobivene vrijednosti su normalizirane za svako polje zasebno. Taj postupak se preporuča pri usporedbi mreža različitih veličina jer uzima u obzir da nisu svi akteri imali na raspolaganju jednak broj mogućih veza (Prell, 2012).

Većina znanstvenika je surađivala sa 1 do 3 znanstvenika u svom polju ($M=2,81$; $Mdn=2$). Maksimalni zabilježeni broj suradnika unutar polja je 25.

Broj vanjskih suradnika (B_{vv}) je broj suradnika izvan polja u kojem znanstvenik (prema Upisniku) djeluje. Taj broj uključuje i sve međunarodne suradnje, te suradnje s autorima koji iz bilo kojeg razloga nisu bili u Upisniku znanstvenika iz polja 2008. Većina je

surađivala s jednim ili dvoje vanjskih autora (11%; 8%). Maksimalni opaženi broj veza jednog znanstvenika s „vanjskim“ autorima je 204. Mnoga veća maksimalna opažena vrijednost Bvv u odnosu na stupanj I proizlazi iz broja potencijalnih vanjskih suradnika koji je puno veći od broja potencijalnih suradnika unutar svog polja. U kontekstu opisanih mrežnih teorija u uvodu Bvv se može konceptualizirati kao broj slabih veza, jer su to (u najvećoj mjeri) veze s znanstvenicima iz drugih polja. „Slabe“ su jer povezuju različite, „udaljene“ grupe, odnosno znanstvene discipline.

6.3.1.2 Mjere ego mreža

Mjere ego mreža uzimaju u obzir snagu veza (Msv), povezanost među suradnicima (Ev), te attribute suradnika i snagu veze s njima (Iuv).

Za malo kompleksniju varijablu ego mreža - Iuv, vrijednosti su izračunate samo za one koji su imali barem jednog suradnika (minimalna veličina mreže) koji je imao bar jedan rad u bazi WoS. Naime, samo smo za takve autore mogli imati informaciju o citiranosti (*h*-indeksu) njihovih suradnika, a budući da za one koji nisu imali suradnike koji su objavili barem jedan rad u WoS-u nismo mogli imati informaciju o „utjecaju“ njihovih suradnika, oni su isključeni iz analiza, te su njihove vrijednosti tretirane kao *missing value*.

U okviru mrežnih teorija maksimalna snaga veze opisuje snagu veza koja je indikator društvenog kapitala prema Krackhardtovoj teoriji snage snažnih veza. Prosječna snaga najsnažnije veze (najvećeg broja suradnji s istim koautorom) znanstvenika u uzorku je 3,34 (*Mdn*=2). Najveći opaženi broj zajedničkih radova s istim znanstvenikom je 37. Efektivna veličina je mjera strukturalnih pukotina u ego mreži pojedinca. Veće vrijednosti, prema Burtovoj teoriji, ukazuju na veći društveni kapital pojedinca. U prosjeku su znanstvenici imali 9,31 (*Mdn*=3,83) tzv. neredundantnih kontakata.

Metodološki, mjera Ev u ovom radu je ograničena zbog načina definiranja granice mreža. Mnogi su znanstvenici iz početnog skupa imali koautorske radove s velikim brojem znanstvenika koji nisu bili niti iz jednog od tri polja („Ostali“). Kako za te znanstvenike nisu prikupljeni podaci o njihovim radovima (tj. koautorskim vezama), ne možemo pouzdano znati jesu li oni međusobno surađivali. To je moralo rezultirati većim vrijednostima efektivne veličine, nego što one zapravo jesu. Radi toga je i povezanost te mjere s brojem vanjskih suradnika visoka ($r=0,91$, tablica 6.9).

Indeks utjecaja veza (Iuv) je mjera koja uzima u obzir snagu veze i „utjecaj“ osoba s kojima je znanstvenik povezan. Polazi se od pretpostavke da snaga veze s utjecajnim

znanstvenikom može imati pozitivan utjecaj na mjere znanstvenog učinka jer omogućuje prijenos znanja, veći pristup drugim važnim suradnicima, i šalje drugima signal o visokim sposobnostima znanstvenika. Prosječna vrijednost Iuv je 26,05 ($Mdn=9$). Vrijednost Iuv je mjera čije iste vrijednosti mogu imati različita značenja za različite pojedince. Iuv 9 može imati znanstvenik koji je devet puta surađivao s znanstvenikom koji ima h -indeks 1. Istu vrijednost dobiva znanstvenik koji je samo jednom surađivao s drugim znanstvenikom koji ima h -indeks 9. Mjera ponderira povezanost s utjecajnim znanstvenikom jer se polazi od pretpostavke da nije svejedno da li se suradnja s takvim znanstvenikom dogodila jedanput ili više puta. Iuv mjera je slična indeksu moć-veza-raznolikost (*Individual Power-Tie-Diversity Index – IPTDI*; Abbasi, Hossain i Wigand, 2013). Razlika je što Iuv mjera uzima u obzir sve snage (broj zajedničkih radova) i h -indekse svih suradnika za koje je on poznat, a ne samo najveću snagu i najveći h -indeks kao IPTDI. Definiranje granica mreža je na ovu mjeru imalo sličan učinak kao i na Ev. Kako nisu prikupljeni podaci o „Ostalim“ suradnicima, njihovi h -indeksi nam nisu bili poznati. Zato je Iuv mjera zapravo mjera samo za one suradnje koje su se ostvarile među znanstvenicima iz istraživanih polja. Preciznije, u četvrtom koraku izračunavanja Iuv (detaljno opisano u 5. poglavlju), postupak se vrši samo na onim suradnicima za koje su prikupljeni podaci o njihovom h -indeksu. To ima posljedice za interpretaciju Iuv mjere, jer je onda ona indeks utjecaja veza *sa znanstvenicima iz tri polja društvenih znanosti*. Dakle, Iuv ne detektira veze s utjecajnim znanstvenikom iz inozemstva.

6.3.1.3 Globalne mjere

Međupovezanost i blizina su jedine mjere u ovom istraživanju koje uzimaju u obzir poziciju pojedinog znanstvenika u cijeloj mreži svog polja. Dakle, one ne govore o broju direktnih veza znanstvenika, niti o nekim svojstvima veza (snage) niti o atributima suradnika (prvih susjeda)⁸¹. Moguće je da znanstvenik koji ima samo jednu direktnu vezu s drugim znanstvenikom iz svog polja (stupanj I), ima visoke vrijednosti međupovezanosti i blizine. Primjerice, kad je akter jednom vezom povezan s drugim akterom u mreži (čvorom), koji je dobro povezan (ima velik broj veza i mnogo najkraćih putova prolazi preko njega, te je u glavnoj komponenti). Isto tako je moguće da znanstvenik koji ima relativno veliki broj veza, ima niske vrijednosti međupovezanosti i blizine. Primjerice, akter koji ima ukupno tri direktne

⁸¹ Eigenvektor i Beta centralnost su mjere koje uzimaju u obzir centralnosti drugih aktera u mreži (Prell, 2012) i koje u ovom istraživanju nisu korištene.

veze s akterima koji su isto međusobno povezani, ali ni jedan od njih nije povezan s nikime više (izolirana grupica od 4 znanstvenika, dakle izvan glavne komponente).

Međupovezanost se teoretski smatra dobrim indikatorom društvenog kapitala pojedinca, jer prema teoriji strukturalnih pukotina, pojedinac preko kojeg prolazi mnogo drugih veza ima potencijal povezivanja različitih dijelova mreže. Sam Burt (1992) je nije koristio u svojim istraživanjima, već je koristio uglavnom mjere ego mreža (npr. gustoću mreže, ego-međupovezanost, ograničenje i učinkovitost mreže). Akter koji ima visoke vrijednosti međupovezanosti je važan za protok informacija u mreži (Prell, 2012). Prema Wassermanu i Faustu (1994), ova mjera bolje opisuje varijacije u centralnosti aktera, tj. bolje razlikuje centralne od ne-centralnih aktera, u odnosu na lokalne mjere.

Mjera međupovezanosti ima izrazito pozitivno asimetričnu distribuciju, u obliku slova L: većina ima vrijednosti oko nule, a relativno mali broj ostalih je ravnomjerno raspoređen po višim vrijednostima. Raspon ove mjere je najveći i obuhvaća vrijednosti od 0 do 8134, 25. Kao i kod stupnja I, nije opravdano vršiti usporedbe međupovezanosti među mrežama s različitim brojem aktera. Stoga su i za ovu mjeru prije zajedničkih analiza znanstvenika iz sva tri polja izračunate normalizirane vrijednosti za svako polje zasebno.

Interpretacija međupovezanosti u velikim mrežama može biti komplicirana: vrlo dugi putovi se broje jednako kao i kratki putovi kod izračunavanja mjere međupovezanosti, ali u psihološkom i sociološkom smislu mogu biti od manje važnosti (Borgatti i sur., 2013).

Drugim riječima, nije svejedno da li se akteri A i B mogu povezati preko C (u dva koraka), ili preko aktera D (preko većeg broja koraka). Iako C i D mogu imati jednaku međupovezanost (preko oba prolazi put od A do B), jasno je da je C u boljoj poziciji da bude posrednik.

Blizina pokazuje koliko je akter blizu ostalim akterima u mreži, bilo direktno ili indirektno. To je inverzna mjera udaljenosti, jer veća vrijednost označava manju udaljenost. Moguće je da akter koji ima veliki broj veza ima nisku blizinu jer su sve veze s akterima koji nisu povezani s drugima (koji su u glavnoj komponenti). Također, moguće je da akter koji ima samo jednu vezu ima visoku blizinu, jer je ta jedna veza s drugim akterom koji ima puno veza (direktnih i indirektnih), tj. koji je u glavnoj komponenti.

Kod usporedbe mjere blizine među akterima iz različitih mreža, također postoje formule za normalizaciju (Prell, 2012). Kako je i nakon normalizacije blizine za sva polja, distribucija imala izrazito bimodalni oblik (u obliku slova U), posebno je za svako polje je izvršena dihotomizacija mjere blizine. Unutar svakog polja niske vrijednosti blizine su imali akteri izvan glavne komponente, a visoke vrijednosti su imali oni koji su unutar glavne komponente.

Nakon dihotomiziranja, vrijednost 0 imaju akteri koji nisu u glavnoj komponenti, a vrijednost 1 dobivaju akteri u glavnoj komponenti svog polja. Stoga se takva mjera blizine može interpretirati kao odgovor na pitanje je li akter povezan s glavnom komponentom („umrežen“) ili nije. 64% produktivnih znanstvenika u uzorku je u glavnoj komponenti svog polja.

Borgatti i suradnici (2012) su upozorili na slabiju interpretabilnost globalnih mjera na vrlo velikom uzorku, jer su te mjere nastale za opis manjih mreža. To je povezano s njihovim specifičnim distribucijama koje ograničavaju detektiranje njihove povezanosti s relevantnim ishodima.

6.3.2 Mrežne varijable i predviđanje znanstvenog učinka

Kako bismo odgovorili na pitanje koliko su mrežne varijable uspješni prediktori mjera znanstvenog učinka provedene su hijerarhijske regresijske analize.

Najprije smo dvije mjere znanstvenog učinka pokušali objasniti sa skupom svih mrežnih varijabli kao prediktorima. Samo Tbv nije uvršten u prediktorski skup jer je kompozit stupnja I i Bvv (njihova povezanost je umjerene veličine, $r_s(759)=0,44$; $p<.01$,). Kako nas zanima posebno efekt broja internalnih, odnosno broja eksternalnih veza, uključivanje ukupnog broja veza koji je njihov zbroj u prediktorske varijable bi bilo redundantno i dovelo bi do veće multikolinearnosti.

Sve varijable u ovom istraživanju imaju distribucije koje se statistički značajno razlikuju od normalnih (K-S test, $p<.01$, tablica 10 u Prilogu 16). Zato su provedene transformacije varijabli. Za transformaciju pozitivno asimetričnih distribucija korištena je $\ln(y)$ funkcija, te $(\ln(y + 1))$ funkcija za varijable koje su imale nulte vrijednosti. Nakon transformacije, distribucije su i dalje bile statistički značajno različite od normalne (tablica 11, Prilog 16), ali je stupanj asimetričnosti bio manji.

6.3.2.1 Doprinos različitih vrsta mrežnih varijabli predviđanju mjera znanstvenog učinka

Da bismo ustanovili koliko različite vrste mrežnih varijabli s obzirom na metodološku kompleksnost i teorijsku direktnost utjecaja, zapravo doprinose objašnjavanju varijance zavisnih varijabli, provedena je hijerarhijska regresijska analiza na cijelom uzorku znanstvenika, posebno za obje mjere znanstvenog učinka⁸².

⁸² U analizama se koristila opcija *pairwise* koja uključuje sve parove ispitanika koji imaju vrijednosti u prediktorskim i kriterijskim varijablama, a ne samo one koji imaju vrijednosti za *sve* varijable (*listwise*). Tom

Time smo htjeli odgovoriti na pitanje koliko se dobiva uvođenjem kompleksnijih mjera? Koliko poznavanje globalne pozicije pojedinca pomaže u objašnjavanju mjera znanstvenog učinka u odnosu na lokalne mjere, te na mjere ego mreža?

Model sadrži ukupno sedam mrežnih varijabli. U prvom koraku su uvedene najmanje složene varijable – lokalne mjere: broj vanjskih suradnika (Bvv) i broj suradnika iz svog polja (stupanj centralnosti - normalizirane vrijednosti: stupanj I). U drugom koraku su uvedene tri mjere ego mreža: maksimalna snaga veza (Msv), efektivna veličina (Ev) i indeks utjecaja veza (Iuv)⁸³. Naposljetku, u trećem koraku su uvedene metodološki i računski najkompleksnije mjere indirektnog utjecaja. To su globalne mjere: međupovezanost (Mc) i blizina (Bc). Rezultati regresijskih analiza su prikazani u tablici 6.10.

Tablica 6.10.
Sažetak modela

Blok prediktora	<i>R</i>	<i>R</i> ²	Korigirani <i>R</i> ²	<i>SE</i>	ΔR^2	ΔF	<i>df</i>	<i>p</i>
Zavisna varijabla: Stopa produktivnosti								
1. Lokalne mjere	0,676	0,457	0,455	0,218	0,457	230,503	2/547	0,000
2. Mjere ego mreža	0,806	0,650	0,647	0,176	0,193	100,071	3/544	0,000
3. Globalne mjere	0,814	0,663	0,658	0,173	0,012	9,946	2/542	0,000
Zavisna varijabla: <i>H</i> -indeks								
1. Lokalne mjere	0,661	0,437	0,434	0,485	0,437	172,309	2/444	0,000
2. Mjere ego mreža	0,795	0,632	0,627	0,393	0,195	77,639	3/441	0,000
3. Globalne mjere	0,797	0,635	0,629	0,392	0,003	2,025	2/439	0,133

SE – standardna pogreška procjene

Kod stope produktivnosti kao zavisne varijable lokalne su mjere u prvom koraku objasnile 45,7% ($p < ,001$). U drugom koraku se mjere ego mreža značajno pridonijele objašnjavanju varijance s 19,3% ($p < ,001$). Globalne mjere su malo, ali značajno doprinijele s dodatnih 1,2% objašnjene varijance u stopi produktivnosti. Prema tome, kompleksnije vrste mrežnih varijabli, mjere ego mreža i potom globalne mjere, značajno doprinose u predviđanju stope produktivnosti nakon uvođenja manje kompleksnih mjera u analizu.

Relativno niži doprinosi seta prediktora u drugom, odnosno trećem koraku je posljedica visoke međusobne povezanosti cijelog prediktorskog skupa. Tablica 12 u Prilogu 18 prikazuje Pearsonove korelacije transformiranih varijabli. Općenito, rezultati sugeriraju da unatoč

odlukom se htio spriječiti veći otpad ispitanika koji bi vjerojatno bio povezan s njihovom razinom produktivnosti, budući da je vjerojatnost da će imati vrijednosti na svim varijablama veća za one koji su imali više radova.

⁸³ U ovim analizama efektivna veličina nije isključena iako je ta mjera u visokoj korelaciji s drugim prediktorom – brojem vanjskih suradnika. Budući da ovim analizama nije cilj utvrditi samostalni doprinos pojedinih prediktora, već samo njihovu zajednički doprinos s obzirom na vrstu mrežnih varijabli kojoj pripadaju. U daljnjim analizama, gdje je od interesa pojedinačni doprinos mrežnih varijabli bez obzira na njihovu vrstu, mjera efektivne veličine će biti isključena iz analiza.

visokoj povezanosti mjera, konceptualno i metodološki složenije mjere su i dalje relevantne za objašnjavanje stope produktivnosti.

Isti postupak je ponovljen za h -indeks. Najprije su lokalne mjere objasnile 43,7% varijance ($p < ,001$). Potom su mjere ego mreža objasnile dodatnih 19,5% varijance ($p < ,001$). Globalne mjere u trećem koraku nisu imale značajan doprinos (0,3%; $p > ,05$). Za razliku od prijašnjih analiza, može se zaključiti da najkompleksnije mjere ne pridonose u objašnjenju h -indeksa nakon uvođenja lokalnih mjera i mjera ego mreža. Dobiveni rezultati sugeriraju da je za predviđanje h -indeksa dovoljno znati broj veza, te neke karakteristike veza i suradnika znanstvenika. Dok za stopu produktivnosti je korisna i informacija o poziciji pojedinca u kompletnoj mreži njegovog/njezinog polja. To ne znači da pozicija pojedinca u mreži nije bitna za h -indeks, već samo da ne pomaže predviđanju pored informacije o broju i atributima suradnika, odnosno veza.

Prije rezultata daljnjih analiza ćemo se osvrnuti na prirodu visoke povezanosti mrežnih varijabli i mjera učinka.

Spurioznost povezanosti mrežnih varijabli i mjera učinka

Pri interpretaciji visoke povezanosti mrežnih varijabli s kriterijima potrebno je napraviti korak unatrag i vratiti se na način dobivanja mrežnih varijabli. Nedostatak mrežnih varijabli koje su izvedene iz mjera koautorstva je njihova spurioznost s mjerama znanstvenog učinka. Manje produktivni znanstvenici će imati niže vrijednosti mrežnih varijabli jer je raspon variranja ograničen njihovim mjerama produktivnosti – brojem objavljenih radova. Primjerice, autor koji je objavio jedan rad vjerojatno ima mali broj unutarnjih i vanjskih veza. Budući da, osim ako se ne radi o netipičnom radu, na jednom radu će imati 2 do 3 suradnika. Teoretski i računski je nemoguće da autor koji je objavio jedan rad ima maksimalnu snagu veze veću od 1, dok je posve moguće da autor koji je objavio više radova, ima maksimalnu snagu veze 1. Efektivna veličina je zbog metodoloških razloga povezana s brojem vanjskih suradnika, čiji broj je vjerojatno veći s većim brojem radova. Dijagrami rasipanja pojedinih mrežnih varijabli i ukupnog broja radova su prikazani u Prilogu 15.

Mrežne varijable su izvedene iz mjera koautorstva na radovima, pa prema tome u većoj mjeri sadrže spurioznu povezanost sa stopom produktivnosti nego s h -indeksom. To se posebno odnosi na mjere maksimalne snage veza i efektivne veličine. Mjera h -indeksa nije direktno povezana s mjerama mrežnih varijabli u računskom smislu, osim kod mjere indeksa utjecaja veza. Općenito, u istraživanjima se češće koristi kao zavisna varijabla vjerovatno upravo zato jer za razliku od mjere broja radova postoji manja spurioznost.

Kod mjere indeksa utjecaja veza, spurioznost postoji i u odnosu na mjeru *h*-indeksa jer uzimajući u obzir citiranost egovih altera u mjeru su uključeni i citati koje je ego dobio za radove koje je napisao s pojedinim suradnikom – citati dobiveni za njihov zajednički rad. Radi se o tipičnom metodološkom problemu u ADM istraživanju - tzv. problem endogenosti (eng. „*the massive endogeneity problem*“; prema Borgatti, Brass i Halgin, 2014). Taj termin označava pojavu da su faktori koji naizgled uzrokuju neki ishod djelomično ovisni o ishodu. Autori smatraju da se taj problem pojavljuje u nekom obliku u svim istraživanjima koja se bave ljudima. Mogli bismo ga usporediti s pristranošću zbog iste metode (tzv. metoda varijanca, eng. *common method variance*) u tipičnim psihologijskim istraživanjima. U ovom istraživanju možemo na temelju povezanosti mrežnih varijabli i kriterija u različitim poljima dobiti uvid u razmjere tog problema. Tablica 9 u Prilogu 14 pokazuje Spearmanove koeficijente korelacije između mjera za različita polja. Budući da znamo da je u polju sociologije zastupljenost jednoautorskih radova veća nego u druga dva polja, na povezanost mjera učinka i mrežnih varijabli bi spurioznost trebala manje djelovati. Vrijednosti koeficijenata su niže nego kod ostalih polja za sve lokalne mjere i mjere ego mreža, ali su i dalje relativno visoke. Mjera blizine je čak više povezana s mjerama učinka u tom polju, nego kod ostalih polja. Dakle, možemo zaključiti da problem spurioznosti (endogenosti) postoji, ali postoje indikacije da ne utječe na sve mjere jednako te ne ugrožava valjanost dobivenih rezultata ako se zauzme tzv. ko-evolucijska perspektiva (eng. *co-evolutionary perspective*; Borgatti i sur., 2014). Drugim riječima, ako ne pretendiramo na zaključke o uzročno-posljedičnim odnosima, endogenost ne bi trebala predstavljati nepremostiv problem u interpretaciji rezultata.

6.3.2.2 Mrežne varijable i atributi aktera

U prethodnoj analizi smo odgovorili na pitanje koliko skup mrežnih varijabli samostalno objašnjava varijancu mjera znanstvenog učinka, a uvrštavanjem atributa aktera u dugom koraku je dodatno provjeren doprinos tih varijabli u objašnjavanju varijanci.

Mrežne varijable i atributi znanstvenika (polje, spol, dob, mjesto i vrsta institucije) su prediktorske varijable. Podaci o produktivnosti i citiranosti (stopa produktivnosti i *h*-indeks) su zavisne varijable.

Mjere kolinearnosti (VIF i Tolerance) su bile u dopuštenom rasponu; ali kako je najveća povezanost između efektivne veličine i broja vanjskih suradnika ($r=,85$; $p<0,01$),

efektivna veličina isključena je iz daljnjih analiza⁸⁴. Mjera vanjskih veza je izabrana za daljnje analize po principu veće jednostavnosti koncepta koji opisuje i veće računske jednostavnosti u odnosu na mjeru efektivne veličine.

Distribucije svih mrežnih varijabli i mjera znanstvenog učinka su statistički značajno različite od normalnih, ali kako su asimetrične u istom smjeru, nakon logaritamske transformacije provedene su regresijske analize. Značajno odstupanje od normalne distribucije i visoka povezanosti među prediktorima, imaju posljedice za interpretaciju beta pondera (Nathans, Frederick i Nimon, 2012). Standardizirani beta ponder pokazuje koliko će se vrijednost u zavisnoj varijabli promijeniti (u standardnim devijacijama) ako dođe do promjene od jedne *SD* u vrijednostima nezavisne varijable. Kako su varijable značajno asimetrične, apsolutna veličina tih pondera se ne može smatrati preciznom mjerom nezavisnog doprinosa prediktora. Tim više jer su prediktori u umjerenim do visokim korelacijama (tablica 12 u Prilogu 18). Mi ćemo interpretirati relativnu veličinu beta pondera, ali navedena odstupanja upućuju da interpretacije treba shvaćati u kontekstu ograničenja njihove stvarne interpretabilne vrijednosti.

Redosljed unosa prediktora u regresijskim analizama su za obje zavisne varijable jednaki. U prvom koraku su uvrštene mrežne varijable: stupanj I, Bvv, Msv, Iuv, Mc i Bc. U drugom koraku su prediktori atributi znanstvenika: polje u kojem djeluje, dob, spol, mjesto i vrsta institucije.

Analize su provedene na cijelom uzorku, za znanstvenike iz sva tri polja zajedno. U tablici 6.10 su prikazani rezultati analiza za dvije mjere znanstvenog učinka. U istoj tablici su i vrijednosti Spearmanovog koeficijenta korelacije⁸⁵ za mrežne varijable koji opisuje bivarijatan odnos između pojedinog prediktora i kriterija na uzorku svih znanstvenika (na netransformiranim vrijednostima).

Sveukupno je pomoću dva bloka varijabli objašnjeno 67,1 % ($p < ,001$) varijance stope produktivnosti i 64,7% ($p < ,001$) varijance *h*-indeksa. Mrežne varijable su objasnile visok postotak varijance stope produktivnosti - 63,5%, i nešto niži postotak varijance *h*-indeksa - 62,5% ($p < ,001$). Atributi aktera dodani u drugom koraku regresijskih analiza imaju općenito slabi, iako statistički značajan doprinos objašnjenju varijanci mjera znanstvenog učinka. Blok

⁸⁴ Distribucije rezidualnih vrijednosti i dijagrami raspršenja predviđenih vrijednosti i reziduala za sve regersijske analize kod kojih su interpretirane beta vrijednosti su prikazane u Prilogu 17.

⁸⁵ Za prikaz bivarijatnog odnosa koristimo Spearmanove koeficijente korelacije jer se radi o varijablama koje imaju Pareto distribucije, pa smo za deskripciju njihove povezanosti koristili neparametrijske postupke. Usporedbom s Pearsonovim koeficijentima korelacije u tablici 12 u Prilogu 18, može se primijetiti da procjene povezanosti nisu sistematski podcijenjene ili precijenjene.

atributa aktera objašnjava dodatnih 4,4% varijance stope produktivnosti i 3,2% varijance *h*-indeksa. Detaljniji uvid u važnost pojedinih varijabli mogu nam dati rezultati beta pondera pojedinih prediktora i njihove značajnosti u tablici 6.11. Bivarijatni odnos atributa aktera i transformiranih mjera znanstvenog učinka je prikazan u tablici 12 u Prilogu 18.

Tablica 6.11.
Hijerarhijske regresijske analize stope produktivnosti i *h*-indeksa

Blokovi prediktora	Stopa produktivnosti							H-indeks							
	1. korak: Mrežne varijable			r_s	<i>B</i>	<i>SE</i>	β	2. korak: Atributi aktera			r_s	<i>B</i>	<i>SE</i>	β	
<i>R</i>	R^2 (Korigirani R^2)	ΔR^2	<i>R</i>					R^2 (Korigirani R^2)	ΔR^2						
	0,797	0,635 (0,631)	0,635					0,791	0,625 (0,620)	0,625					
Stupanj I				,559	4,81	1,11	0,228***				,515	-0,35	2,59	-0,008	
Broj vanjskih veza				,563	0,03	0,01	0,130***				,574	0,13	0,02	0,236***	
Maksimalna snaga veze				,768	0,24	0,02	0,566***				,647	0,19	0,04	0,214***	
Indeks utjecaja veza				,682	0,01	0,01	0,028				,721	0,29	0,02	0,434***	
Međupovezanost				,556	0,88	0,82	0,044				,450	0,74	1,91	0,017	
Blizina				,329	-0,07	0,02	-0,107**				,394	0,12	0,05	0,090**	
	0,824	0,679 (0,671)	0,044					0,810	0,657 (0,647)	0,032					
Stupanj I					3,66	1,11	0,173**				1,40	2,66	0,030		
Broj vanjskih veza					-0,04	0,01	0,161***				0,12	0,02	0,214***		
Maksimalna snaga veze					0,23	0,02	0,557***				0,23	0,04	0,248***		
Indeks utjecaja veza					0,00	0,01	0,021				0,18	0,02	0,405***		
Međupovezanost					1,48	0,79	0,074				-0,10	1,88	-0,002		
Blizina					-0,07	0,02	-0,107**				0,14	0,05	0,107**		
Sociologija					0,05	0,03	0,069*				-0,02	0,06	-0,011		
Odgojne znanosti					-0,03	0,02	-0,058				0,08	0,05	0,061		
Spol					-0,04	0,02	-0,063*				-0,15	0,04	-0,113***		
Dob					0,00	0,00	-0,141***				0,00	0,00	0,076**		
Mjesto					0,03	0,02	0,046				-0,06	0,04	-0,044		
Vrsta institucije					0,02	0,02	0,038				-0,03	0,05	-0,024		
ANOVA					F (12/490)=86,232, $p<,001$						F (12/434)=69,224, $p<,001$				

Blizina:0=nije u glavnoj komponenti mreže, 1=u glavnoj je komponenti mreže; Spol: 0=muškarci, 1=žene; Mjesto: 0=izvan Zagreba, 1=Zagreb; Vrsta institucije:0=drugo, 1=sveučilište ili institut; Statistička značajnost:*** $p<,001$; ** $p<,01$; * $p<,05$;

r_s - Spearmanovi koeficijenti korelacije; svi su značajni (** $p<,01$)

6.3.2.2.1 Hijerarhijske regresijske analize stope produktivnosti

U skupu mrežnih varijabli najveći doprinos ima mjera ego mreža – maksimalna snaga veze ($\beta=,566, p<,001$). Veći broj radova s istim suradnikom je povezan s većom stopom produktivnosti. Rezultati upućuju na zaključak da je najbolji prediktor stope produktivnosti mjera najjače veze koju znanstvenik ima s nekim drugim autorom. Međutim, radi se o spurioznom efektu – veći broj radova s istim autorom podrazumijeva određenu razinu produktivnosti, i nemoguće je da maksimalna snaga veze bude u negativnom odnosu s brojem radova (dijagrami raspršenja u Prilogu 15). Ipak, takav rezultat ide u prilog važnosti stabilnih dugotrajnih suradnji za produktivnost znanstvenika. Po veličini efekta slijede prediktori broja suradnika unutar polja ($\beta=,228, p<,001$) i broja ostalih suradnika ($\beta=,130, p<,001$). Značajnost tih prediktora ukazuje da je veći broj suradnika izvan polja, a osobito suradnika iz polja, povezan s većom produktivnošću znanstvenika.

Mrežne varijable Iuv i Mc nisu značajan prediktor ($\beta=,028, p>,05; \beta=,044, p>,05$) unatoč visokim bivarijatnim korelacijama (tablica 6.11) s kriterijem. Globalna mjera blizine ima značajan negativan doprinos predviđanju stope produktivnosti ($\beta=-,170; p<,01$). Vrijednost Spearmanovog rho koeficijenta u tablici 6.11 pokazuje da je blizina u pozitivnoj korelaciji s kriterijem. Prema tome možemo zaključiti da je došlo do supresornog efekta zbog kolinearnosti prediktora radi visoke pozitivne povezanosti s ostalim prediktorima (tablica 6.9).

Dodavanjem atributa aktera u drugi blok prediktora, mrežne varijable zadržavaju status najrelevantnijih prediktora, iako su njihovi beta ponderi nižih vrijednosti. Najznačajniji prediktor u drugom bloku je dob znanstvenika ($\beta=-,141; p<,001$). Negativni predznak implicira da su stariji znanstvenici manje produktivni, ali relativno niska vrijednost beta pondera sugerira da se vjerojatno radi o posljedici blago zakrivljenog odnosa koji postoji između produktivnosti i dobi.⁸⁶ Naime, prijašnja istraživanja su sugerirala (Fox, 1983) da u zadnjim godinama znanstvene karijere, znanstvenicima opada produktivnost. Neki znanstvenici iz uzorka su bili umirovljeni 2008. godine, a do zadnje godine u istraživanom vremenskom periodu (2012.) vjerojatno je da je dio aktivnih starijih znanstvenika prestao biti aktivnima. Vanjski zahtjevi za objavljivanjem su se mijenjali kroz vrijeme, pa je moguće da se ne radi samo o efektu dobi već i o efektu različitih kohorti. Budući da je efekt dobi u

⁸⁶ Dodatno smo provjerili postojanje zakrivljenog odnosa stope produktivnosti i dobi: doprinos zakrivljenog odnosa nije statistički značajan. Ipak, kako se radi o kumulativnim vrijednostima stope produktivnosti, ne možemo isključiti mogućnost da je stvarna produktivnost kroz vrijeme u nelineranom odnosu s dobi.

zadnjih 21 godinu kontroliran preko mjere stope produktivnosti, negativan ponder prediktora dobi ukazuje da mlađi znanstvenici imaju veću vjerojatnost da će objavljivati radove češće. Varijable polja u kojem znanstvenik djeluje imaju malen, ali statistički značajan beta ponder. Za sociologe je predznak beta pondera pozitivan, što znači da je veća vjerojatnost postizanja veće produktivnost sociologa u usporedbi za psiholozima ($\beta=,069, p<,05$). To može implicirati da su dobivene razlike u stopi produktivnosti u korist psihologa (utvrđene u preliminarnim analizama), rezultat veće pojave suradnje kod psihologa. Nakon kontroliranja efekta suradnje preko mrežnih varijabli, za sociologe je nešto veća vjerojatnost da će imati visoku stopu produktivnosti nego za psihologe. Sagledano u širem kontekstu, veća produktivnost sociologa je povezana s većom učestalošću jednoautorskih radova. Takve radove su mogli objavljivati u jednom od brojnih hrvatskih časopisa u međunarodnim bazama, gdje je učestalost (i vjerovatnost) objavljivanja jednoautorskih radova znatno veća nego u međunarodnim časopisima (Jokić, Zauder i Letina, 2012). Polje odgojnih znanosti ima negativan predznak - u odnosu na psihologe je manja vjerojatnost da će imati visoku stopu produktivnosti, ali se radi o statistički neznačajnom efektu ($\beta=-,058, p>,05$). Efekt spola ima nezavisni doprinos objašnjenju stope produktivnosti nakon kontroliranja mrežnih varijabli ($\beta=-,063, p<,05$). Negativni predznak ukazuje da muškarci imaju višu stopu produktivnosti od žena. Ti rezultati će biti detaljnije prodiskutirani u raspravi.

Od atributa aktera, mjesto i vrsta institucije se nisu pokazali kao značajni prediktori ($\beta= ,046, p>,05$; $\beta= ,038, p>,05$). Neznačajan doprinos mjesta (Zagreb ili drugo mjesto) i vrste institucije (sveučilište i institut, ili ostale institucije) bi se mogao objasniti time da se veća produktivnost u većim i prestižnijim središtima može pripisati većoj mogućnosti pojedinca da se poveže i surađuje s drugima. Također, moguće je dobivenu neznačajnost objasniti gubitkom informacija dihotomiziranjem varijabli i nedostatkom tih informacija za dio uzorka (za varijablu Mjesto), te nepouzdanosti informacije o instituciji u kojoj znanstvenik radi (za varijablu Vrsta institucije) .

6.3.2.2 Hijerarhijske regresijske analize h-indeksa

Rezultati regresijske analize za *h*-indeks se razlikuju od rezultata za stopu produktivnosti. Prediktor s najvećim nezavisnim doprinosom u prvom (i drugom) koraku je mjera ego mreža – indeks utjecaja veza ($\beta=,434, p<,001$). Taj rezultat sugerira da je najbolji prediktor citiranosti znanstvenika učestalost suradnje s drugim znanstvenikom koji je visoko citiran. Iako je taj efekt intuitivno razumljiv i očekivan, potrebno je dobiven rezultat sagledati u kontekstu vrste podataka na temelju kojih su vrijednosti varijable dobivene. Naime, ako

dvoje autora često zajedno objavljuju radove, onda će svaki put kad netko citira njihov rad obojica imati veći broj citata, a time i h -indeks. Stoga umjesto objašnjavanja efekta ove varijable prijenosom znanja i utjecaja s jednog suradnika na drugog, treba imati na umu da se radi o korelacijskom istraživanju i da je povezanost mjera indeksa utjecaja i h -indeksa spuriozna. Broj suradnika koji nisu iz polja ima pozitivan i značajan doprinos u predviđanju h -indeksa ($\beta=,236, p<,001$). Dakle, veći broj „vanjskih“, interdisciplinarnih suradnji (tzv. „slabe veze“) je povezan s većim brojem citata, time i većim h -indeksom znanstvenika. Relativno je veći utjecaj ovog prediktora kod predviđanja h -indeksa, nego kod predviđanja stope produktivnosti. To je moguće objasniti suradnjom sa znanstvenicima iz drugih zemalja i znanstvenicima iz drugih polja kod objavljivanja radova koji postaju visoko citirani. Visoka citiranost takvih zajedničkih radova može biti zbog suradnje na nekom međunarodnom projektu, odnosno zbog općenito različite dinamike citiranosti u drugim poljima znanosti (npr. u biomedicini). Broj suradnika iz polja više nije značajan prediktor ($\beta=-,008, p>,05$), što se prije svega može objasniti visokom povezanošću tog prediktora s drugim prediktorima (tablica 6.9, tablica 12 u Prilogu 18). Maksimalna snaga veze ima nezavisan doprinos objašnjenju h -indeksa ($\beta=,214, p<,001$). Kod interpretacije tog nalaza, spurioznost mjera je manji problem jer mjere h -indeksa nisu direktno povezane s brojem radova. Dakle, možemo zaključiti da su znanstvenici koji su dio stabilnih timova više citirani, odnosno utjecajni. O smjeru kauzalnosti ne možemo zaključivati i moguće je da veći utjecaj povećava vjerojatnost nastanka dugotrajnih suradnji. Isto tako, moguće je da ponavljane suradnje dovode do kvalitetnijih radova.

Od globalnih mjera, blizina je značajan i pozitivan prediktor ($\beta=,090, p<,01$) h -indeksa. To ukazuje da autori koji su dio glavne komponente mreže svog polja imaju veću vjerojatnost da će imati visoki h -indeks. Drugačije rečeno, autori koji su izolirani ili djeluju u grupicama koje nisu povezane s najvećom komponentom mreže svog polja imaju manju vjerojatnost da će objaviti radove koji će biti citirani, pa stoga i manju vjerojatnost da će imati visoki h -indeks. Međupovezanost nije značajan prediktor ($\beta=,017, p>,05$). Takav rezultat sugerira da pozicija pojedinca u mreži polja koja odražava njegovu mogućnost kontrole protoka informacija nema utjecaja na mjere znanstvenog učinka. Ipak, visoko pozitivan bivarijatan odnos s kriterijem ukazuje da se radi o posljedici visoke međupovezanosti prediktora.

U drugom bloku su dodani atributi aktera. Većina prediktora iz prvog bloka se samo neznatno izmijenila. Od atributa aktera, najuspješniji prediktor je spol ($\beta=-,113, p<,001$). Spol

ima negativan beta ponder što znači da žene manje vjerovatno imaju visoki h -indeks nego muškarci kad se kontroliraju mrežne varijable. To potvrđuje rezultate nekih istraživanja koja su pokazala da žene dobivaju manje citata od muškaraca (Ceci i Williams, 2011). Čini se da te razlike u citiranosti nije moguće u potpunosti objasniti pretpostavljenim većim tendencijama muških znanstvenika da se umrežavaju i surađuju, pa prema tome imaju više radova i citata. Dob je također značajan prediktor ($\beta=,076, p<,01$), ali za razliku od regresijske analize za stopu produktivnosti, radi se o pozitivnoj povezanosti. Starija dob znanstvenika je povezana s višim h -indeksom. To je očekivani rezultat, budući da h -indeks nije korigirana mjera s obzirom na dob znanstvenika, jasno je da će stariji znanstvenici imati više vremena da steknu citate i utjecaj nego mlađi znanstvenici (u 1992 – 2012 periodu). Varijabla mjesta i vrste institucije nemaju značajan doprinos u objašnjenju varijance h -indeksa ($\beta=-,044, p>,05$; $\beta=-,024, p>,05$). To sugerira da mjesto i vrsta institucije nemaju utjecaja na h -indeks znanstvenika kada se kontroliraju mrežne varijable. Polje znanosti nije značajan prediktor, prema tome nakon kontroliranja mrežnih varijabli, znanstvenici iz različitih polja se ne razlikuju po veličini h -indeksa ($\beta=-,011, p>,05$; $\beta=-,061, p>,05$). Nakon kontroliranja utjecaja suradnje preko mrežnih varijabli u prvom koraku, ne postoje disciplinarne razlike s obzirom na mjeru učinka koja uzima u obzir i kvalitetu radova, koje smo utvrdili u ranijim analizama. Taj rezultat sugerira da se disciplinarne razlike u h -indeksu utvrđene u preliminarnim analizama barem djelomično mogu objasniti pojavom da su visoko citirani znanstvenici povezani s drugim takvim autorima. Nadalje, moguće je da su mnogi citati dobiveni na zajedničkim radovima nekolicine autora iz polja – što povećava njihove individualne h -indekse i prosjek za čitavo polje.

6.3.2.2.3 Regresije s obrnutim slijedom koraka

Da bismo ustanovili koliko uspješno mrežne varijable objašnjavaju mjere znanstvenog učinka nakon što se kontroliraju atributi aktera, provedene su hijerarhijske analize s istim prediktorima, ali su dva seta varijabli uvedena obrnutim slijedom. U prvom koraku su atributi aktera (sociodemografske i karijerne varijable), a u drugom mrežne varijable. Rezultati za stopu produktivnosti su prikazani u tablici 6.12.

Atributi aktera kao kontrolne varijable samostalno objašnjavaju 17,6% varijance stope produktivnosti. Mrežne varijable u drugom koraku doprinose s objašnjavanjem još 50,3% varijance. Na temelju tih rezultata možemo zaključiti da atributi aktera, koji su ispitivani u

Tablica 6.12.

Regresijske analize sa atributima aktera u prvom koraku				Stopa produktivnosti		
Blokovi prediktora						
<i>1. korak: Atributi aktera</i>						
	<i>R</i>	<i>R</i> ² (Korigirani <i>R</i> ²)	ΔR^2	<i>B</i>	<i>SE</i>	β
	0,419	0,176 (166)	0,176			
Sociologija				-0,16	0,04	-0,216***
Odgojne znanosti				-0,21	0,03	-0,349***
Spol				-0,05	0,03	-0,082
Dob				0,00	0,00	-0,04
Mjesto				0,06	0,03	0,09*
Vrsta institucije				0,15	0,03	0,237***
<i>2. korak: Mrežne varijable</i>						
	0,824	0,679 (0,671)	0,503			

Spol: 0=muškarci, 1=žene; Mjesto: 0=izvan Zagreba, 1=Zagreb;
 Vrsta institucije: 0=drugo, 1=sveučilište ili institut;
 Statistička značajnost: *** $p < ,001$; ** $p < ,01$; * $p < ,05$

ovom istraživanju, manje relevantni prediktori od mrežnih varijabli, te da mrežne varijable objašnjavaju visoki postotak produktivnosti čak i nakon kontroliranja atributa aktera. Usporedbom s rezultatima prije opisanih analiza, može se procijeniti da zajednička varijanca mrežnih varijabli, atributa aktera i stope produktivnosti iznosi oko 13,2%.

Polje sociologije je u prvom koraku značajan negativni prediktor stope produktivnosti ($\beta = -,216$, $p < ,001$). Prema tome su sociolozi manje produktivni od psihologa, što je već dobiveno u preliminarnim analizama. Međutim, taj odnos je značajan, ali obrnutog smjera kad se kontroliraju mrežne varijable koje opisuju suradnju (tablica 6.10). Također, polje odgojnih znanosti ima značajan i još viši efekt na stopu produktivnosti ($\beta = -,349$, $p < ,001$). Dakle, to je polje povezano s manjom produktivnošću u odnosu na polje psihologije. Kad se kontroliraju mrežne varijable, polje odgojnih znanosti nije značajan prediktor. Iz toga bi se moglo zaključiti da ako se kontroliraju mrežne varijable, razlike u produktivnosti između ta dva polja nisu značajne.

Spol uvršten u prvom koraku nema nezavisan doprinos u objašnjavanju stope produktivnosti ($\beta = -,082$, $p > ,05$). Dobiveni rezultati sugeriraju da su žene manje produktivne kada se kontrolira suradnja. Na sličan način se može interpretirati i neznačajan doprinos dobi u prvom koraku ($\beta = -,004$, $p > ,05$). Prema tome, kad se kontrolira suradnja, stariji su znanstvenici manje produktivni. Mjesto i vrsta institucije su značajni prediktori u prvom

koraku (mjesto: $\beta=,09$, $p<,05$; vrsta institucije: $\beta=,237$, $p<,001$). To sugerira da je veća produktivnost znanstvenika u glavnom gradu u odnosu na druge gradove, i onih zaposlenih na sveučilištu i institutima povezana s većim mogućnostima ostvarivanja suradnje.

Tablica 6.13.

Regresijske analize sa atributima aktera u prvom koraku

Blokovi prediktora			H-indeks			
<i>1. korak: Atributi aktera</i>						
	R	R ² (Korigirani R ²)	ΔR^2	B	SE	β
	0,419	0,158 (0,146)	0,158			
Sociologija				-0,59	0,08	-0,375***
Odgojne znanosti				-0,39	0,07	-0,3***
Spol				-0,25	0,06	-0,192***
Dob				0,01	0,00	0,152**
Mjesto				-0,01	0,06	-0,007
Vrsta institucije				0,22	0,07	0,162**
<i>2. korak: Mrežne varijable</i>						
	0,810	0,657 (0,647)	0,499			

Spol: 0=muškarci, 1=žene; Mjesto: 0=izvan Zagreba, 1=Zagreb;

Vrsta institucije: 0=drugo, 1=sveučilište ili institut;

Statistička značajnost: *** $p<,001$; ** $p<,01$; * $p<,05$

Isti postupak je ponovljen s h -indeksom kao zavisnom varijablom. Rezultati hijerarhijske analize u prvom koraku su prikazani u tablici 6.13.

Atributi aktera u prvom koraku hijerarhijske regresije objašnjavaju 15,8% varijance h -indeksa. Mrežne varijable u drugom koraku doprinose s objašnjavanjem još 49,9% varijance. Kao i kod stope produktivnosti kao zavisne varijable, atributi aktera su manje relevantni prediktori od mrežnih varijabli. Mrežne varijable objašnjavaju visoki postotak produktivnosti čak i nakon kontroliranja atributa aktera. Usporedbom s rezultatima prijašnjih analiza, može se procijeniti da zajednička varijanca mrežnih varijabli i atributa aktera koja objašnjava h -indeks iznosi oko 12,6%.

Uvidom u promjene u prediktivnom statusu pojedinih varijabli možemo izvesti zaključke o medijacijskom utjecaju suradnje na odnos između atributa i produktivnosti. Polje sociologije i polje odgojnih znanosti su u prvom koraku značajni prediktori ($\beta=-,375$, $p<,001$). ($\beta=-,3$, $p<,001$). Negativne vrijednosti beta pondera znače da je za znanstvenike iz tih polja manja vjerojatnost da će imati visoki h -indeks u odnosu na znanstvenike iz polja psihologije. Kako njihov efekt ne postoji kad su uneseni u drugom koraku, moguće je da veći h -indeks psihologa povezan s njihovom većom suradnjom s drugim znanstvenicima. Spol i dob u prvom koraku također značajno doprinose predviđanju h -indeksa ($\beta=-,192$, $p<,001$;

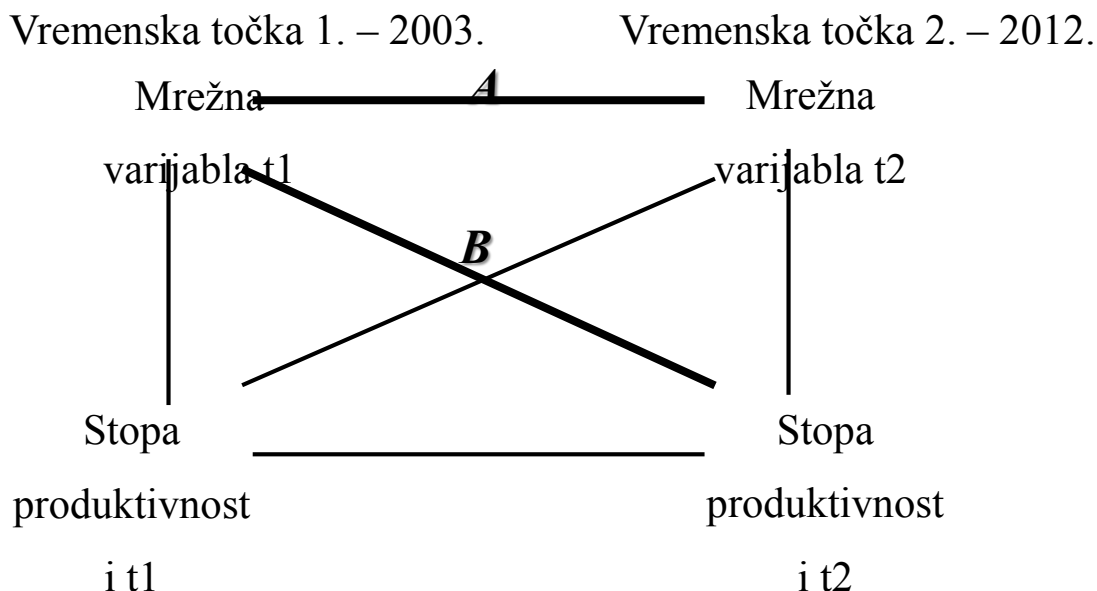
$\beta=,152, p<,01$). Njihovi beta ponderi uvedeni u drugom koraku (tablica 6.10) ne mijenjaju predznak i imaju nešto niže vrijednosti, ali su i dalje značajni. Bez obzira na mrežne varijable, muškarci i stariji znanstvenici imaju veću vjerojatnost da će imati visoki h -indeks nego žene i mlađi znanstvenici. To sugerira da mrežne varijable nemaju medijacijski utjecaj na odnos između tih varijabli i kriterija. Vrsta institucije samo u prvom koraku ima značajan doprinos ($\beta=,162, p<,01$). Takav rezultat upućuje da je veći h -indeks znanstvenika koji rade na sveučilištima i institutima povezan s njihovim obrascima suradnje. Drugim riječima, zaposleni u tim institucijama imaju citiranije radove, veći h -indeks, što je moguće objasniti njihovim većim mogućnostima da ostvare dugotrajnu suradnju s drugim utjecajnim znanstvenicima. Mjesto se ni u ovim analizama nije pokazalo kao relevantan prediktor u objašnjavanju h -indeksa ($\beta=-,007, p>,05$). To upućuje da djelovanje u glavnom gradu nema utjecaja na kvalitetu, mjerenu h -indeksom znanstvenika.

6.3.2.3 Križne korelacije s vremenskim pomakom: Povezanost stope produktivnosti u t2 s mrežnim varijablama u t1 i stabilnost mrežnih varijabli

Ulazni podaci za sve zavisne varijable u ovom istraživanju se temelje na bibliografskim zapisima iz različitih izvora o objavljenim radovima pojedinih znanstvenika. Ti zapisi osim koautorstva i osnovnih informacija o radu (naslov, izvor, izdavač, itd.) sadrže informaciju o godini objave rada. Stoga smo proveli dodatne analize kojima smo htjeli iskoristiti longitudinalnu priorodu podataka za izvođenje čvršćih zaključaka o stvarnoj mogućnosti predviđanja znanstvenog učinka na temelju mreže koautorstva pojedinog znanstvenika. Sve smo mrežne varijable za svakog ispitanika izračunali za dva vremenska razdoblja, period od 1992. do 2002. (t1) i period od 2003. do 2012. (t2). Isto je provedeno i za stopu produktivnosti pojedinog znanstvenika. Za mjeru h -indeksa to nije bilo moguće, jer nismo raspolagali informacijama o tome kad je znanstvenik dobio citat za svoje radove⁸⁷. Zato se u narednim analizama kao zavisna varijabla koristi samo mjera objavljiivačke produktivnosti u t2 (ukupni broj radova u periodu od 2003. do 2012.) podijeljena s brojem

⁸⁷ Moguće je bilo samo izračunati h -indeks na temelju citata dobivenih u cijelom 21-godišnjem periodu za radove objavljene u svakom periodu zasebno. Time bi citati za radove u prvom periodu koji su dobiveni u drugom periodu bili korišteni te dali mjeru h -indeksa koju znanstvenik zapravo nije imao zaključno s 2003. godinom. To bi uzrokovalo teškoće u interpretaciji, koje su posebno problematične ako uzmemo u obzir pojavu samocitata – pojava da autori u svojim radovima citiraju svoje prijašnje radove. U tim slučajevima bi već sama produktivnost pojedinog znanstvenika u t2 potencijalno bila povezana s h -indeksom u t1.

potencijalno aktivnih godina znanstvenika u t2 periodu (2003-2012). Stopa produktivnosti za prvi period je broj objavljenih radova u tom periodu podijeljen s brojem potencijalno aktivnih godina u periodu 1992-2002 . Slika 6.14 prikazuje koje smo od mogućih analiza odnosa među mrežnim varijablama i stope produktivnosti proveli.



Slika 6.14. Grafički prikaz križnih korelacija s vremenskim pomakom i vrste odnosa koje se mogu ispitivati

Najprije smo izračunali korelacije među svim mrežnim varijablama u dva perioda (t1 i t2) i zavisne varijable – stope produktivnosti (t1 i t2). Iz dobivene korelacijske matrice, u tablici 6.14 su prikazane samo one korelacije koje su bitne za odgovaranje na naše istraživačko pitanje (odnosi označeni masnom linijom na slici 6.14).

Tablica 6.14.

Povezanost mrežnih varijabli u t1 i t2 točkama mjerenja (stupac A) i mrežnih varijabli u t1 sa stopom produktivnosti u t2 (stupac B)

<i>Lokalne mjere</i>	A	B
Stupanj I	,250**	,205**
Broj vanjskih veza	,218**	,180**
<i>Mjere ego mreža</i>		
Maksimalna snaga veze	,438**	,364**
Efektivna veličina	,425**	,378**
Indeks utjecaja veza	,593**	,395**
<i>Globalne mjere</i>		
Međupovezanost	,454**	,331**
Blizina	,756**	,280**

Napomena: Korelacije su dobivene na uzorcima različite veličine, N od 181 do 754.

Kao što je prikazano na slici 6.14, korelacije u stupcu A nam pokazuju kolika je povezanost mrežnih varijabli u t1 i t2. Dobivene vrijednosti se mogu interpretirati kao stabilnost mrežnih varijabli kroz vrijeme. Od svih mrežnih varijabli najnižu stabilnost u vremenu ima broj vanjskih veza ($r_s=0,218$). To je moguće objasniti velikim rasponom mogućih suradnika izvana i promjenama u sklonosti suradnji s znanstvenicima iz drugih polja. Stupanj centralnosti u mreži svog polja također ima nisku stabilnost ($r_s=0,250$). To upućuje da se pozicija pojedinca u njegovoj mreži mijenja. To se djelomično može objasniti velikim vremenskim periodima koje t1 i t2 zahvaćaju. U tom vremenu je nužno došlo do većih promjena u veličini cijele mreže (što je utvrđeno u prvom istraživačkom problemu), a time se i pozicija pojedinaca morala promijeniti. Također, kako smo ranije već navodili, u drugom periodu je došlo do znatnog povećanja broja hrvatskih časopisa koje pokriva jedna od baza (WoS), pa je zasigurno i taj moment djelovao na dobivene promjene. Uzevši u obzir duljinu pojedinog perioda i promjene u širini korištenih izvora, dobiveni koeficijenti korelacije ne ukazuju na nisku stabilnost pozicije pojedinca u mreži. Najveću i visoku stabilnost ima mjera blizine ($r_s=,756$). Uključenost znanstvenika u *GK* svog polja do 2003. je visoko povezana s uključenosti u glavni dio mreže u 2012. Ako se sjetimo da je dovoljna samo jedna suradnja s bilo kime iz *GK* da se pojedinac smatra dijelom te komponente, onda visoka stabilnost ove mjere malo iznenađuje. Može se zaključiti da jednom kad znanstvenik „uđe“ u *GK*, mala je vjerojatnost da će iz nje izaći. Ostale mjere (međupovezanost i mjere ego mreža) su umjereno stabilne. Kod interpretacije stabilnosti mjera ego mreža je važno napomenuti da strukturalne mjere ne daju informaciju s kime znanstvenik surađuje, već samo o strukturi njene/njegove mreže. Mreže mogu sadržavati posve drugačije altere. Strukturalne promjene u mrežama se mogu dogoditi čak ako su alteri ostali isti. To je moguće ako su se veze među njima promijenile, ili dolaskom drugih altera u mrežu. U kontekstu globalnih mjera, moguće je da ego i njegova mreža budu identični u t1 i t2, a da se globalne mjere za ta dva razdoblja razlikuju. Primjerice, ulazak izolirane trijade iz t1 u glavnu komponentu u t2 preko veza jednog od altera.

Longitudinalna priroda podataka nam omogućava da provjerimo stvarnu prediktivnu vrijednost mrežnih varijabli u odnosu na teorijski najbolji mogući prediktor buduće produktivnosti znanstvenika, a to je prijašnja produktivnost. Prema teoriji bihevioralne konzistencije najbolji prediktor budućeg ponašanja je prošlo ponašanje (Bowling i Burns, 2010). Također, više nema spuriozne korelacije koja nužno postoji u svim analizama koje se

vrše na istom skupu radova. Provedena je analiza kojoj je cilj odgovoriti na pitanje: Koliko skup mrežnih varijabli predviđa buduću produktivnost povrh informacije o prijašnjoj stopi produktivnosti znanstvenika?

Samo za manji dio uzorka se moglo očekivati da će imati vrijednosti u obje vremenske točke za sve mrežne varijable, pa je prema tome manji i broj varijabli čiju je uspješnost predviđanja moguće testirati. Zato je proveden odabir samo nekih mrežnih varijabli ispitivanih u ovom radu. Odabrane su varijable prema sljedećim kriterijima: 1) imaju relativno višu povezanost s kriterijem (stupac B u tablici 6.14); i 2) da su u konačnom skupu prediktora prezentirane mrežne varijable različite vrste s obzirom na njihovu metodološku složenost. Mjera blizine nije uvrštena u prediktorski skup zbog relativno niže povezanosti s kriterijem ($r=0,280$), a zbog visoke povezanosti efektivne veličine i broja vanjskih veza, po principu jednostavnosti i zbog metodoloških ograničenja Ev mjere, uvrštena je samo Bvv.

Korelacije u stupcu B daju informaciju o veličini povezanosti mrežnih varijabli u prvoj vremenskoj točki sa stopom produktivnosti u drugoj vremenskoj točki. Obrazac korelacija je sličan kao u tablici 6.9, ali su ukupno uzevši, nižih vrijednosti. Niže vrijednosti sugeriraju da je stvarna mogućnost predviđanja na temelju mrežnih varijabli manja nego njihova povezanost s mjerama učinka, te da je za dio povezanosti u prijašnjim analizama odgovorna spurioznost mrežnih mjera i mjera učinka.

6.3.2.3.1 Predviđanje stope produktivnosti u t2

Odabrani je skup od pet mrežnih varijabli: indeks utjecaja veza, broj internalnih veza (stupanj I), broj vanjskih veza, maksimalna snaga veze i međupovezanost. U hijerarhijskoj regresijskoj analizi u prvom koraku je prediktor prijašnja produktivnost (stopa produktivnosti u t1), a u drugom koraku su prediktori izabrane mrežne varijable u t1.

Budući da je uzorak znanstvenika koji imaju mjere za sve mrežne varijable u obje točke mjerenja manji i selekcioniran prema produktivnosti, najprije su provedene analize kojima je cilj provjeriti opravdanost korištenja regresijskih analiza na takvom uzorku. Nakon logaritamske transformacije varijabli, pokazatelji kolinearnosti varijabli (VIF i Tolerance) su bili u prihvatljivom rasponu i distribucija rezidualnih vrijednosti je bila nalik normalnoj distribuciji (Slika 29 i 30 u Prilogu 17). Kako se radi o manjem uzorku ($N=237$) koji je usto

selekcioniран prema produktivnosti, iz analize su isključeni svi čije su vrijednosti Mahalanobis udaljenosti⁸⁸ bile ekstremne ($p < ,01$; $N=4$).

U tablici 6.15 su prikazani rezultati regresijske analize za objašnjenje stope produktivnosti u t2.

Tablica 6.15.
Regresijska analiza za stopu produktivnosti u t2

Blokovi Prediktora	Zavisna varijabla: Stopa produktivnosti u t2 (2003-2012)					
<i>1. korak: Prijašnja produktivnost</i>						
	<i>R</i>	<i>R</i> ² (Korigirani <i>R</i> ²)	ΔR^2	<i>B</i>	<i>SE</i>	β
	0,510	0,260 (0,257)	0,260			
Stopa produktivnosti u t1 (1992-2002)				0,72	0,08	0,510***
<i>2. korak: Mrežne varijable u t1 (1992-2003)</i>						
	<i>R</i>	<i>R</i> ² (Korigirani <i>R</i> ²)	ΔR^2	<i>B</i>	<i>SE</i>	β
	0,546	0,298 (0,280)	0,043			
Stopa produktivnosti (t1)				0,65	0,13	0,459***
Indeks utjecaja veza (t1)				0,08	0,03	0,224**
Stupanj I (t1)				-1,94	1,54	-0,103
Broj vanjskih veza (t1)				-0,03	0,02	-0,083
Maksimalna snaga veze (t1)				-0,03	0,07	-0,034
Međupovezanost (t1)				2,25	1,78	0,093
ANOVA	$F(6/226)=16,024, p < ,001$					

*** $p < ,001$; ** $p < ,01$; * $p < ,05$

Svi prediktori mjereni na podacima za t1 objašnjavaju ukupno 28% ($p < ,001$) varijance stope produktivnosti u t2. Prijašnja produktivnost je objasnila 26% varijance, a mrežne varijable su dodatno objasnile još 4,3% varijance. Očekivano je da će prijašnje ponašanje, odnosno produktivnost znanstvenika biti uspješan prediktor buduće produktivnosti. Prema tome, znanstvenici koji objavljuju puno radova u jednom vremenskom periodu, nastave sa podjednakom stopom objavljivanja i u drugom vremenskom periodu. Rezultati pokazuju da stopa ranije produktivnosti ima najveći i relativno visok beta ponder ($\beta = ,510$ $p < ,001$, u prvom koraku; $\beta = ,459$ $p < ,001$ u drugom koraku). Time je u ovom skupu varijabli najbolji prediktor ranija stopa produktivnosti.

⁸⁸ Mahalanobis udaljenost (D^2) je multidimenzionalna verzija z vrijednosti. Mjeri udaljenost ispitanika od centroida (multidimenzionalne aritmetičke sredine) distribucije, uzimajući u obzir kovarijance. Outliner je rezultat onog ispitanika čija je vjerojatnost pojavljivanja 0,01 ili manja. D^2 slijedi hi-kvadrat distribucije sa stupnjevima slobode jednakim broju varijabli uključenih u analizu. Mahalanobis D^2 zahtijeva da varijable budu barem na ordinalnoj ljestvici (Schinka, Velicer, i Weiner, 2003). Prisutnost tih ekstremnih slučajeva je dovela do heteroscedasticeta disperzije rezultata.

Značajnosti beta pondera za mrežne varijable prikazani u tablici 6.15, pokazuju da samo jedna varijabla ima značajan i nezanemariv doprinos u predviđanju – indeks utjecaja veza ($\beta = ,224$; $p < ,01$). Neznačajnost ostalih mrežnih prediktora je vjerojatno rezultat kolineranosti prediktora, iako je povezanost prediktora u ovoj analizi manje visoka nego u prethodnim analizama. Osim toga, povezanost mrežnih prediktora u t1 s kriterijem u t2 je općenito niža nego kod prethodnih analiza (koeficijenti korelacije u tablici 6.13 pokazuju kolika je povezanost pojedinog prediktora s kriterijem). Kod interpretacije povezanosti indeksa utjecaja veza više nije problem spurioznost prediktora i kriterija, jer su mjere indeksa utjecaja veza dobivene na jednom skupu radova (onih objavljenih u t1 periodu), a stopa produktivnosti je izračunata iz drugog skupa radova (koji su objavljeni u t2 periodu). Stoga s većom razinom sigurnosti možemo tvrditi da se radi o mjeri stvarne povezanosti, odnosno da će znanstvenik koji ima češće zajedničke radove s utjecajnim znanstvenikom u budućnosti imati veću stopu produktivnosti bez obzira na raniju stopu produktivnosti. To je snažan argument o važnosti postojanja utjecajnih suradnika, tj. suradnika koji imaju visoki *h*-indeks, za budući uspjeh u znanstvenoj karijeri. Alternativno objašnjenje jest da se u mnogim slučajevima radi o stabilnom obrascu suradnje između pojedinog znanstvenika i znanstvenika s visokom mjerom citiranosti, odnosno da osobe s visokim *h*-indeksom imaju dugotrajne suradnje s istim znanstvenicima, što se odražava u visokoj stopi produktivnosti njihovih suradnika u oba perioda.

Iako beta prediktori nisu primjereni indikator samostalnog doprinosa pojedinih prediktora radi ranije navedenih razloga (odstupanje od normalne distribucije i multikolinearnost), komentirat ćemo nepostojanje značajnog efekta maksimalne snage veze ($\beta = -,050$; $p > ,05$). Msv je u ranijim analizama na cijelom vremenskom periodu bila najuspješniji prediktor. Ovi rezultati idu u prilog konstataciji da se radilo o spurioznom efektu: povezanost je bila posljedica postojanja visoko produktivnih autora u uzorku kod kojih se događa da u većem broju radova surađuju s brojnim suradnicima, među kojima se neki pojavljuju više puta.

6.3.3 Rasprava

Nekoliko je istraživanja pokazalo da znanstvena produktivnost ovisi, između ostalog, o stavu znanstvenika prema suradnji u istraživanjima. Pritom se o tom stavu ponekad zaključuje na temelju anketnih ispitivanja znanstvenika (npr. Lee i Bozeman, 2005), a ponekad se o istom zaključuje na temelju opaženih ponašanja suradnje, odnosno mjera koautorstva (npr. Abbasi i Altmann, 2011). Znanstvenici imaju koristi od suradnje zbog metodoloških i tehnoloških komplementarnosti te sinergije, čime se povećava kvaliteta i kvantiteta njihovog radnog učinka.

Prije rasprave o rezultatima koje smo dobili u svrhu odgovaranja na drugi istraživački problem, potrebno je napomenuti važan nedostatak provedenih statističkih analiza.

Problem statističkog testiranja hipoteza u mrežnom pristupu

Usmjeravanje na dijadske odnose u mrežnim istraživanjima zahtijeva razvoj posve novih mjera i analitičkih alata. Statistički postupci koji se primjenjuju na analizi podataka o atributima pojedinaca se ne mogu primijeniti na relacijske podatke jer klasične metode pretpostavljaju da postoji nezavisnost opažanja, da rezultat jedne osobe na nekoj mjeri nije ni na koji način ovisan o rezultatu druge osobe na istoj mjeri.

Sve su mjere izvedene iz ADM relacijske prirode: opažanja nisu nezavisna, mjera jednog pojedinca je dobivena u odnosu na sve druge (dok atributi pojedinca poput spola, dobi i sl. nisu). Usto, uzorak nije slučajan, a distribucija varijabli u populaciji je nepoznata i vjerojatno nije normalna. Stoga na razini pojedinca, klasične statističke metode se mogu koristiti samo u deskriptivne svrhe, za npr. procjenu smjera i veličine povezanosti, ali ne i za statističko zaključivanje o značajnosti dobivene povezanosti. U prošlosti je vrlo velik problem kod ADM bio nemogućnost statističkog testiranja hipoteza, ali zbog razvoja tehnologije i specijaliziranih softvera to više nije slučaj. Hipoteze mogu biti izražene na razini pojedinca, dijade ili mreže. U svrhu zaključivanja o vjerovatnosti dobivenih rezultata, odnosno određivanja p vrijednosti, u ADM se koriste permutacijski testovi (Prell, 2011). Ti testovi su softverski i računalno zahtjevni i ne daju dobre procjene granica pouzdanosti. Na razini dijada, kad se pokušava utvrditi povezanost dviju vrsta relacija na istom skupu čvorova, da bi mogli utvrditi značajnost povezanosti upotrebljavaju se QAP (*quadratic assignment*

procedure) korelacije koje se također koriste permutacijskim testiranjem ali na matricama odnosa⁸⁹.

Prema tome, provedene analize nisu idealni statistički postupak. Dva su razloga radi kojih se ipak primjenjuju. Prvo, osim međupovezanosti i blizine korištene mrežne varijable nisu zavisna mjerenja u strogom smislu (Bvv, Msv, Ev, Iuv). Pri njihovoj analizi se mogu koristiti i često se koriste standardni statistički postupci koji podrazumijevaju nezavisnost rezultata (Borgatti i sur., 2013). Naime, iako se alteri jednog ega mogu preklapati s alterima drugog ega u mreži preko kojeg su povezani, to ne predstavlja problem zavisnosti jer korištene mjere ego mreža ispituju strukturu pojedine ego mreže: snagu veze s alterima i njihovu međupovezanost, i svaka od njih se smatra jedinstvenom za pojedinca (poput „snježne pahuljice“). Zbog jedinstvene konstelacije veza unutar sebe, nije direktno vezana s atributima pojedinih altera, odnosno njegovom mogućnošću da bude alter u ego mrežama drugih znanstvenika. Iako podaci nemaju urednu hijerarhijsku strukturu, i neki alteri su ugniježđeni u više ego mreža (Van Duijn i Vermut, 2006), u ovim analizama je primarni interes obrazac, tj. struktura povezanosti, a ne alteri. Atributi altera služe prvenstveno boljem opisu *strukture veza* pojedinca. Istraživači takve mjere obično tretiraju kao nezavisne (Hill, 2008; Abbasi, 2011) pa su tako tretirani i u ovom radu.

U statističkom smislu, problem predstavlja svaka mjera koja proizlazi iz pozicije pojedinca unutar čitave mreže. Takva mjera ne ispunjava jedan od osnovnih uvjeta za provođenje većine parametrijskih testova jer ne postoji nezavisnost mjerenja (pored nepostojanja normalne distribucije). Metode regresije u tom slučaju ne ponderiraju slučajeve na odgovarajući način i ne uzimaju u obzir autokorelacije (Moody, 2004). Prikladnije je primijeniti tzv. QAP korelacije i QAP regresije koje na osnovi permutacijskih testova procjenjuju vjerojatnost dobivene povezanosti.

Drugo, istraživači primjenjuju klasične regresijske postupke u analizama (istraživanja mreža koautorstva, npr. Ductor., Fafchamps, Goyal, i van Der Leij, 2011; istraživanja u organizacijskom kontekstu, npr. Sparrowe, Liden, Wayne, i Kraimer, 2001). Radi se o uzorcima koji predstavljaju neku uže definiranu populaciju pa je mogućnost generaliziranja na druge populacije već istraživačkim nacrtom ograničena. Temeljni uvjet općenitosti rezultata je slučajan uzorak, što uzorak u ADM po definiciji nije. Prema tome, čak i točna procjena

⁸⁹ Permutacijski testovi kontroliraju strukturu mreža (Borgatti i sur., 2013), ali razvijen je poseban skup modela koji strukturu nastoje objasniti koristeći kompjuterske simulacije za generiranje distribucija vjerojatnosti mreža. Jedan od najpoznatijih je tzv. SIENA model (vidi: Snijders, van de Bunt i Steglich, 2010).

značajnosti dobivenih rezultata u ADM, sama po sebi, ne daje informaciju o mogućnosti generalizacije rezultata (Borgatti i sur., 2013). Provođenje analiza na varijablama relacijske vrste zahtijeva i posebna softverska rješenja jer ih većina najkorištenijih statističkih programa ne omogućuje. Stoga se i u ovom radu koriste regresijske analize čak i na globalnim mjerama pozicija pojedinca: međuzavisnosti i blizine. Mjera blizine je dihotomizirana, pa je problem zavisnosti sveden na manju mjeru. Kod mjere međupovezanosti, sve beta pondere i statističke značajnosti vezane uz njih treba promatrati samo kao aproksimacije koje ne uzimaju u obzir autokorelacije i različitu vjerovatnost pojavljivanja pojedinog rezultata od one koja se pretpostavlja kod mjerenja koja su istinski nezavisna.

6.3.3.1 Atributi aktera i produktivnost

Kao što je u uvodu ovog rada navedeno, postoje mnogi faktori koji djeluju na produktivnost znanstvenika (sociodemografske, psihološke i karijerne) i većina istraživanja su se bavila samo nekima od njih. Simonton (1988; prema Feist i Gorman, 1998) ih je kategorizirao u dvije kategorije: ekstrinzične i intrinzične faktore. U takvoj kategorizaciji u intrinzične faktore spadaju: motivacija, osobnost, iskustvo, inteligencija i kreativnost. Ekstrinzični faktori su gotovo svi ostali faktori. Istraživanja su se najviše bavila ekstrinzičnim faktorima: sociodemografskim i karijernim. Empirijski dokazi djelomično podržavaju utjecaj ekstrinzičnih faktora, što je u skladu s dugo zastupanim stajalištem sociologa da ekstrinzični faktori, poput rane produktivnosti; nagrada; institucijske podrške, imaju važnu ulogu u održavanju visokih razina produktivnosti kod nekih, a djeluju destimulirajuće za druge (Cole i Cole, 1973; Merton, 1973; Zuckerman, 1967). Prema takvom gledištu, znanstvenici koji produciraju utjecajne radove rano u karijeri, te stoga bivaju nagrađeni brzim napredovanjem, financijskom podrškom i prestižnim priznanjima su oni za koje je najvjerojatnije da će nastaviti biti produktivni. Rezultati brojnih istraživanja potvrđuju ta očekivanja. Sociolozi taj fenomen objašnjavaju u terminima kumulativne prednosti (ili Matejevog efekta). Ispitivanja utjecaja intrinzičnih faktora su bila relativno rjeđa (za izuzetak vidi: Feist, 1993).

U takvoj podjeli nije jasno gdje kategorizirati suradnju, budući da suradnici mogu biti u određenoj mjeri „zadani“, ali vjerojatno je da za neke suradnje postoji i sloboda izbora.

U ovom istraživanju su atributi aktera ograničeni samo na tzv. ekstrinzične faktore (sociodemografski i karijerni) što je uvjetovano načinom prikupljanja podataka. Iako je primarni cilj ovog rada utvrditi uspješnost mrežnih varijabli, zanimalo nas je koliko mrežne varijable doprinose predviđanju znanstvenog učinka jednom kad se kontroliraju atributi aktera

koji su relevantni prema rezultatima ranijih istraživanja. Provedene analize su pokazale da je doprinos sociodemografskih i karijernih varijabli skroman, ali značajan. Međutim odnos između nekih atributa i kriterija je bio drugačiji kad su uneseni u drugom koraku regresijske analize, što ukazuje na postojanje medijacijskog utjecaja suradnje na odnos atributa i kriterija, ili moderatorski utjecaj nekih atributa aktera na odnos suradnje i kriterija. Te rezultate ćemo raspraviti u kontekstu rezultata drugih istraživanja.

6.3.3.1.1 Dob

Rezultati provedenih analiza sugeriraju da dob nije povezana sa stopom produktivnosti. Što je očekivano jer je dio utjecaja dobi eliminiran dijeljenjem broja radova s brojem potencijalno aktivnih godina u znanosti. Međutim, kad se kontroliraju mrežne varijable pokazuje se da je dob ima negativan doprinos u objašnjavanju varijance stope produktivnosti. Prema Feistu i Gormanu (1998), jedno od najstarijih pitanja u psihologiji znanosti je kako se produktivnost mijenja s dobi. Produktivnost u početku raste u funkciji dobi, doseže vrhunac, nakon čega dolazi do stagnacije, a potom i sporijeg opadanja. Kad se kontrolira različiti način operacionalizacije radnog učinka, krivulja kvantitete i kvalitete produktivnosti ima svoj vrh u otprilike istoj dobi, u ranim 40-ima, nakon kojeg dolazi do pada koji je usporenog trenda.

Međutim, rezultati istraživanja nisu konzistentni. Pokazalo se da na izraženost tog obrasca utječe disciplina unutar koje znanstvenik djeluje - više je izražen kod prirodnih nego kod društvenih znanosti. Utječe i vrsta istraživačkog nacrt - više je izražen kod krossekcijskih nacrt, što se pripisuje razlikama u objavljiivačkoj aktivnosti različitih kohorta. Postoje brojna teoretska objašnjenja, od kojih najviše empirijske potpore imaju hipoteza da se gorljivost („žar“) i motivacija znanstvenika smanjuju u kasnijim godinama te da u toku specijalizacije, znanstvenici izgube svježeg gledište koje je nužno za prodor novih ideja⁹⁰ (Pelz i Andrews, 1968; prema Fox, 1983). Čini se da pad u produktivnosti povezan s dobi vjerojatno nije rezultat pada inteligencije, već je vjerojatnije povezan s opadanjem motivacije, a jedno longitudinalno istraživanje motivacije znanstvenika je potvrdilo njeno opadanje s dobi (Schaie, 1984, Eiduson, 1974; prema Feist i Gorman, 1998). Također, osim prvog šiljka koji se pojavljuje u prosjeku 10 godina nakon početka karijere⁹¹, u nekim istraživanjima (Pelz i

⁹⁰ Ostale hipoteze koje nisu potvrđene su (prema Fox, 1983): (a) intelektualno funkcioniranje znanstvenika atrofira s godinama; (b) uspješni znanstvenici su u kasnijim fazama karijere „odvučeni“ u neistraživačke aktivnosti, posebno administraciju.

⁹¹ Početak karijere se u većini ranijih istraživanja smatra „postizanje doktorata“ čiji se rezultati ovdje opisuju. U novijim istraživanjima se sve češće koristi mjera tzv. znanstvene dobi – broj godina od prvog objavljenog rada (npr. Kronegger, 2012)

Andrews, 1976; prema Fox, 1983) je pronađeno da postoji i drugi šiljak koji se pojavljuje 10 do 15 godina poslije (otprilike u 50-ima ili pred umirovljenje). Takav nalaz se dijelom pripisuje razlikama u zavisnim varijablama (Fox, 1983): veliki, gotovo dramatičan pad se uočava kad se promatraju samo najveći doprinosi, a pad je manje izražen kad se promatraju sve vrste objavljenih radova i drugih doprinosa (npr. patenti). Longitudinalna istraživanja koja prate jednu kohortu pokazuju drugačiji odnos produktivnosti i dobi. Primjerice, Bayer i Smart (1991) su pratili kohortu američkih kemičara 25 godina od početka karijere i dobili su da je objavljiivačka produktivnost bila relativno konstantna kroz vrijeme. Feist i Gorman (1998) zaključuju da iako dob utječe na produktivnost, taj utjecaj nije velik i odgovoran je za samo mali postotak varijance u produktivnosti. Kao ilustrativno istraživanje za tu činjenicu navode rad Hornera i suradnika (1986) koji su na uzorku preko 1 000 muških istraživača u psihologiji, različitih kohorta, pronašli da je dob objasnila samo 6,5% ukupne varijance stope objavljiivanja. Takvi nalazi, zaključuju autori, ukazuju da ostali faktori, bilo individualni ili socijalni imaju snažniji utjecaj na produktivnost. Ako je odnos tako konzistentan, kao što većina istraživanja sugerira, dob je potrebno kontrolirati u nacrtima, tako da se može odvojiti od drugih faktora koji utječu na produktivnost (Ryan, 2006).

U ovom istraživanju, dob je značajan i pozitivan prediktor citiranosti (*h*-indeksa). To je očekivano jer ta mjera nije korigirana s obzirom na dob i logično je da stariji znanstvenici imaju više citata zbog više objavljenih radova.

Uvidom u bivarijatne odnose dobi s kriterijima i prediktorima (tablica 12 u Prilogu 18), vidi se da je u blagom negativnom odnosu s stopom produktivnosti i mjerama blizine. To je moguće objasniti starijim znanstvenicima u uzorku koji su pri kraju svoje karijere, pa su bili manje aktivni u objavljiivanju i suradnjama. Također, ne postoji pozitivna povezanost maksimalne snage veze i dobi, što je u suprotnosti s rezultatima Van der Leija i Goyala (2010), opisanog u trećem poglavlju. Stariji nemaju snažnije veze, a to je moguće objasniti eventualno različitim obrascima objavljiivanja starijih znanstvenika povezano s različitim prevladavajućim obrascima koji su postojali u vrijeme kad su bili najaktivniji.

Prema nekim istraživanjima, u toku znanstvene karijere mrežne aktivnosti u početku rastu, ali nakon otprilike 20 godina počinju opadati (van Rijnssoever, Hessels, i Vandenberg, 2008). Dakle, postoji razlika u „sposobnosti“ iniciranja i primanja veza s obzirom na dob aktera. Rezultati ukazuju da postoji pozitivni bivarijatni odnos dobi s brojem vanjskih veza i nepostojanje odnosa s brojem unutarnjih veza. Međutim, radi se o kumulativnim mjerama

broja suradnika, pa ne možemo donositi zaključke o eventualnom nelinearnom odnosu broja novih suradnika s obzirom na dob znanstvenika.

6.3.3.1.2 Spol

Rezultati provedenih analiza u ovom radu sugeriraju da je potencijalni negativni efekt spola za produktivnost žena neutraliziran suradnjom. Uvođenjem mjera suradnje operacionaliziranih preko mrežnih varijabli u prvom koraku regresijskih analiza, spol nema značajan doprinos u objašnjenju stope produktivnosti. Alternativna objašnjenja su da žene imaju niži status radi kojeg moraju više surađivati da bi ostvarile podjednaku razinu produktivnosti kao kolege. Moguće je da su zbog veće suradnje i „cijena“ vezanih uz nju, žene manje produktivne. Tome u prilog idu rezultati o odnosu *h*-indeksa i spola: žene imaju niži *h*-indeks i čini se da kod te mjere suradnja nema medijacijski utjecaj. Što se tiče kvalitete rada, neka istraživanja su pronašla da muškarci dobivaju više citata nego žene (npr. Cole, 1987; Reskin, 1977; prema Feist i Gorman, 1998), ali moguće je da je to njihovog većeg broja objavljenih radova. Kad se broj radova drži konstantom, žene publiciraju radove koji imaju veći broj citata, nego muškarci (Long, 1992; Sonnert, 1995). Međutim, takvi rezultati nisu konzistentno dobivani.

Mnoga istraživanja su pokazala da su muškarci produktivniji od žena (npr. Cole i Cole, 1973; Long, 1992; Abramo, D'Angelo i Caprasecca, 2009). Spolne razlike vrijede za ukupni broj publikacija i prosječni broj radova po godini (stopi produktivnosti). Postoje kontradiktorni dokazi da li se te razlike tijekom karijere smanjuju (npr. Long, 1992) ili povećavaju (npr. Cole, 1987). Objašnjenja tih rezultata su mnogobrojna. Spominju se (Feist i Gorman, 1998): razlike u obiteljskim obavezama, prestižu institucije, rangu ili poziciji, te motivaciji. Istraživanja tih faktora su dala negativne ili nekonzistentne rezultate. Intuitivno dopadljivo objašnjenje prema kojem su žene spriječene zbog višestrukih uloga znanstvenice, supruge i majke, nije dobilo empirijsku potvrdu (Cole, 1979; Cole i Zuckerman, 1987; prema Feist i Gorman, 1998). Zapravo, ista istraživanja pokazuju da su udane žene produktivnije od neudanih, a žene koje imaju jedno ili dvoje djece su produktivnije od žena bez djece i žena koje imaju troje ili više djece. Jedna od hipoteza koje objašnjavaju zašto udane žene imaju više suradnika jest da brak neutralizira negativni efekt spola na odabir suradnika. Žene koje su udane surađuju više sa muškim kolegama od žena koje nisu u braku (Kyvik, 1990; prema Zainab, 1999). Iz toga se zaključuje da je potencijalno negativna selekcija muških suradnika prema ženama kao suradnicima manja za udane žene.

Ponuđeno je još nekoliko razloga koji dovode do pojave da žene djeluju manje produktivno od muškaraca (Zainab, 1999). Guyer i Fidell (1973) su predložili da muškarci više sudjeluju u teoretskim istraživanjima nego u primijenjenim, a za potonja je potrebno više vremena za objavljivanje. Zainab (1999) navodi Reskinovu tezu (1978) da žene drugačije reagiraju na dobivene citate: lakše se obeshrabre ako ne dobivaju citate. Trebaju više ohrabrenja nego muškarci za postavljanje svojih objavljiivačkih ciljeva. Cole i Zuckerman (1984) predlažu, između ostalog, da žene objavljuju manje jer su izoliranije i jer nemaju "the old boys" mrežu, te imaju manje mogućnosti da iskoriste svoje vrijeme za istraživanje. Rezultati ovog istraživanja ne idu u prilog tezi da žene manje surađuju s drugima. Neki su čak predložili da žene imaju manje interesa za istraživanja (Garland i Rike, 1987; prema Zainab, 1999). Istraživanja ne potvrđuju ni tezu prema kojoj se razlike mogu objasniti institucijskim razlikama (prestiz i vrsta institucije), budući da kad se statistički kontroliraju te razlike, spolne razlike i dalje ostaju (Cole i Cole, 1973). Međutim, Cole (1987) je utvrdio da je manje vjerojatno za žene da će biti promaknute u viši akademski status nego za muškarce, čak kad se kontroliraju varijable kvantitete i kvalitete publikacija, te prekidi u karijeri. Takvi nalazi ukazuju na postojanje diskriminacije prema ženama u znanstvenoj aktivnosti. Ta se pojava u sociologiji znanosti naziva „Matildin efekt“⁹² (Mali i sur., 2012).

Kyvik i Teigen (1996) zaključuju da su dva faktora koja uzrokuju spolne razlike u objavljivanju znanstvenika: obaveze vezane uz djecu i nedostatak znanstvene suradnje. Žene koje imaju malu djecu i koje ne surađuju s drugim znanstvenicima su manje produktivne od svojih muških i ženskih kolega koji nemaju malu djecu. U relativno novijim istraživanjima (Leahey, 2006) se kao moguće objašnjenje manje produktivnosti žena spominje njihova manja specijalizacija u odnosu na muškarce. Prema autorici, specijalizacija u nekom području je važan način podizanja produktivnosti.

Neke metodološke poteškoće ovog istraživanja u fazi prikupljanja i čišćenja podataka su bile učestalije kod znanstvenica nego znanstvenika. To nam ukazuje na mogućnost da su znanstvenice u istraživanjima ove vrste sistematski „zakinute“ u odnosu na znanstvenike. Iako smo u ovom istraživanju poduzeli niz mjera (opisanih u poglavlju o metodologiji) da takvih pogrešaka bude što manje, može se zaključiti da će se eventualne greške u većoj mjeri odraziti na poduzorak znanstvenica. Također, kod izračunavanja stope produktivnosti nisu uzeti u

⁹² Termin je 1993. godine skovala povjesničarka znanosti Margaret W. Rossiter. Ime je dobio prema aktivistici za ženska prava Matildi J. Gage, koja je krajem 19. st. prva opisala taj fenomen. Matildin efekt je povezan s Matejevim efektom i može se smatrati njegovom podvrstom (Mali i sur., 2012).

obzir mogući prekidi u karijeri. Stoga su za sve znanstvenice koje su koristile porodiljini dopust korištene mjere koje podcjenjuju njihovu stvarnu stopu produktivnosti. Budući da navedene metodološke poteškoće sistematski smanjuju učinak znanstvenica, treba ih uzeti u obzir pri donošenju zaključaka o spolnim razlikama u produktivnosti ili drugim izvedenim mjerama.

6.3.3.1.3 Mjesto i vrsta institucije

Vrsta institucije ima značajan efekt na obje mjere znanstvenog učinka, ali taj efekt nestaje nakon kontroliranja mrežnih varijabli. Povezivanje s drugima koje je povezano s prilikama za zajedničku suradnju je vjerojatno češće u institutima i sveučilištima nego na drugim radnim mjestima. Mjesto ima značajan doprinos samo za mjeru stope produktivnosti kada se ne kontroliraju mrežne varijable. Taj je rezultat moguće objasniti time što smo koristili prilično grubu mjeru jer se izvan Zagreba nalazi još šest sveučilišta. Korištenjem dihotomizirane varijable mjesta se indirektno htio zahvatiti utjecaj prestiža institucije i veća mogućnost stvaranja „veza“ u glavnom gradu nego u drugim dijelovima Hrvatske.

Institucije se razlikuju po prestižu, važnosti koje objavljivanje radova ima za znanstvenike, te količini vremena koje imaju za poslove vezane uz objavljivanje. Vrsta institucije u kojoj je istraživač zaposlen može utjecati na vrste i broj suradnji te na produktivnost pojedinog znanstvenika (Kuzhabekova, 2011). Primjerice, radi pripadnosti prestižnoj instituciji, znanstvenik može biti percipiran kao poželjan suradnik drugim istraživačima, i time se povećava vjerojatnost nastanka suradnje, i to s vrlo različitim suradnicima, što onda može povoljno djelovati i na njegovu produktivnost. Moguć je i drugačiji smjer utjecaja: visokoproduktivni istraživači imaju veću šansu da postanu članovi centralnih institucija. „Halo efekt“ u znanosti označava prednosti koje imaju znanstvenici iz prestižnijih institucija (Mali i sur., 2012). U pravilu, bilo koja procjena kvalitete pojedinog znanstvenika koja je pod utjecajem neke informacije koje nije direktno povezana s njenim/njegovim radom je primjer halo efekta. To može biti na osnovi prestiža ili reputacije institucije, grada ili države, mentora i drugih suradnika, sveučilišta na kojem je znanstvenik završio svoje obrazovanje, njegovo socioekonomsko podrijetlo te odjek časopisa u kojima objavljuje. Upravo je Merton (1948) prvi skovao termin „samoispunjavajuće proročanstvo“ da bi opisao „netočnu definiranje situacije koje dovodi do novih ponašanja koja čine da početno netočno definiranje postaje istina“. Dakle, takve „predrasude“ drugih znanstvenika utječu na njihovo ponašanje koje onda može dovesti do stvarnih razlika.

Institucije u kojima je važnija nastavna djelatnost mogu imati negativni utjecaj na objavljivanje radova zaposlenih znanstvenika zbog manje količine radnog vremena koje imaju na raspolaganju pisanje radova. Meta-analiza 58 empirijskih studija je pokazala da je vrijeme utrošeno na nastavne aktivnosti negativno povezano s objavlivačkom produktivnošću (Hattie i Marsh 1996; prema Kim, 2008). U nekim istraživanjima profesori koji naglašavaju važnost predavanja imaju manje publikacija, a profesori koji su više zainteresirani za istraživanja nego nastavničke aktivnosti provode više vremena na istraživanje, a manje u nastavi (Fox 1992, Gottlieb i Keith, 1997; prema Kim, 2008). Prema rezultatima međunarodne komparativne studije o raspodjeli vremena sveučilišnih profesora (Gottlieb i Keith, 1997; prema Kim, 2008) vrijeme utrošeno na nastavne aktivnosti je zapravo pozitivno povezano s vremenom utrošenim na istraživanjima. Naizgled kontradiktorne nalaze je moguće objasniti većom mogućnosti interakcije sa studentima među kojima su mladi, potencijalni znanstvenici. To starijim znanstvenicima stvara nove prilike za suradnje koje mogu dovesti do veće produktivnosti.

Uloga mentora je također važna. Važan faktor koji utječe na uspjeh u znanosti, u slučaju visoko produktivnih znanstvenika, je postojanje eminentnog mentora (John-Steiner, 1985; Simonton, 1992; Zuckerman, 1967; prema Ryan, 2004). Prednosti takvog mentora su mnoge. Znanstvenik od uspješnog mentora može naučiti važne vještine i znanja za svoj rad, „dobiti“ njegove suradnike, ali i naučiti kako i s kime stvarati kontakte. Reputacija mentora može biti važan signal o sposobnostima novaka, što je ranije već spomenuto. Znanstvenici kojima su mentori bili dobitnici Nobelove nagrade su bili produktivniji već u ranim fazama karijere, i za njih je utvrđena veća vjerojatnost da će imati radove koji će značajno utjecati na razvoj njihovog polja (Zuckerman, 1967). Ta vrsta efekta se u ovom radu ispitala mjerom indeksa utjecaja veze. Rezultati su pokazali da se radi o značajnom prediktoru citiranosti i buduće produktivnosti znanstvenika, te o relativno stabilnoj karakteristici suradnje. Pretpostavlja se da odnos mentorstva i uspjeha mladih znanstvenika nije jednosmjernan: dobri mentori i uspješni znanstvenici za svoje suradnike, štíćenike, biraju najbolje studente. Ta logična pretpostavka o selekciji najboljih studenata, međutim, nije empirijski provjeravana. Pregledom literature, može se zaključiti da proces selekcije znanstvenih novaka nije bio istraživani, a nalazi o procesu odabira budućih suradnika u kojima važnu ulogu imaju subjektivni faktori (npr. „osobna kemija“ navedena u uvodu prvog poglavlja) te mogućnost odabira suradnika iz većeg broja podjednako sposobnih i motiviranih studenata, sugeriraju da se radi o procesu koji je složenije prirode.

Rezultati ovog istraživanja pokazuju da mnogi znanstvenici imaju dva i više suradnika. Teško je moguće da su svi u ulozi mentora, što ukazuje na važnost drugih kolega. Uvidom u podatke o deset najснаžnijih veza u svakom polju s obzirom na njihovu razliku u dobi, razlika u dobi za većinu tih suradnji je veća od deset godina. Ta razlika upućuje da je moguće da se radi o odnosu mentora i štíćenika. Prema nekim istraživanjima (Krapf, 2012) komplementarnost autora je maksimalna kad je razlika u dobi oko 10 godina. Veliki broj najснаžnijih veza je ostvaren s znanstvenicima iste ili slične dobi, što posredno govori i o važnosti suradnje sa svojim vršnjacima.

U organizacijskim istraživanjima i istraživanjima faktora socijalizacije znanstvenika često se pokazuje važan utjecaj socijalne i savjetodavne podrške kolega (vidi: Poldony i Baron, 1997; Morrison, 2002). Moguće je da kvalitetan i dobar odnos s kolegama može kompenzirati mnoge faktore koji mogu imati negativan utjecaj na različite mjere učinka (npr. nezadovoljavajući mentorski odnos). Prilika za komuniciranjem i dobri odnosi s drugim znanstvenicima čini suradnju više mogućom. Profesionalne mreže i mreže prijateljstva u organizaciji imaju važne posljedice za integraciju i uspjeh novozaposlenih (Morrison, 1992). Coromina Soler, Coenders, Ferligoj i Guia (2011) su na uzorku mladih znanstvenika mjerili posebnu vrstu mreža – duocentrične mreže. One sadrže dva ega i njihove altere, ali ne i veze između altera, a drugi ego u mreži je definiran kao osoba koja je formalni mentor. Ispitanici su ispunili upitnike o četiri vrste odnosa u svojim istraživačkim grupama: savjetodavnim, emocionalne podrške, povjerenja, te suradnje (koautorstva). Mjere centralnosti dobivene iz mreže koautorstva, ali i mreže emocionalne podrške, su se pokazale najprediktivnijima za mjere produktivnosti mladih znanstvenika. Autori smatraju da je učinak tih mreža još veći kod znanstvenika s duljim radnim stažom.

Istraživanja sugeriraju da na produktivnost znanstvenika utječu i ponašanja i stavovi njihovih kolega (Hargen i Hagstrom, 1967). Pritom se ne misli samo na osobe s kojima usko surađuju, odnosno koautore, već na kolege u instituciji, ali i šire. Naime, kolege su važan izvor informacija, primjerice, mogu razmjenjivati svoje još neobjavljivane radove, raspravljati o problemima što može potaknuti interes i sudjelovanje u istraživanjima (Blau, 1973; prema Zainab, 1999). Braxton (1983; prema Zainab, 1999) je pronašao da produktivnost kolega na odsjeku utječe i na produktivnost pojedinog znanstvenika.

6.3.3.1.4 Razlike među poljima

Rezultati ovog istraživanja govore u prilog postojanju disciplinarnih razlika u mjerama znanstvenog učinka koje su povezane s mrežnim varijablama kojima je operacionalizirana

suradnja. Testirali smo značajnost razlika u mrežnim varijablama po poljima (tablica 15 u Prilogu 21). Postoje značajne razlike među poljima s obzirom na lokalne mjere. Psiholozi u prosjeku imaju najveći totalni broj veza ($M= 22,13$; $Mdn= 9$; $SD=33,67$), potom slijede znanstvenici iz polja odgojnih znanosti ($M= 9,27$; $Mdn= 6$; $SD=11,96$), a najmanje veza imaju sociolozi ($M= 7,7$; $Mdn= 4$; $SD=12,50$). Razlike između svih polja su statistički značajne ($p<.001$). Isti smjer razlika vrijedi i za internalne ili unutarnje veze (interdisciplinarne suradnje: stupanj I). Kada se promatraju samo vanjske veze (Bvv), smjer razlika između znanstvenika iz tri polja je jednak, ali ne postoji statistički značajna razlika između sociologa i znanstvenika iz odgojnih znanosti.

Promotre li se varijable koje opisuju ego mreže (Msv, Ev i Iuv), primjećuje se sličan obrazac, ali razlike između sociologa i znanstvenika iz odgojnih znanosti nisu značajne. Psiholozi imaju statistički značajno veći broj ponovljenih suradnji s istim autorom, veću efektivnu veličinu mreže i surađuju s utjecajnijim autorima od sociologa i znanstvenika iz odgojnih znanosti koji se međusobno statistički značajno ne razlikuju po tim mjerama. Različiti obrasci suradnje među poljima, utvrđeni mrežnim varijablama, mogu se pripisati različitim istraživačkim temama koje mogu biti više teorijski, metodološki ili primijenjeno orijentirane. Prema tome, kod teorijskih radova suradnja bi očekivano bila manje izražena, nego kod metodoloških, a osobito primijenjenih radova. Te razlike dovode do razlika u sklonosti suradnji kako između, tako i unutar polja (Moody, 2004). Postoje i drugi metodološki i teorijski razlozi zbog kojih je moglo doći do razlika u obrascima suradnje među poljima, od kojih su neki već spomenuti u komentaru preliminarnih analiza.

6.3.3.1.5 *Prijašnja produktivnost*

Ukupan postotak varijance buduće stope produktivnosti koji prošla stopa produktivnosti samostalno objašnjava je u skladu s rezultatima meta-analize prema kojoj je test-retest stabilnosti objektivnih mjera radnog učinka na kompleksnim poslovima oko 0,5 (Sturman, Chermie i Cashen 2005). Ideja o važnosti prijašnjeg učinka kod znanstvenika počiva na dvije pretpostavke (Ductor, Fafchamps i Goyal, 2011): i) prva je da učinak znanstvenika uglavnom ovisi o njegovom/njenoj sposobnosti i trudu; ii) druga je da su znanstvenici svjesni odnosa između njihovog učinka (broja objavljenih radova) i nagrada, pa prema tome ulažu trud konzistentan sa svojim karijernim ciljevima i ambicijama. Ako kritički razmotrimo te pretpostavke, u svjetlu svih iznesenih rezultata o neravnomjernoj raspodjeli znanstvenog učinka, a time i nagrada (tzv. Matejev efekt), teško je prvu ideju prihvatiti kao točnu. Time automatski i druga ideja postaje upitna i zapravo upućuje na pitanje koliko su

znanstvenici svjesni ne samo neravnomjerne, već nerazmjerne raspodjele znanstvenog učinka, pa prema tome i nejednakosti prilika i nagrada, te koliko ta spoznaja negativno utječe na njihovu motivaciju da ulažu trud u znanstveni rad? S te strane gledano, od prijašnje produktivnosti ne bismo očekivali da bude izrazito uspješan prediktor buduće produktivnosti. Mrežne varijable bi i dalje mogle biti važan prediktor, dapače, možda čak i važniji nego što bi to bio slučaj da su dvije iznesene pretpostavke točne.

Prema dobivenim rezultatima, doprinos mrežnih varijabli predviđanju buduće stope produktivnosti nakon unošenja stopa prošle produktivnosti je malen, ali značajan – 4,3%.

Da bismo provjerili koliki je samostalni doprinos prediktorskog seta mrežnih varijabli, provedena regresija analiza s obrnutim slijedom koraka (tablica 14 u Prilogu 19). Mrežne varijable u t1 su u prvom koraku objasnile 21,8% varijance stope u t2, a prijašnja produktivnost je doprinijela s dodatnih 8,1% u drugom koraku. Rezultati ukazuju na visoku uspješnost mrežnih varijabli u samostalnom objašnjavanju varijance buduće produktivnosti, iako relativno nižu u usporedbi s prijašnjom produktivnošću. U usporedbi s rezultatima u tablici 6.11, predviđanje produktivnosti pomoću mrežnih varijabli iz prijašnjeg vremenskog perioda je gotovo upola manje uspješno. Prema tome, možemo zaključiti da iako su mrežne varijable uspješne u predviđanju buduće produktivnosti, njihova prediktivnost je mnogo niža nego u ranijim analizama i objašnjavaju dio varijance koji se u velikom djelu može objasniti i prijašnjom produktivnošću (17,4% ukupne varijance u stopi produktivnosti).

Važno ograničenje općenitosti zaključka koja se može donijeti iz rezultata ove analize je znatno manji uzorak znanstvenika koji je selekcioniran prema uspješnosti. Moguće je da prediktivnost mrežnih varijabli na takvom uzorku precijenjena. Ductor, Fafchamps i Goyal (2011) su se bavili predviđanjem produktivnosti znanstvenika, iz polja ekonomije, na temelju informacija o njihovim mrežama koautorstva i zaključili da je prediktivna moć mrežnih varijabli snažnija za više „talentirane“ istraživače jer, prema autorima, iskorištavanje novih ideja koje su im dostupne u mreži zahtijeva talent i predanost. Također, mrežne varijable, prema spomenutim autorima, malo doprinose predviđanju uspjeha „najsposobnijih“ istraživača (1% najproduktivnijih) jer su oni u tako visokoj mjeri talentirani i predani da će uspjeti bez obzira s kime surađuju. Njihove analize su pokazale da prediktivna vrijednost informacije o mrežama znanstvenika gotovo ne postoji za manje „talentirane“ i znanstvenike „nedovoljno predane radu“. Takve interpretacije rezultata se, iz perspektive psihologa, mogu činiti presmione u smislu da je napravljen preveliki skok u zaključivanju. Kao što je spomenuto u uvodu ovog rada, to je čest slučaj. Istraživači koji se bave mjerenjem znanstvene

produktivnosti dolaze iz različitih znanstvenih polja i u interpretaciji rezultata dobivenih na bibliometrijskim podacima se nerijetko koriste psihološkim i sociološkim konceptima. To je legitimno pravo istraživača. Problem nastaje jer koncepti i termini nisu jednaki onima koje koriste psiholozi, već su onakvi kakvima ih shvaća znanstveni milieu autora istraživanja (i često su bliži laičkom shvaćanju). Tako Ductor i suradnici (2011) svoje tvrdnje o osobinama istraživača temelje na njihovoj produktivnosti, a ne na rezultatima ispitivanja tih osobina i zanemaruju metodološke i statističke specifičnosti koje bi mogle objasniti slabiju prediktivnost mrežnih varijabli kod najuspješnijih i najmanje uspješnih znanstvenika.

Pri interpretaciji dodatnih 4,3% varijance koje objašnjavaju mrežne varijable, važno je napomenuti da smo provedenom analizom vjerojatno podcijenili doprinos koji ima suradnička aktivnost na buduću prediktivnost već samom činjenicom da smo kontrolirajući prethodnu produktivnost, koja je i sama u većini slučajeva rezultat suradnje, njome zahvatili i efekt suradnje. Stoga smatramo da se na dobivene vrijednosti može gledati kao na donju granicu stvarnog efekta suradnje na buduću produktivnost.

Sagledamo li rezultate provedenih analiza u kontekstu teorija društvenog kapitala, što možemo zaključiti? Prema teoriji strukturalnih pukotina, očekivali bismo visoku povezanost efektivne veličine mreže i međupovezanosti s mjerama znanstvenog učinka. Međupovezanost nema značajnog utjecaja na objašnjavanje varijance zavisne varijable. Navedeni rezultati naizgled ne potvrđuju Burtovu⁹³ teoriju. Međutim, donošenje takvog zaključka nije opravdano ne samo iz statističkih razloga, već zbog teoretskih i metodoloških razloga.

Prvo, Burt (1992) je postojanje strukturalnih pukotina smatrao indikatorom društvenog kapitala koji u radnom okruženju dovodi do više dobrih prilika, koje se odražavaju u ishodima poput brzog napredovanja, bolje evaluacije, veće plaće i veće mogućnosti stvaranja novih, inovativnih ideja. Dakle, društveni kapital takve prirode, u kontekstu znanstvene djelatnosti, nije direktno povezan sa stopom produktivnosti. Prednost bi se odrazila prvenstveno u kvaliteti ideja, koja se ne mora nužno odraziti na kvantitetu rada. Iz toga slijedi da bi se prednost mogla očitovati u nekim drugim mjerama radnog učinka koji se odnose na kvalitetu, a ne nužno i kvantitetu rada pojedinca. Kod ovdje opisanih analiza nismo kao zavisnu varijablu koristili *h*-indeks, odnosno broj citata koji bi bili prikladnije zavisne varijable za provjeravanje Burtove teorije. Također, postojanje strukturalne praznine ne mora uvijek

⁹³ Burt je svoja istraživanja provodio koristeći mjere ego mreža. Međupovezanost može biti visoka i za čvor koji ima mrežu s mnogo redundantnih kontakata. Prema Burtu (1992), čvor koji ima visoku međupovezanost ima „sekundarne strukturalne pukotine“.

označavati mogućnost posredništva (npr. možda postoje negativne veze, sukobljeni interesi ili neke objektivne, vanjske barijere zbog kojih veze nisu vjerojatne). U tom kontekstu se čini mogućim da strukturalne pukotine u nekim slučajevima mogu biti indikator postojanja neke vrste negativnih veza i barijera. Tada se pozicija aktera koji ima strukturalne pukotine u svojoj mreži ne može smatrati prednošću, već prije poteškoćom.

Drugo, postoje važna metodološka ograničenja kod mjerenja strukturalnih pukotina na temelju podataka o koautorstvu. Mjerenje postojanja veza se temelji na zajedničkom koautorstvu znanstvenika kod objavljivanja jednog ili više radova. Tako da nedostatak veze, tj. strukturalna praznina nastaje kad akteri nisu napisali zajednički rad. Međutim, ostale vrste suradnje, i komunikacija (time i izmjena informacija) među akterima možda postoje. Kod teorije mrežnih prednosti strukturalnih praznina se ne pretpostavlja važnost snažnih veza, već bilo kakvog kontakta koji omogućuje prijenos informacija. Veze u ovom radu se temelje na koautorstvu, koje predstavlja vrlo visok kriterij za postojanje veze. Zato je neopravdano nepostojanje veze automatski interpretirati kao indikator strukturalne praznine. Posebno s obzirom na potencijal koji bi takve veze mogle imati jer znanstvenici mogu doći do novih ideja u neformalnom druženju s drugim znanstvenicima, odnosno u suradnjama čiji ishod nije zajednički objavljeni rad. Pored toga, mogli bismo tvrditi da upravo takve slabe veze koje nismo mjerili imaju posebni potencijal za prijenos novih ideja u današnje vrijeme kad su komunikacija s drugim znanstvenicima i pristup njihovom radu znatno olakšani zbog tehnološkog napretka (komunikacija e-mailom, pristup radovima preko interneta). Osim toga, visoke vrijednosti efektivne veličine mreže mnogih znanstvenika koju imaju veze se znanstvenicima koji su izvan jednog od tri istraživana polja mogu biti rezultat nedostatka informacija o vezama tih koautora, a ne rezultat neredundantnosti kontakata. Kilduff i Brass (2010) naglašavaju da se dvije suprotstavljene teorije ne razlikuju prema svom osnovnom teorijskom argumentu: obje sugeriraju da su gusto povezane mreže ograničavajuće, samo u teoriji socijalnog zatvaranja je to dobro jer pospješuje provedbu normi i daje identitet i povjerenje. U teoriji strukturalnih pukotina je to loše jer ograničava dotok novih informacija i sposobnost spajanja drugih aktera.

Čini se da Krackhardtovo shvaćanje mrežnih prednosti koje proizlaze iz snage veza najbolje odgovara dobivenim rezultatima. Maksimalna snaga veza i indeks utjecaja veza su relativno najuspješniji prediktori, iako je njihova uspješnost barem djelom rezultat spurioznosti.

6.3.4 Opis ego mreža najproduktivnijih znanstvenika

U ovom djelu nam je cilj opisati ego mreže najproduktivnijih znanstvenika iz pojedinih polja. Rezultati nekih istraživanja i autori koji se bave Pareto distribucijama radnog učinka (Ductor i sur., 2011; O'Boyle i Aguinis, 2012) ukazuju na važnost pobližeg ispitivanja onih pojedinaca koji su najproduktivniji.

Na temelju izgleda i karakteristika njihovih mreža dobit ćemo uvid o obrascima suradnje vrlo uspješnih znanstvenika. Pri odabiru najproduktivnijih korištene su mjere znanstvenog učinka: stopu produktivnosti i *h*-indeks, i broj ukupno objavljenih radova. Iz svakog polja je odabrano dvoje znanstvenika. Njihove mreže su prikazane na slikama 6.15, 6.16 i 6.17. Oni su istovremeno ključni slučajevi - jer su odgovorni za nerazmjerno veliki dio objavljenih radova i ostvarenih suradnji u svom polju; i odstupajući slučajevi – jer se mnogo razlikuju od većine znanstvenika u svom polju. Dakle, ego mreže na slikama nisu tipični, reprezentativni znanstvenici svog polja. Ilustrativni primjeri tipičnijih mreža su prikazani u Prilogu 20.

Ukratko ćemo opisati obrasce znanstvene aktivnosti i suradnje najproduktivnijih znanstvenika prikazanih u slikama 6.15-17.

Mreža na slici 6.15 (lijevo) ega iz polja psihologije prikazuje mrežu koautorstva znanstvenika sa zagrebačkog sveučilišta. Mreža je konstruirana na temelju 59 objavljenih radova u 1992-2012 periodu. Na slici se vide dvije gusto povezane grupe koautora što je rezultat koautorstva na radu s većim brojem autora. Znanstvenik je u tom periodu objavio 16 jednoautorskih i 43 višeautorska rada, od toga je 48 radova indeksirano u međunarodnim bazama WoS i Scopus, i 11 autorskih knjiga u katalogu NSK. Ima *h*-indeks 6, a ukupno je dobio 170 citata za radove objavljene u istraživanom periodu. Suradivao je s ukupno 70 različitih autora, od kojih su 20 iz uzorka psihologije, 3 iz sociologije i 4 iz odgojnih znanosti ($E-I^{94}$ indeks je 0,43).

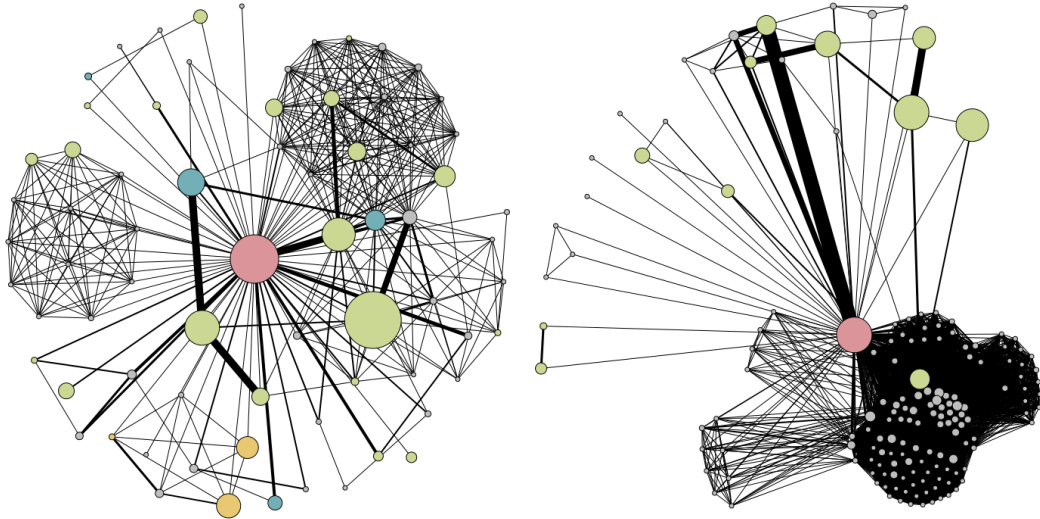
Mreža na slici 6.15 (desno) prikazuje mrežu koautorstva ega iz polja psihologije koji je objavio ukupno 42 rada u 1992-2012 periodu, te koji je zaposlen na sveučilištu u Zagrebu.

⁹⁴ E-I indeks je mjera koja pokazuje tendenciju povezivanja s znanstvenicima izvan svog polja. Varira od -1 (suraduje samo sa znanstvenicima iz svog polja) do +1 (suraduje samo sa znanstvenicima izvan svog polja). Računa se prema formuli $(E - I)/(E + I)$; gdje je E broj vanjskih veza, a I je broj veza sa znanstvenicima iz polja.

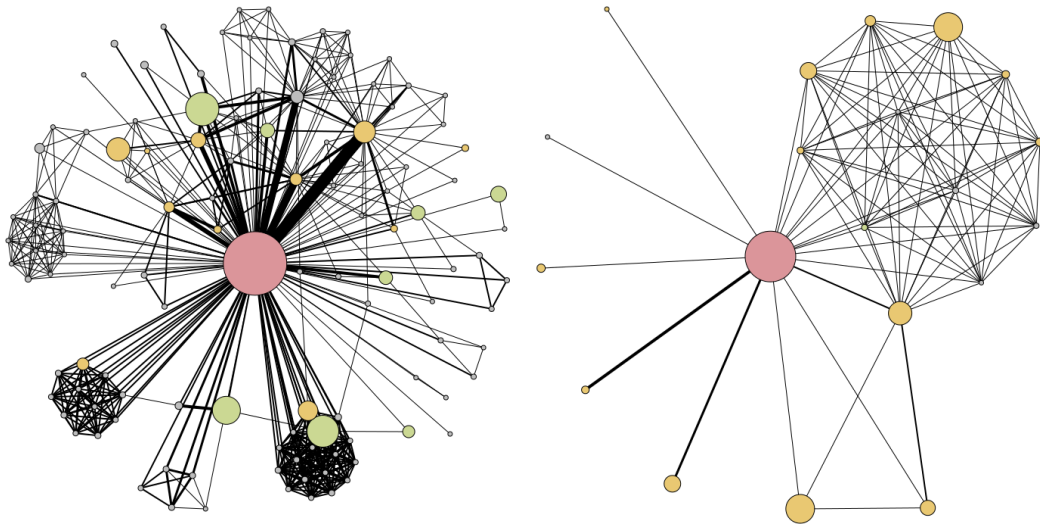
Znanstvenik je u tom periodu objavio 4 jednoautorskih i 38 višeautorska rada, svi radovi su iz međunarodnih baza. *H*-indeks mu iznosi 10, ima 512 citata za navedene radove. Napisao je rad u koautorstvu s ukupno 159 različitih autora, od kojih su 11 iz uzorka psihologije, i nijedan iz sociologije i odgojnih znanosti ($E-I = 0,8$). Iz slike se vidi da je sudjelovao u koautorstvu više od jednog rada s velikim skupom znanstvenika. Uvidom u bibliografske zapise radova, zaključeno je da se radi o međunarodnim suradnjama koje su obuhvaćale znanstvenike iz mnogih zemalja iz polja psihologije (kroskulturalna istraživanja).

Na slici 6.16 (lijevo), prikazana je ego mreža znanstvenika iz polja sociologije koji je objavio 79 rada u 1992-2012 periodu, te koji je zaposlen na sveučilištu u Zagrebu. U tom periodu je objavio 14 jednoautorskih i 65 višeautorskih radova, od toga su podaci o 11 radova dobiveni iz kataloga NSK, a ostali iz međunarodnih baza. *H*-indeks mu iznosi 9 i ukupno je citiran 185 puta. Napisao je rad u koautorstvu s ukupno 117 različitih autora, od kojih su 2 iz polja sociologije, 8 iz uzorka psihologije, i nijedan iz polja odgojnih znanosti ($E-I = 0,81$).

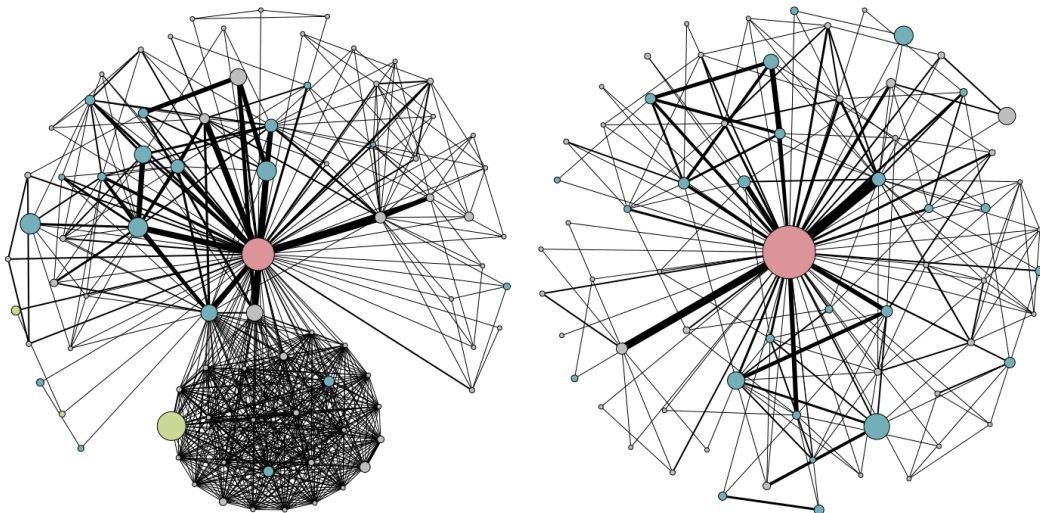
Mreža na slici 6.16 (desno) je ego mreža znanstvenika iz polja sociologije koji je objavio 62 rada u 1992-2012 periodu, te koji je zaposlen na sveučilištu u Zagrebu. Za razliku od drugih ega opisanih u ovom dijelu, ovaj znanstvenik je većinom objavljivao jednoautorske radove – čak 50 i samo 12 višeautorskih radova, od toga su podaci o 13 radova dobiveni iz kataloga NSK, a ostali iz međunarodnih baza. *h*-indeks mu iznosi 2, a citiran je 4 puta. Manji broj citata ovog autora u odnosu na ranije prikazane slučajeve vjerojatno odražava činjenicu da je objavljivao većinom u hrvatskim časopisima, i da se bavi temama koje su više od lokalnog, nego međunarodnog interesa. Napisao je radove u koautorstvu s ukupno 19 različitih autora, od kojih su 4 iz polja sociologije, 1 iz polja psihologije, i nijedan iz polja odgojnih znanosti ($E-I = -0,37$).



Slika 6.15. Egocentrične mreže dvoje najproduktivnijih znanstvenika iz polja psihologije

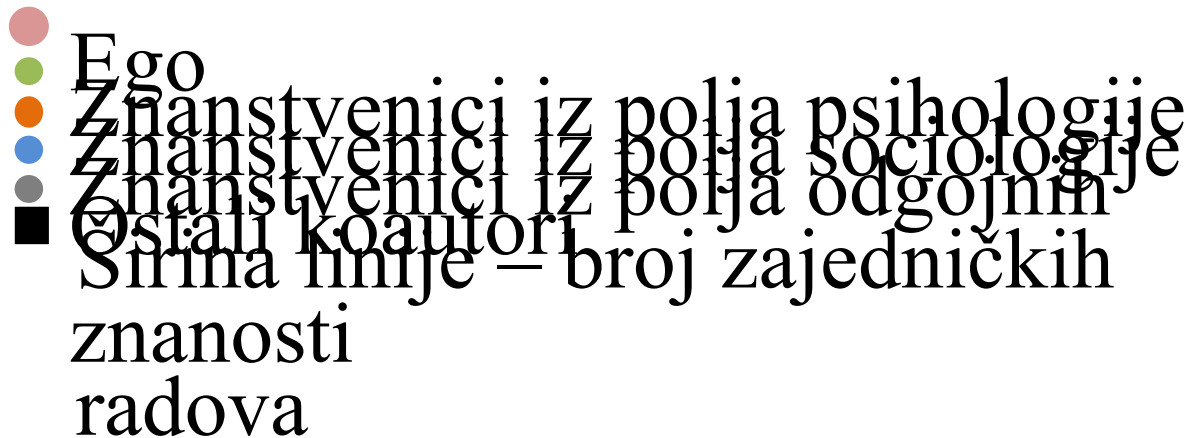


Slika 6.16. Egocentrične mreže dvoje najproduktivnijih znanstvenika iz polja sociologije



Slika 6.17. Egocentrične mreže dvoje najproduktivnijih znanstvenika iz polja odgojnih znanosti

Legenda za slike 6.15, 6.16 i 6.17:



Napomena: Veličina ego je podešena s obzirom na broj objavljenih radova (više objavljenih radova – veći ego). Veličina altera koji su iz jednog od tri istraživana polja (čvorovi koji nisu sive boje) je to veća što su produktivniji. Veličina svih sivih altera nije jednaka, oni koji su u uzorku prikupljenih radova imali veći broj radova, zbog učestalog koautorstva s nekim znanstvenicima iz tri polja, su veći.

Ego mreža na slici 6.17 (lijevo) je mreža koautorstva znanstvenika iz polja odgojnih znanosti zaposlenog na sveučilištu u Zagreba. Ukupno je objavio 38 rada, isključivo višeautorskih, a prema procijeni je bio aktivan samo 9 godina u 21-godišnjem periodu. Podaci o svim radova su dobiveni iz međunarodnih baza, te nije imao autorske knjige u katalogu NSK. *H*-indeks mu iznosi 4, a ukupno je citiran 49 puta. Napisao je rad u koautorstvu s ukupno 81 različitim autora, od kojih su 18 iz polja odgojnih znanosti, 3 iz uzorka psihologije i nijedan iz polja sociologije ($E-I = 0,56$). Slika njegove ego mreže pokazuje da je jedan rad imao vrlo mnogo koautora, među kojima su bili i drugi znanstvenici iz uzorka. Znanstvenik djeluje u polju kineziologije.

Na slici 6.17 (desno), mreža pokazuje ego mrežu znanstvenika sveučilišta u Splita iz polja odgojnih znanosti koji nije bio aktivan u cijelom istraživanom periodu. Bio je aktivan za vrijeme cijelog istraživanog vremenskog perioda. Znanstvenik je u tom periodu objavio 3 jednoautorskih i 62 višeautorska rada, od toga su podaci o 62 dobiveni iz međunarodnih baza Wos i Scopus, i 3 rada su autorske knjige iz kataloga NSK. Ima *h*-indeks 13, te 482 citata. Suradivao je s ukupno 67 različitim autora, od kojih su 25 iz polja odgojnih znanosti, a ostali koautori nisu iz druga dva istraživanja polja ($E-I = 0,25$). Iz slike ego mreže se vidi da iako je sve radove napisao u koautorstvu, ni jedan od radova nije imao toliko velik broj autora koji bi činili jedan uočljivi međupovezani klaster. Uvidom u adresu institucije i naslove radova, može se zaključiti da djeluje u polju kineziologije.

Na temelju opisanih mreža možemo donijeti neke zaključke o zajedničkim karakteristikama prikazanih ego mreža najproduktivnijih znanstvenika:

- imaju vrlo veliki broj suradnika/koautora.

- učestale su interdisciplinarne suradnje - te suradnje za većinu prikazanih mreža uključuju i suradnje sa znanstvenicima iz druga dva polja. Uvidom u radove ega čije su mreže prikazane ustanovljeno je da su među suradnicima izvan polja produktivni znanstvenici iz inozemstva i/ili produktivni znanstvenici iz drugih područja znanosti (npr. medicine). To vrijedi za sve osim kod mreže ega na slici 6.14 (desno).
- postojanje „snažnih“ veza – ponovljenih koautorstva sa barem jednim drugim znanstvenikom (alterom), osim kod mreže ega na slici 6.14 (desno).
- postojanje strukturalnih pukotina – suradnika koji nisu međusobno povezani.
- postojanje višeautorskih radova – grupa većeg broja međusobno povezanih altera zbog sudjelovanja u radu s velikim brojem autora. Jedino ego na slici 6.15 (desno) nema rad s izrazito velikim brojem koautora, iako ima samo višeautorske radove.
- sve mreže su kompleksne mreže koje sadrže i kohezivnu grupu koautora i nepovezane pojedine suradnike i češće, grupe nepovezanih suradnika.

Rezultati su u skladu s drugim istraživanjima (Kuzhabekova, 2011, Rumsey-Wairepo, 2006) u kojima je dobiveno da mreže najproduktivnijih autora imaju istovremeno karakteristike i socijalnog zatvaranja, kohezije, i strukturalnih pukotina. Autorice zaključuju da su takve složene mreže najbolje za uspjeh u znanosti.

Očekivano, ego mreže najproduktivnijih se razlikuju od „prosječne“ mreže znanstvenika, koja ima manje veza i slabije veze. Na cijelom uzorku znanstvenika smo dobili da su naj snažnije veze i veze s „utjecajnim“ znanstvenikom iz polja bile najbolji prediktor produktivnosti. Kod najproduktivnijih, možemo zaključiti da je dominantna karakteristika ego mreža izrazito veliki broj vanjskih veza, iako sadrže i brojne snažne veze. Moguće je da broj vanjskih veza ima različito djelovanje s obzirom na produktivnost znanstvenika. Primjerice, suradnja s osobama izvan svog polja može biti češća kod znanstvenika koji rade na institucijama koje su više orijentirane ka primijenjenom, nego znanstvenom radu. Također, suradnja sa stručnjacima izvan svog polja, rano u karijeri, kad je znanstvenik nižeg statusa, ne mora imati podjednako pozitivan efekt na njegovu buduću produktivnost, kao što može imati kad se događa kasnije u karijeri. Pored tih pitanja, buduća istraživanja bi trebala odgovoriti na pitanja koliko su znanstvenici svjesni svojih strategija i mreža koautorstva te koliko su suradnje posljedica planiranja. S obzirom na važnost suradnje za relevantne ishode u znanosti, znanstvenici bi trebali biti više informirani o povezanosti različitih vrsta suradnje s mjerama znanstvenog učinka.

6.3.5 Zaključna razmatranja o mrežnim varijablama i njihovoj povezanosti s produktivnošću

Mrežne varijable se razlikuju prema vrsti i količini informacija koje sadrže, ispituju li direktan ili indirektan utjecaj veza te prema metodološkoj složenosti. Potonje se odnosi na dvije vrste analiza: analize ego mreža i analize cjelovitih mreža. Kod analize ego mreža nacrt istraživanja, uzorkovanje i analize su slični kao kod tipičnih istraživanja koja se ne bave relacijskim odnosima. Kod analize cjelovitih mreža istraživač najprije mora dobro odrediti granice mreže, a potom prikupiti informacije o svim akterima i svim vezama. Tek onda može pristupiti računski relativno zahtjevnijem postupku kojim dolazi do vrijednosti varijabli za svakog pojedinca (međupovezanost i blizina) koje potom zahtijevaju poseban statistički tretman. Stoga se čini relevantnim pitanje: koliko uopće takve složene mjere doprinose predviđanju ishoda u odnosu na manje složene mrežne varijable? Koliko nam je poznato, ne postoje istraživanja koja su se bavila tim pitanjem u kontekstu mreža koautorstva⁹⁵. U organizacijskom kontekstu, Burt (2007) je utvrdio da mjere ego mreža ne doprinose objašnjenju varijance u odnosu na lokalne mjere (prema Borgatti i sur., 2014). S druge strane, Fowler i Christakis (2008) su u longitudinalnom istraživanju subjektivnog doživljaja sreće, koristeći kombinaciju analiza ego mreža i cjelovite mreže, na uzorku preko četiri tisuća osoba, utvrdili da postoje klasteri sretnih ljudi, ne samo zbog tendencije da se družimo sa sličnim i radi sličnih okruženja, već i zbog kauzalnog efekta koji ima subjektivni doživljaj sreće ljudi s kojima smo povezani. Nakon statističke kontrole homofilije i sličnog okruženja, rezultati analiza su sugerirali da osoba ima 15% veću vjerojatnost biti sretna ako je direktno povezana sa sretnom osobom, 10% veću vjerojatnost ako je povezana sa sretnom osobom preko druge osobe (dva koraka udaljenosti), te 6% za tri koraka udaljenosti. Taj utjecaj veza kojim osobe udaljene tri koraka od ega, imaju na njegov subjektivni doživljaj sreće, (tzv. "tvrđnja o tri koraka" prema Borgatti i sur., 2014), prema Fowleru i Christakis (2008), pokazuje da sreća pojedinca ovisi o sreći ljudi s kojima je povezan, da se sreća širi mrežom kontakata, te da je taj subjektivni doživljaj sreće barem dijelom kolektivni fenomen.

Rezultati u ovom su istraživanju također sugeriraju postojanje važnosti nedirektnih veza. Rezultati hijerarhijske regresijske analize su pokazali da najsloženije mrežne varijable imaju mali, ali značajan, doprinos u predviđanju stope produktivnosti. S obzirom da su manje kompleksne varijable bile zastupljenije u prediktorskom skupu (pet naprema dvije); da su

⁹⁵ To nipošto ne znači da takva istraživanja nisu provedena u nekim drugim kontekstima. Istraživanja koja se bave ADM-a su suviše brojna i u eksponencijalnom rastu da bi se tako nešto moglo tvrditi.

visoko povezane s kriterijem; da sadrže informacije o suradnji s autorima izvan mreže i unutar mreže, te da su povezane sa složenijim mjerama, dodatni doprinos globalnih mjera se može interpretirati kao uvjerljivi indikator važnosti koju pozicija pojedinca u njegovom polju i indirektni utjecaji imaju na relevantne ishode. Taj je rezultat i od teorijske važnosti: međupovezanost i blizina mjere indirektno utjecaje veza između drugih aktera s kojima znanstvenik nije direktno povezan. Nad tim vezama akter nema kontrolu. Primjerice, ako znanstvenik i može birati s kim će surađivati, ima manju kontrolu nad time s kim njegov suradnik surađuje.

Općenito, u ovom istraživanju mrežne varijable kao prediktori imaju sljedeće osobine: nisu normalno distribuirane, imaju visoke interkorelacije i njihova povezanost s mjerama znanstvenog učinka je u određenoj mjeri spuriozna. Rezultati regresijskih analiza su pokazali da skup mrežnih varijabli objašnjava relativno visok postotak varijance stope produktivnosti i *h*-indeksa. Nešto veći uspjeh mrežnih varijabli u predviđanju stope produktivnosti nego u predviđanju *h*-indeksa može implicirati ponešto veću važnost povezivanja s drugim znanstvenicima za broj objavljivanih radova nego za kvalitetu radova, odnosno odjek radova (mjerenu dobivenih citata). Ipak, moguće je takav obrazac rezultata interpretirati i metodološkim razlozima: većeg spurioznog odnosa između kriterija stope produktivnosti i mrežnih varijabli, nego *h*-indeksa i mrežnih varijabli.

U svrhu djelomičnog uklanjanja problema spurioznosti mrežnih mjera i uz to vezane visoke kolineranosti prediktora provedene su dodatne analize na manjem dijelu uzorka. Ispitan je doprinos manjeg skupa mrežnih varijabli u odnosu na najbolji prediktor buduće produktivnosti – prošlu produktivnost znanstvenika. Mrežne varijable su doprinijele 4,3% u predviđanju stope produktivnosti. Takav rezultat je u skladu s Toomelovim (2007) procjenama o zajedničkoj varijanci suradnje i produktivnosti. Ukazuje da postoji malen, ali nezavisni doprinos mrežnih varijabli čak i u odnosu na teorijski najbolji prediktor ponašanja - prošlo ponašanje.

Rezultati provedenih analiza su sažeti u tablici 6.16.

Tablica 6.16

Tabelarni sažetak provedenih analiza s mrežnim varijablama

Mrežne Varijable	Mjereni koncept	Autori/ Istraživanja	Stopa produktivnosti		H-indeks		Buduća produktivnost			Metodološka ograničenja
			Odnos	Doprinos	Odnos	Doprinos	Odnos	Doprinos	Stabilnost	
Stupanj I	"Interne" veze	De Stefano i sur., 2013	4.	2.	4.		6.	-	6.	Spuriozna povezanost sa stopom p. i h-indeksom
Broj vanjskih veza	"Slabe" veze; raznolikost kontakta	Granovetter, 1973	3.	3.	3.	2.	7.	-	7.	Spuriozna povezanost sa stopom produktivnosti
Maksimalna snaga veze	Snažne veze	Krackhardt, 1992	1.	1.	2.	3.	3.	-	4.	Spuriozna povezanost sa stopom produktivnosti
Efektivna Veličina	Neredundantnost kontakta - strukturalne pukotine	Burt, 1992	/	/	/	/	2.	/	5.	Definiranje granica mreža; spuriozna povezanost sa stopom p.; visoka povezanost s drugim prediktorima
Indeks utjecaja veza	Snaga veze s utjecajnim suradnikom	Ductor i sur., 2011; Abbasi i sur., 2010/3	2.	-	1.	1.	1.	1.	2.	Definiranje granica mreža; spuriozna povezanost s h-indeksom
Međupo- Vezanost	Mogućnost posredovanja i kontrole protoka informacija	Burt, 1992; Wasserman i Faust, 2007	5.	-	5.	-	4.	-	3.	Definiranje granica mreža; zavisnost mjerenja
Blizina	Umreženost sa svojom zajednicom	Newman, 2001c	6.	4.	6.	4.	5.	/	1.	Definiranje granica mreža

Odnos – rang veličine Spearmanovog koeficijenta korelacije s kriterijem (najniži rang – najviša povezanost);

Doprinos – rang veličine beta pondera, ako je doprinos bio značajan;

Stabilnost – rang veličine Spearmanovog koeficijenta korelacije mrežne varijable između t1 i t2;

oznaka (/) – mrežna varijabla nije uvrštena u analize

oznaka (-) – nije utvrđen značajan doprinos

Stopa p. – stopa produktivnosti

Najbolji prediktor je mjera koja kombinira utjecaj suradnika s učestalosti suradnje s njima (Iuv). Dakle, za predviđanje buduće produktivnosti važno je s koliko utjecajnom osobom znanstvenik surađuje. Ukupno uzevši, čini se da je za uspjeh u znanosti važno s kime znanstvenik surađuje i koliko su te suradnje stabilne, koliko se ponavljaju.

Mrežna perspektiva moći i utjecaja je bila predmetom mnogih istraživanja u organizacijskim kontekstima (prema Brass i sur., 2004). Povezanost s moćnom osobom povećava utjecaj pojedinca u grupi, ali uključuje i ovisnost pojedinca, a time i veću mogućnost kontrole od strane „moćnih“ u pristupu relevantnim resursima. Moguće je da takav odnos nije optimalan u znanstvenom djelovanju, jer bi mogao sputavati slobodu i inhibirati nove ideje.

Mrežne varijable pojedinca pokazuju umjerenu povezanost u t1 i u t2. S obzirom na duljinu vremenskog perioda (10 godina) i promjena u izvorima, radi se o relativno stabilnim karakteristikama.

Hoće li u nekoj mreži pojedinac imati više koristi od strukturalnih pukotina u svojoj ego mreži ili od snažne povezanosti sa manjim brojem drugih (koheziji ego mreže) ovisi o stupnju u kojem su kooperativnost, odnosno kompeticija važni u kontekstu koji se istražuje (Kilduff i Brass, 2010). Prema tome, rezultati ovog istraživanja upućuju na zaključak da je u našem istraživačkom kontekstu važna kooperativnost, ali posebno s moćnim pojedincima. Uvidom u ego mreže najproduktivnijih znanstvenika zaključili smo da su njihove mreže složene te da sadrže snažne veze te elemente kohezivne mreže i strukturalnih pukotina.

U svojim je počecima ADM zanemarivala individualne razlike, radi diferenciranja od ostalih pristupa (Borgatti i Halgin, 2010). Međutim, sad kad je ta početna faza razvoja gotova, sve je veća otvorenost ka istraživanjima koja uključuju attribute pojedinaca i ne negira se i ne zanemaruje mogućnost djelovanja pojedinca na mikro, ali i makro razini mreže. Nikako se ne podrazumijeva, barem danas, da atributi aktera nisu bitni i smatra se poželjnim uključiti ih u analizu.

Rezultati regresijske analize s obrnutim slijedom koraka, u kojima su atributi aktera uvedeni u prvom koraku, pokazali su da mrežne varijable, odnosno suradnja koju mjere, mogu imati medijacijski utjecaj na odnos nekih atributa (spol, dob) i mjera produktivnosti. Vjerojatno se ne radi o jednostavnoj medijaciji već nekoj kombinaciji klasičnog modela i reverzne medijacije jer veća produktivnost utječe na veću vjerojatnost suradnje kao što opisuje mehanizam preferencijalnog povezivanja. Mogući su i alternativni modeli u kojima su spol ili dob moderatori odnosa suradnje i produktivnosti (interakcijski model).

Cilj ovog istraživanja je bio utvrditi povezanost mrežnih varijabli s mjerama učinka, a ne utvrditi uzročne odnose. Teorijski se oni ne pretpostavljaju. Suradnja i produktivnost koevoluiraju u vremenu i ne postoji jasna kauzalnost. Veća suradnja obično dovodi do veće produktivnosti, ali i veća produktivnost čini suradnju više mogućom. U korelacijskom istraživanju nije moguće precizno utvrditi uzročno – posljedične odnose. Čak i kod križnih korelacija s vremenskim pomakom postoji vjerojatnost utjecaja nekih drugih varijabli koje nisu mjerene.

U svakoj teoriji u kojoj se pretpostavlja da x dovodi do y , možemo se pitati što dovodi do x . Mrežne varijable nizu *egzogene*, već oblikovane od strane aktera i svaka mrežna teorija treba uzeti u obzir djelovanje pojedinca u kreiranju mreža. Ipak, ne znači da je djelovanje aktera jedino utjecalo na ishod, već je moguće da je pozicija koju je, svojim djelovanjem, postigao imala svoj nezavisan utjecaj. Mehra, Kiduff i Brass (2001) u istraživanju djelatnika radne organizacije koja se bavi visokom tehnologijom, pronalaze da je najbolji model opisivanja utjecaja atributa aktera (osobine samomotrenja) i strukturalne pozicije na radni učinak aditivni model koji pretpostavlja nezavisan utjecaj atributa i strukturalne pozicije na učinak.

7 ZAKLJUČNA RAZMATRANJA

7.1 Zaključna razmatranja o odgovorima na istraživačka pitanja i metodološkom pristupu

Osnovne istraživačke probleme razmotrit ćemo s obzirom na različite vrste teorija koje ADM uključuje. Na slici 7.1 su prikazane 4 vrste teorija u ADM (Borgatti i Halgin, 2010).

U preliminarnim analizama se ispitala pojava suradnje i razlike među poljima u mjerama znanstvenog učinka. Takva vrsta istraživanja je česta u scientometriji i ne uključuje mrežne koncepte. Od središnjeg interesa su radovi kao jedinice analize i mjere učinka pojedinaca agregirane na višim razinama (polja, država itd.). Te su analize bile važne za razumijevanje šireg konteksta istraživanja i za razumijevanje skupa podataka koji su metodološki temelj analiza provedenih u svrhu odgovaranja na istraživačke probleme.

		Zavisna varijabla	
		Ishod nije mrežna varijabla	Ishod <u>JE</u> mrežna varijabla
Nezavisna varijabla	Antecedent nije mrežna varijabla	(Nije mrežna teorija)	Teorija mreža <i>Istraživački problem I</i>
	Antecedent <u>JE</u> mrežna varijabla	Mrežna teorija <i>Istraživački problem II</i>	Mrežna teorija mreža

Slika 7.1. Mrežna teorija i teorija mreža (Borgatti i Halgin, 2010)

U prvom istraživačkom problemu cilj je bio opisati mreže koautorstva dobivene na tim skupovima podataka za različita polja. Dobivene mreže su analizirane s obzirom na osnovne teorije mreža: teoriju slučajnih mreža, model malog svijeta i nerazmjernu mrežu nastalu mehanizmom preferencijalnog povezivanja. Teorije mreža se bave procesima koji određuju strukturu mreža, odnosno antecedentima mrežnih svojstva. Obično takve analize nije smisljeno ni moguće provoditi na manjim skupovima podataka, odnosno u okviru organizacijskih istraživanja, već samo na velikim mrežama koje sadrže informacije o velikom broju veza. Stoga su se takvim analizama bavili ponajviše fizičari i u novije vrijeme sociolozi. Prema metodološkim zahtjevima ADM, te mreže trebaju obuhvaćati cijelu definiranu populaciju. Zato one nisu čest predmet istraživanja među psiholozima, iako neki istraživači upozoravaju na važnost proučavanja makrorazina (npr. Mason i sur., 2007; Robins i Kashima, 2008). Zašto bi makrorazina bila zanimljiva psihologu? Mnoga ponašanja i stavovi pojedinca

su pod utjecajem njegovih odnosa s drugim ljudima. Mogućnost da se ti utjecaji opišu i predvide njihovo djelovanje su već prepoznati u mnogim područjima poput zdravstvenih ponašanja, političkih stavova i potrošačkog ponašanja. Također, struktura mreže utječe na mogućnosti i brzinu širenja ideja, koje su od posebne važnosti u zajednicama čiji osnovni produkt jesu ideje. Pored toga, kao što rezultati ovog istraživanja ukazuju, pozicija pojedinca u njegovoj mreži može imati značajan utjecaj na neke relevantne ishode koji nije moguće objasniti samo njegovim neposrednim kontaktima. Ako indirektne veze imaju značajne posljedice za pojedince, to znači da postoji podrška determinističkom gledištu o tome kako mreže utječu na individualne ishode (Kiduff i Brass, 2010). Drugim riječima, kod predviđanja ponašanja pojedinca, struktura mreže (makrorazina) može biti korisna informacija koju nije moguće dobiti ispitivanjem odnosa samo na mikrorazini. Iako se radi o teorijama i metodama koje su razvili fizičari, njihovo korištenje ne podrazumijeva poznavanje fizike, a njihovi modeli mogu postati zaista korisni tek kad budu „obogaćeni“ spoznajama iz društvenih znanosti.

Drugi istraživački problem bavio se mrežnim teorijama. Mrežne teorije se bave mehanizmima i procesima koji u interakciji sa strukturom mreže dovode do određenih ishoda za pojedince i grupe. U tu grupu teorija spadaju teorije mrežnih prednosti. Odgovaranje na ovaj istraživački problem koristi tipični nacrt istraživanja u kojem se ispituju pojedinci i njihovi atributi, samo što su ti atributi rezultat njihovog međudnosa. Dva istraživačka problema predstavljaju posebne pristupe i čini se da tek zajedno daju cjelovitu i jasnu sliku o suradnji i njenom djelovanju na mjere znanstvenog učinka.

Ključne ideje mrežnog pristupa koje ga izdvajaju od ostalih istraživačkih pristupa su (Kiduff i Brass, 2010): (i) naglasak na odnosima među pojedincima; (ii) prepoznavanje važnosti umreženosti, povezanosti (*eng. embeddedness*) kod razmjena u društvenim odnosima; (iii) ispitivanje strukturalnih obrazaca društvenog života; i (iv) naglasak na koristi koje pojedinac i društvo ima od veza. Te su ideje preklapajuće i razvijale su se tokom vremena unutar psihologije, antropologije i sociologije. Važnost koju imaju veze koje povezuju neke, a ne sve aktere u mreži proizlazi iz ranih istraživanja u socijalnoj psihologiji i sociometrijskih istraživanja u razvojnoj psihologiji (Moreno, 1934) te iz gestalt tradicije istraživanja aktera u njihovom društvenom kontekstu (npr. Heider, 1946; Lewin, 1936).

Važnost „veza“ ili umreženosti⁹⁶ nije revolucionarna ideja, svijest o tome je oduvijek prisutna u svim kulturama. Ono što je „novost“ u smislu doprinosa mrežnog pristupa, jest način njihovog mjerenja, teorijski i metodološki okvir za ispitivanje njihovog utjecaja na relevantne ishode, i teoretski okvir za njihovo razumijevanje.

Najčešće kritike ADM su bile (Borgatti, 2005) da je nedovoljno teoretski usmjeren, samo metodološki pristup, statičan pristup, te da ne priznaje važnost djelovanja pojedinca. U ovom radu smo demonstrirali i objasnili da se nijedna od tih kritika ne može smatrati opravdanom. Kilduff i Brass (2010) zaključuju da jedna od najvećih prednosti mrežnog pristupa što nudi posve novi pogled na mnoge organizacijske fenomene na različitim razinama. Istraživaču omogućuje da istovremeno istražuje pojedinca, grupu i mrežne karakteristike - cjelinu i dijelove društvenih mreža.

7.2 Metodološka ograničenja

U mrežnom pristupu metodologija ima dominantnu ulogu, a ovaj rad je jedan od prvih koji ju primjenjuje na području društvenih znanosti u Hrvatskoj. Stoga je u čitavom radu bio naglasak na metodološkim problemima, kao i njihovim eventualnim posljedicama. Osnovni metodološki problemi u ovom radu su: nesveobuhvatnost mjera znanstvene suradnje i produktivnosti u promatranom vremenskom periodu zbog ograničenja korištenih izvora; ograničenost u definiranju granica mreže zbog načina prikupljanja podataka; nezahvaćanje ostalih eventualno relevantnih odnosa na mezorazinama; neuzimanje u obzir različitih vrsta znanstvenih radova, operacionalizacija produktivnosti i citiranosti, spurioznost mrežnih varijabli s mjerama znanstvenog učinka i specifičnosti statističkog testiranja hipoteza u mrežnom pristupu. Ovdje ćemo se osvrnuti na neka općenitija teorijsko-metodološka ograničenja.

Produktivnost je omjer ishoda (outputa) u odnosu na uloženo (input) (Swiss, 1991; prema Kuzhabekova, 2011). Međutim, u ovom istraživanju, kao i u većini drugih se eksplicitno ne uzima u obzir uloženo i time je ignoriran realno važan faktor. Vrsta financiranja – izvori financiranja i zahtjevi za suradnjama (koautorstvom) i produktivnošću vrlo vjerovatno utječu i na produktivnost pojedinca.

Pored pretpostavke da koautorstvo na radovima ukazuje na postojanje značajnih društvenih interakcija, u ovom radu se polazimo od još dvije implicitne pretpostavke: 1) da su

⁹⁶ Ovaj termin analitičari društvenih veza nerado koriste jer se prečesto primijenjuje u različitim kontekstima (Kadushin, 2012).

suradnje u pravilu pozitivne ili neutralne interakcije – inače se ne realiziraju ili barem ne ponavljaju; te 2) da su barem u nekoj mjeri rezultat odabira pojedinca.

Većina istraživanja se fokusira na pozitivne ili neutralne relacije, rijetki su istraživali negativne relacije (Labianca i Brass, 2004). Pojedinci nemaju samo pozitivne veze, koje doprinose njihovom društvenom kapitalu, nego i negativne koje taj kapital umanjuju (Borgatti, Brass i Halgin, 2014). Moguće je da su negativni odnosi među akterima važniji od pozitivnih u predviđanju ishoda. Labianca i Brass (2004) su iznijeli tezu o negativnoj asimetriji. Prema toj tezi, negativni događaji i negativni odnosi imaju više utjecaja na ljude od pozitivnih događaja i pozitivnih odnosa. I drugi istraživači su istaknuli važnost istraživanja negativnih odnosa. Npr., Sparrow i suradnici (2001) su utvrdili da je gustoća mreža negativnih odnosa negativno povezana s učinkom grupe. Preneseno na mreže znanstvenika to može značiti da potencijalni sukobi među pojedinim istraživačima mogu djelovati kao barijere za nastanak suradnji ne samo između njih, već i njihovih suradnika. Sukobi mogu nastati iz raznih razloga, od kojih je različito gledište na predmet istraživanja samo jedno od mogućih. Barijere mogu postojati i među čitavim grupama znanstvenika i znanstvenim disciplinama. Takve pojave mogu bitno utjecati na to tko s kime (ne)surađuje i imati važan utjecaj na produktivnost pojedinih znanstvenika. Nadalje bismo mogli pretpostaviti da bi taj učinak mogao biti osobito izražen i štetan u manjim znanstvenim zajednicama s ograničenim resursima.

Wagner i Leydesdorff (2005) su istraživali internacionalnu suradnju među znanstvenicima pod premisom da je suradnja samo-organizirajući sistem u kojem odabir partnera i mjesta suradnje ne ovisi o nacionalnim ni institucijskim poticajima i ograničenjima, nego o izboru istraživača. Smatraju da znanstvenici međusobno surađuju da bi bili vidljivi, da iskoriste sinergije i racionaliziraju resurse. Kad traže suradnika, traže nekog tko je dobro povezan i ima visoku reputaciju te stoga i pristup resursima. Njihova radna hipoteza je da preferencijalno povezivanje funkcionira prvenstveno prema intelektualnim i društvenim principima, nego bilo kojim drugim (poput npr. dostupnosti). Međutim, fizička blizina i organizacijska struktura ograničavaju dobrovoljnu prirodu društvenih interakcija u organizacijama. Većina ljudi ima iskustva s mrskim kolegama, zahtjevnim šefovima i nekooperativnim kolegama. Mogućnost da takva „zahtijevana“ interakcija uključuje negativne ishode sugerira potrebu za daljnjim istraživanjima negativne strane društvenih interakcija (Labianca i Brass, 2004).

Kada je moguće, ljudi izbjegavaju neugodne interakcije, što dovodi do pozitivne korelacije između interakcije, prijateljstva i zadovoljstva poslom. Ipak, socijalna interakcija nije isto što i socijalna podrška (Brass i sur., 2004).

U ovom radu smo teorije i rezultate istraživanja često sagledavali u kontekstu organizacijskih istraživanja. Moguće je da istraživane organizacijske kulture nisu u potpunosti usporedive za disciplinarnim kulturama znanstvenih djelatnika (npr; da je kompeticija veća, a kooperacija manja). Iako se rezultati iz jednog konteksta ne mogu nekritički prenositi na drugo, smatramo da se ne radi o velikim razlikama te da rad u znanosti ima više sličnosti nego razlika s tipično istraživanim radnim organizacijama.

Općeniti problem vezan uz istraživanja znanstvene aktivnosti i mrežnih istraživanja je niska mogućnost generalizacije. Drugim riječima, vremenski period (njegova duljina, ali i specifični „povijesni“ kontekst u kojem se odvija), geografska lokacija (država), disciplina (područje, polje ili subdiscipline), predstavljaju vanjske faktore koji zajednički stvaraju kontekst koji nije ponovljiv, pa su prema tome i rezultati analiza više deskriptivne prirode.

7.3 Implikacije rada

Postoje implikacije ovog istraživanja koje se mogu podijeliti na teoretsko-metodološke i praktične implikacije.

Radi složenosti fenomena suradnje i produktivnosti u znanosti, te inherentnog interesa koje za tu problematiku imaju svi znanstvenici iz različitih polja, postoji izrazita raznolikost pristupa i paradigmi te razlike u fokusu istraživanja. To ima svojih prednosti, ali i nedostataka. Primjerice, nerijetko znanstvenici otkrivaju „toplu vodu“ jer je otežano praćenje recentne literature (zbog njenog opsega, ali i zbog raspršenosti važnih radova u različitim disciplinama tj. časopisima), nedovoljno pažnje posvećuju nekim faktorima koji se u okviru njihovih disciplina rijetko istražuju i općenito se ne smatraju relevantnim. Npr. u sociologiji se često zanemaruju neke individualne karakteristike koje mogu imati bitan i jedinstven utjecaj na promatrane varijable. Iz svega navedenog proizlazi da je najbolji način istraživanja složenog fenomena poput suradnje kombiniranje različitih perspektiva. Perspektive koje su razvili fizičari, sociolozi i psiholozi mogu biti ujedinjene za uzajamnu korist. Čini se da su psiholozi bili „obeshrabreni“ zbog zabilježenog značajnog i naizgled prevladavajućeg utjecaja okolinskih varijabli na relevantne ishode znanstvenika te dominantno korištene vrste podataka (bibliografski podaci) koji u maloj mjeri dopuštaju

direktno testiranje nekih isključivo psiholoških varijabli. Međutim, ADM omogućuje da i takvi pristupi/podaci daju važne spoznaje za psihologiju.

Praktične implikacije odnose se na bolje razumijevanje i kritičnije korištenje mjera znanstvenog učinka. Korišteni indikatori ukazuju na uspjeh u akademskoj karijeri, ali njihovo isključivo korištenje za vrednovanje i uspoređivanje znanstvenika nije opravdano. U kontekstu ovog istraživanja te varijable su uključene na osnovi svoje dostupnosti, i često upotrebi u istraživanja mreža koautorstva, te relevantnosti. Spoznaja o uskoj povezanosti suradnje i korištenih mjera učinka bi trebala utjecati na pomnije planiranje razvoja mladih znanstvenika, kojima bi trebala biti omogućena suradnja s kolegama. To je posebno važno u okviru mentorskog odnosa, jer je mentor jedna od ključnih osoba od kojih novak uči o važnosti, načinu i odabiru suradnika. Moglo bi se tvrditi da je suradnja jedan od rijetkih elemenata koji utječu na produktivnost, a na koji znanstvenik ima mogućnost djelovati, barem u nekoj mjeri.

7.4 Buduća istraživanja

Neke smjernice za buduća istraživanja su već natuknute u raspravama o metodološkim ograničenjima i načina na koji bi oni mogli biti izbjegnuti ili umanjeni. Konkretno, buduća bi se istraživanja trebala fokusirati na manje organizacijske jedinice, ispitivanje formalnih i neformalnih kontakata, uključivanje psiholoških atributa aktera te korištenje multidimenzionalnog konstrukta radne učinkovitosti. Nadalje, čini se potrebnim razlikovati različite vrste suradnje s obzirom na neke aspekte, poput stabilnosti, konkretnim radnjama koje uključuje, stupanj slobode u izboru suradnika, itd.

Rezultati ovog istraživanja čine solidan temelj za stvaranje nekih zanimljivih i relevantnih istraživačkih pitanja za buduća istraživanja. Primjerice: Kako dolazi do suradnje? Kako znanstvenici biraju suradnike? Kako utjecajni znanstvenici biraju svoje novake? Koliko su znanstvenici svjesni važnosti s kime surađuju? Imaju li strategije? Jesu li svjesni velikih razlika u mjerama učinka među njima? Moguća su i ciljana kvalitativna istraživanja kojim bi se na temelju rezultata ovog rada mogli definirati pozitivni i negativni slučajevi, te steći detaljniji uvid u faktore koji djeluju na uspjeh znanstvenika.

U okviru mrežnog pristupa postoje brojne mogućnosti analiza društvenih mreža koje u ovom radu nisu napravljene, a koje mogu pružiti još neke važne spoznaje: testiranje drugih manje ispitivanih, a potencijalno korisnih modela (model koautora, model jezgre i periferije), te korištenje stohastičkog modeliranja za bolje ispitivanje nastanka i prekidanja veza.

Najvažnija implikacija ovog rada je poticaj korištenja mrežnog pristupa u istraživanjima u različitim granama psihologije i drugih društvenih znanosti.

7.5 ODGOVORI NA ISTRAŽIVAČKA PITANJA

Cilj provedenog istraživanja bio je opisati i analizirati prirodu suradnje znanstvenika u tri polja društvenih znanosti (odgojnih znanosti, psihologije i sociologije) iz Republike Hrvatske kroz njihove publikacije indeksirane u relevantnim izvorima (dva međunarodna izvora: Web of Science i Scopus; te jedan nacionalni izvor: NSK katalog) u razdoblju od 1992. do 2012. Pri opisu suradnje unutar polja (makrorazina) i obrazaca suradnje pojedinih znanstvenika (mikrorazina), primijenjen je mrežni pristup (analiza društvenih mreža).

Preliminarne analize su pokazale da je znanstvena suradnja, odnosno koautorstvo, je čest oblik znanstvene prakse u polju psihologije i odgojnih znanosti, a u polju sociologije je manje izražena praksa kod objavljivanja radova. U svim poljima je zabilježen rast u proporciji višeautorskih radova i dosegao je podjednaku i visoku razinu u zadnjoj godini istraživanog vremenskog perioda. Utvrđene su značajne disciplinarne razlike u mjerama znanstvenog učinka: stopi produktivnosti i *h*-indeksu. Psiholozi su značajno produktivniji od sociologa i znanstvenika iz polja odgojnih znanosti. Mjere znanstvenog učinka imaju karakteristične Pareto distribucije, koje karakterizira mali broj visoko produktivnih i većina nisko produktivnih pojedinaca.

U skladu s postavljenim eksplorativnim problemima istraživanja, mogu se donijeti sljedeći zaključci:

I. Struktura mreže koautorstva pokazuju svojstva malog svijeta: grupiranje je veće, a prosječna udaljenost između bilo koja dva znanstvenika u polju je manja ili podjednaka, od onih koje bi se očekivale u slučajnim mrežama. Kvocijenti malog svijeta dobiveni za glavnu komponentu su u svim poljima visoki. Polje odgojnih znanosti koje se sastoji od većeg broja različitih disciplina također ima strukturu malog svijeta. Iz toga proizlazi da takva struktura može postojati i kad je mreža vrlo fragmentirana. U svim poljima distribucija veza (broja različitih suradnji unutar polja) je nerazmjerna, što ukazuje na postojanje mehanizma preferencijalnog povezivanja. To je najmanje izraženo u polju sociologije, gdje je i rast glavne komponente sporiji nego u druga dva polja. Dodatnim analizama je ustanovljeno da je preferencijalno povezivanje vođeno drugačijim mehanizmima: u polju psihologije je broj budućih veza znanstvenika u drugom vremenskom periodu povezan s njegovom mogućnošću posredovanja i kontrole protoka informacija u mreži u prvom vremenskom periodu. U polju sociologije i odgojnih znanstvenika veći broj suradnika stječu znanstvenici koji su bili dijelom glavne komponente. Ti rezultati sugeriraju da su mreže u različitim fazama razvoja.

U svim poljima postoji glavna komponenta koja sadrži dobro povezane i manje povezane znanstvenike, te nekoliko izoliranih komponenti na periferiji koje sadrže znanstvenike koji ne surađuju mnogo s drugim znanstvenicima iz svog polja. U polju sociologije je veći broj izolirani aktera što se objašnjava manjom učestalošću suradnje u tom polju. U polju odgojnih znanosti glavnu komponentu čine dvije grupe znanstvenika spojene malim brojem veza.

II. Mrežne varijable koje opisuju obrazac suradnje pojedinog znanstvenika i njegovu poziciju u mreži koautorstva imaju Pareto distribucije i visoko su povezane međusobno i s kriterijima.

Mrežne varijable objašnjavaju visoki postotak varijance stope produktivnosti i također visok, ali nešto manji postotak varijance *h*-indeksa pojedinih znanstvenika. Za stopu produktivnosti najuspješniji prediktori su: maksimalna snaga veze i stupanj centralnosti u mreži. Za *h*-indeks su mjere indeks utjecaja veza i broj vanjskih veza najbolji prediktori. Za uspjeh u znanosti je u kontekstu društvenih znanosti u Hrvatskoj bitno koliko snažno i s kime je znanstvenik povezan.

Globalne mjere koje opisuju poziciju pojedinog znanstvenika unutar svog polja malo ali značajno doprinose predviđanju stope produktivnosti povrh manje kompleksnih mrežnih varijabli (lokalnih mjera i mjera ego mreža). Kod predviđanja *h*-indeksa, najkompleksnije globalne mjere ne doprinose značajno u objašnjenju varijance.

Atributi aktera (sociodemografske i karijerne varijable) malo ali značajno doprinose objašnjenju varijance u mjerama znanstvenog učinka. Samostalno objašnjavaju viši postotak varijance, ali je doprinos mrežnih varijabli i dalje visok (50,3%). Dobiveni rezultati ukazuju na mogući medijacijski utjecaj suradnje na odnos nekih atributa i mjera produktivnosti.

Dodatne analize provedene na manjem uzorku i na temelju analize podataka za dva vremenska perioda su pokazale da mrežne mjere dobivene za prvi vremenski period (1992-2002) doprinose objašnjenju varijance stope produktivnosti u drugom vremenskom periodu (2003-2012) povrh informacije o prijašnjoj stopi produktivnosti s dodatnih 4,3% objašnjene varijance. Zaključujemo da su mrežne varijable koje opisuju odjek radova suradnika relevantni prediktori mjera znanstvenog učinka.

Najveći doprinos ovog rada je metodološke prirode: ovo je jedna od prvih primjena analiza društvenih mreža i mrežnih analiza na mikrorazini i makrorazini u društvenim znanostima. Praktične implikacije su vezane uz prepoznavanje važnosti koju ima suradnja za znanstvene djelatnike i najčešće korištene mjere uspjeha u znanosti.

LITERATURA

- Abbasi, A., Altmann, J., & Hossain, L. (2011). Identifying the effects of co-authorship networks on the performance of scholars: A correlation and regression analysis of performance measures and social network analysis measures. *Journal of Informetrics*, 5(4), 594–607.
- Abbasi, A., Altmann, J., & Hwang, J. (2010). Evaluating scholars based on their academic collaboration activities: two indices, the RC-index and the CC-index, for quantifying collaboration activities of researchers and scientific communities. *Scientometrics*, 83(1): 1-13.
- Abbasi, A., Chung, K. S. K., & Hossain, L. (2012). Egocentric analysis of co-authorship network structure, position and performance. *Information Processing & Management*, 48(4), 671–679.
- Abbasi, A., Hossain, L., & Leydesdorff, L. (2012). Betweenness Centrality as a Driver of Preferential Attachment in the Evolution of Research Collaboration Networks. *Journal of Informetrics*, 6(3), 403–314.
- Abbasi, A., Hossain, L., & Wigand, R. (2013). Social Capital and Individual Performance: A Study of Academic Collaboration. Under Review. Retrieved from http://works.bepress.com/alireza_abbasi/21
- Abbasi, A., Hossain, L., Uddin, S., & Rasmussen, K. J. R. (2011). Evolutionary dynamics of scientific collaboration networks: multi-levels and cross-time analysis. *Scientometrics*, 89(2): 687-710.
- Abramo, G., D'Angelo, C. A., & Caprasecca, A. (2009). The contribution of star scientists to overall sex differences in research productivity. *Scientometrics*, 81(1), 137–156.
- Acedo, F. J., Barroso, C., Casanueva, C., & Galán, J. L. (2006). Co-Authorship in Management and Organizational Studies: An Empirical and Network Analysis. *Journal of Management Studies*, 43(5), 957–983.
- Allison, P. D., & Stewart, J. A. (1974). Productivity differences among scientists: Evidence for cumulative advantage. *American Sociological Review*, 39, 595-606.
- Argyle, M. (1994). *The Psychology of Interpersonal Behaviour* (5th ed.). Penguin.
- Babchuk, N.; Keith, B.; Peters G. (1999). Collaboration in Sociology and Other Scientific Disciplines: A Comparative Trend Analysis of the Scholarship in the Social, Physical, and Mathematical Sciences. *American Sociologist*, 30 (3):5-21.
- Baldwin, R. G., & Austin, A. E. (1992). *Toward greater understanding of faculty collaboration: Metaphors, emerging theory, and collaborators' advice*. Paper presented at the Association for the Study of Higher Education, Minneapolis, MN.
- Barabási, A. L. (2013). *Network Science*. Pdf. Version. <http://barabasilab.neu.edu/networksciencebook/>
- Barabási, A. L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439): 509.
- Barabási, A. L., Jeong, H., Néda, Z., Ravasz, E., Schubert, A., & Vicsek, T. (2002). Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 311(3-4): 590-614.
- Barabási, A.-L. (2003). *Linked: how everything is connected to everything else and what it means for business, science, and everyday life*. New York, NY: A plume book.
- Baron, S., Field, J., & Schuller, T. (2000). *Social capital: Critical perspectives*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Baumeister, R. F., Vohs, K. D., & Funder, D. C. (2007). Psychology as the science of self-reports and finger movements: Whatever happened to actual behavior? *Perspectives on Psychological Science*, 2(4), 396–403.

- Bayer, A. E., & Smart, J. C. (1991). Career patterns and collaborative styles in American academic science. *Journal of Higher Education*, 62, 615-636.
- Bayer, A.E. & Folger, J. (1966). Some Correlates of a Citation Measure of Productivity in Science. *Sociology of Education*, Vol. 39, No. 4, 381-390.
- Bearman, P. S., Moody, J., & Stovel, K. (2004). Chains of Affection: The Structure of Adolescent Romantic and Sexual Networks. *American Journal of Sociology*, 110(1), 44–91.
- Beaver, D. (2004). Does collaborative research have greater epistemic authority? *Scientometrics*, 60 (3), 399–408.
- Beaver, D. (2001). Reflections on scientific collaboration (and its study): past, present, and future. *Scientometrics*, 52(3), 365-377.
- Becher, T. (1994). The significance of Disciplinary Differences. *Studies in Higher Education*, 19 (2), 151 – 165
- Becher, T.; Trowler, P. R. (2001). *Academic Tribes and Territories: Intellectual Enquiry and the Culture of Disciplines*. Buckingham – Philadelphia: The Society for Research into Higher Education & Open University Press.
- Beck, J. W., Beatty, A. S., & Sackett, P. R. (2013). On the Distribution of Job Performance: The Role of Measurement Characteristics in Observed Departures from Normality. *Personnel Psychology*, xx-xx
- Benett, D.M., & Taylor, D.M. (2003). Unethical practices in authorship of scientific papers. *Emergency Medicine (Fremantle)*, 15(3), 263-270.
- Berger, J. B., Rosenholtz, S. J., & Zelditch, M. (1980). Status organizing processes. *Annual Review of Sociology*, 6, 479-508.
- Bian, Y. (1997). Bringing strong ties back in: Indirect ties, network bridges, and job searches in China. *American Sociological Review*, 62: 366-385.
- Biglan, A. (1973). Relationships between subject matter characteristics and the structure and output of university departments. *Journal of Applied Psychology* 57(3), 207.
- Birley, S., & Nicolaou, N. (2003). “Social Networks in Organizational Emergence: The University Spinout Phenomenon”, *Management Science*, Dec 2003, Vol. 49, Issue 12, pp. 1702-1725.
- Birnholtz, J. P. (2006). What does it mean to be an author? The intersection of credit, contribution, and collaboration in science. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 57(13): 1758-1770.
- Birnholtz, J. P. (2007). When do researchers collaborate? Toward a model of collaboration propensity. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 58(14), 2226–2239.
- Blackburn, R. T., Behymer, C. E., & Hall, D. E. (1978). Research note: Correlates of faculty publications. *Sociology of Education*, 51, 132-141.
- Blass, T. (2004). *The man who shocked the world: the life and legacy of Stanley Milgram*. New York: Basic Books.
- Blau, P. M. (1973). *The organization of academic work*. New York: John Wiley Press. Bourdieu, P., & Wacquant, L. J. D. (1992). *An invitation to reflexive sociology*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Bonacich, P.(2004). The invasion of the physicists. *Social Networks*, 26: 285-287
- Borgatti, S. P. (2005). The state of organizational social network research today. Working paper, Department of Organization Studies, Boston College, Boston.
- Borgatti, S. P., & Molina, J. L. (2003). Ethical and strategic issues in organizational social network analysis. *The Journal of Applied Behavioral Science*, 39(3), 337–349.

- Borgatti, S. P., Brass, D. J. & Halgin, D.S. (2014). Social network research: Confusions, criticisms, and controversies. In Brass, D.J., Labianca, G., Mehra, A., Halgin, D.S., & Borgatti, S.P., (Eds.) *Contemporary Perspectives on Organizational Social Networks (Research in the Sociology of Organizations)*. Volume 40. Emerald Publishing: Bradford, UK
- Borgatti, S. P., Everett, M. G., & Johnson, J. C. (2013). *Analyzing social networks*. Los Angeles [i.e. Thousand Oaks, Calif.]; London: SAGE Publications.
- Borgatti, S. P., Mehra, A., Brass, D. J., & Labianca, G. (2009). Network Analysis in the Social Sciences. *Science*, 323(5916), 892–895.
- Borgatti, S.P. & Halgin, D.S. (2011). On Network Theory. *Organization Science*. September/October 2011 22(5):1168-1181.
- Bornmann, L. (2008). Scientific Peer Review: An Analysis of the Peer Review Process from the Perspective of Sociology of Science Theories. *Human Architecture: Journal of the Sociology of Self-Knowledge*, 6(2), 3.
- Bornmann, L., & Daniel, H.-D. (2008). What do citation counts measure? A review of studies on citing behavior. *Journal of Documentation*, 64(1), 45–80.
- Bornmann, L., & Marx, W. (2012). The Anna Karenina principle: A way of thinking about success in science. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 63(10), 2037–2051.
- Bowling, N.A. & Burns, G.N. (2010). Scholarly productivity of academic SIOP members: What is typical and what is outstanding. *The Industrial-Organizational Psychologist*, 11-18
- Bozeman, B., & Corley, E. (2004). Scientists' collaboration strategies: implications for scientific and technical human capital. *Research Policy*, 33(4), 599–616.
- Bozeman, B., & Gaughan, M. (2011). How do men and women differ in research collaborations? An analysis of the collaborative motives and strategies of academic researchers. *Research Policy*, 40(10), 1393–1402.
- Boxman, E.A.W., DeGraaf, P.M., & Flap, H.D. (1991). The impact of social and human capital on the income attainment of Dutch managers. *Social Networks*, 13: 51-73.
- Brandes, U., Robins, G., McCranie, A., & Wasserman, S. (2013). What is network science? *Network Science*, 1(01), 1–15.
- Brass, D. J., Galaskiewicz, J., & Greve, H. R. (2004). Taking stock of networks and organizations: A multilevel perspective. *Academy of Management Journal*, 47(6), 795–817.
- Brass, D.J. (1995). A social network perspective on human resources management. *Research in personnel and human resources management*, 13 (1), 39-79.
- Brass, D.J. (1984). Being in the right place: A structural analysis of individual influence in an organization. *Administrative Science Quarterly*, 29: 518-539.
- Braxton, J. M., & Hargens, L. L.(1996). Variations Among Academic Disciplines: Analytical Frameworks and Research. *Higher Education: Handbook of Theory and Research*. Vol. 11. New York: Agathon Press, 1996.
- Buchanan, M. (2003). *Nexus: small worlds and the groundbreaking science of networks*. New York: W.W. Norton.
- Bukvova, H. (2010). Studying research collaboration: a literature review. Retrieved from <http://sprouts.aisnet.org/10-3>
- Burt, R. S. (1992). *Structural holes - the social structure of competition*. Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press.
- Burt, R. S. (1997). The contingent value of social capital. *Administrative Science Quarterly*, 42, 339-365.

- Burt, R. S. (2000). *Research in organizational behavior: The network structure of social capital. (Vol. 22)*. Greenwich, CT: JAI Press.
- Burt, R. S. (2001). *Social capital: Theory and research*. Chicago, IL: University of Chicago.
- Burt, R. S. (2005). *Brokerage and closure: The social capital of structural holes*. Oxford: Oxford University Press.
- Burt, R.S. (2012). Network-related personality and the agency question: Multirole evidence from a virtual world. *American Journal of Sociology*, 118 (3), 543-591.
- Burt, R. S., Kilduff, M., & Tasselli, S. (2013). Social Network Analysis: Foundations and Frontiers on Advantage. *Annual Review of Psychology*, 64(1), 527–547.
- Cainelli, G., Maggioni, M. A., Uberti, T. E., & De Felice, A. (2010). The strength of strong ties: co-authorship and productivity among Italian economists. *Marco Fanno Working Papers* 125-2010.
- Casciaro, T. (1998). Seeing things clearly: Social structure, personality, and accuracy in social network perception. *Social Networks*, 20(4), 331–351.
- Casciaro, T., Carley, K. M., & Krackhardt, D. (1999). Positive affectivity and accuracy in social network perception. *Motivation and Emotion*, 23(4), 285–305.
- Ceci, S. J., & Williams, W. M. (2011). Understanding current causes of women's underrepresentation in science. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(8), 3157–3162.
- Chinchilla-Rodríguez, Z., Ferligoj, A., Miguel, S., Kronegger, L., & de Moya-Anegón, F. (2012). Blockmodeling of co-authorship networks in library and information science in Argentina: a case study. *Scientometrics*, 93(3), 699–717.
- Christakis, N. A., & Fowler, J. H. (2011). *Connected: the surprising power of our social networks and how they shape our lives*. New York, NY u.a.: Little, Brown.
- Chung, K. H., Cox, R. A., & Kim, K. A. (2009). On the relation between intellectual collaboration and intellectual output: Evidence from the finance academe. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 49(3), 893–916.
- Cole, J. R., & Cole, S. (1973). *Social stratification in science*. Chicago: University of Chicago Press.
- Coleman, J. S. (1986). Social theory, social research, and a theory of action. *The American Journal of Sociology*, 91(6), 1309-1335.
- Coleman, J. S. (1987). *Norms as social capital*. *Economic Imperialism*, 133-155.
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, 94, 95-120.
- Coleman, J. S. (1990). *Foundations of social theory*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Contractor, N. S., Wasserman, S., & Faust, K. (2006). Testing Multitheoretical, Multilevel Hypotheses About Organizational Networks: An Analytic Framework and Empirical Example. *Academy of Management Review*, 31(3), 681–703. doi:10.5465/AMR.2006.21318925
- Coromina Soler, L., Coenders, G., Ferligoj, A., & Guia, J. (2011). PhD Students' Research Group Social Capital in Two Countries: A Clustering Approach with Duocentred Network Measures. *Metodološki zvezki*, vol. 8, n. 2, p. 137-155.
- Coromina, L., Guia, J., Coenders, G., & Ferligoj, A. (2008). Duocentered networks. *Social Networks*, 30(1), 49–59.
- Costas, R., Bordons, M., (2007). The h-index: advantages, limitations and its relation with other bibliometric indicators at the micro level. *Journal of Informetrics* 1,193–203.

- Creamer, E. G., & McGuire, S. P. (1998). Applying the cumulative advantage perspective to scholarly writers in higher education. *The Review of Higher Education*, 22(1), 73-82.
- Creswell, J. W. (1985). Faculty research performance: Lessons from the sciences and social sciences. *ASHE-ERIC Higher Education Report No. 4*.
- Cronin, B., Shaw, D., & LaBarre, K. (2003). A cast of thousands: Coauthorship and sub-authorship collaboration in the 20th century as manifested in the scholarly journal literature of psychology and philosophy. *Journal of the American Society for Information Science & Technology*, 54(9), 855-872.
- D'Amico, R., Vermigli, P., & Canetto, S. S. (2011). Publication productivity and career advancement by female and male psychology faculty: The case of Italy. *Journal of Diversity in Higher Education*, 4(3), 175–184.
- de Martí, J. & Zenou, Y. (2009) : Social networks, *IZA Discussion Papers*, No. 4621
- De Stefano, D., Giordano, G., & Vitale, M. P. (2011). Issues in the analysis of co-authorship networks. *Quality & Quantity*, 45(5), 1091–1107.
- De Stefano, D., Fuccella, V., Prosperina Vitale, M., & Zaccarin, S. (2013): The use of different data sources in the analysis of co-authorship networks and scientific performance. *Social Networks*. 370-381.
- Diamond, A. M. J. (1985). The money value of citations to single-authored and multiple-authored articles. *Scientometrics*, 8, 815-820.
- Diamond, A. M. J. (1986). What is a citation worth? *The Journal of Human Resources*, 21 (2), 200-215.
- Dickens, C. S., & Sagaria, M. A. (1997). Feminists at work: Collaborative relationships among women faculty. *The Review of Higher Education*, 21(1), 79-101.
- DiPrete, T. A., & Eirich, G. M. (2006). Cumulative advantage as a mechanism for inequality: A review of theoretical and empirical developments. *Annual Review of Sociology*, 32: 271-297.
- Doreian, P. (2010). Networks in Social Psychology, Beginning with Kurt Lewin. Working Paper, retrieved from: <http://patrickdoreian.com>
- Ductor, L. (2011). Does Co-authorship Lead to Higher Academic Productivity? *working papers series*, available at SSRN 1997770. Retrieved from http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1997770
- Ductor, L., Fafchamps, M., Goyal, S., & van der Leij, M. J. (2011). *Social networks and research output*. Neobjavljen rad. Retrieved from [http://www.econ.cam.ac.uk/faculty/goyal/wp11/prediction_july2011b\[1\].pdf](http://www.econ.cam.ac.uk/faculty/goyal/wp11/prediction_july2011b[1].pdf)
- Ductor, L., Kucinskas, S., Leij, M. van der, Robalo, P., & Veldhuizen, R. van. (2012). The collaboration network of Tinbergen Institute. *Tinbergen Magazine*, 2012(Fall), 32–37.
- Dunbar, R. I. M. (2010). *How many friends does one person need?: Dunbar's number and other evolutionary quirks*. Cambridge, Mass.: Harvard University Press.
- Duque, R. B., Ynalvez, M., Sooryamoorthy, R., Mbatia, P., Dzorgbo, D.-B. S., & Shrum, W. (2005). Scientific productivity, the internet, and problems of research in developing areas. *Social Studies of Science*, 35(5), 755–785.
- Edge, D. (1979). Quantitative Measures of Communication in Science: A Critical Review. *History of Science*, 17, 102-134.
- Egghe, L. (2005). "Relations between the continuous and the discrete Lotka power function". *Journal of the American Society for Information Science and Technology* , 56 (7): 664–668.
- Eslami, H. (2011). *Effect of collaboration network structure on knowledge and innovation productivity: The case of biotechnology in Canada*. Concordia University. Retrieved from http://spectrum.library.concordia.ca/36260/1/Eslami_MSc_S2012.pdf

- Etzebarria, G., & Gomez-Uranga, M. (2010). Use of Scopus and Google Scholar to measure social sciences production in four major Spanish universities. *Scientometrics*, 82(2), 333–349.
- Fafchamps, M., Leij, M. J., & Goyal, S. (2006). Scientific Networks and Co-authorship. Retrieved from <http://economics.ouls.ox.ac.uk/12185/>
- Feinberg, G., Watnick, B., & Sacks, A. (2011). Solo vs. Collaborative Research in the Social Sciences and Higher Education: Unraveling the Realities of Male-Female Research Publication Patterns in the Context of Gender Politics and Social Justice Issues. *Journal of Multidisciplinary Research*, Vol. 3 Issue 3, str. 47-64.
- Feist, G. J. (2006a). The past and future of the psychology of science. *Review of General Psychology*, 10(2), 92–97.
- Feist, G. J. (2006b). Why the studies of science need a psychology of science. *Review of General Psychology*, 10(2), 183–187.
- Feist, G. J. (2011). Psychology of science as a new subdiscipline in psychology. *Current Directions in Psychological Science*, 20(5), 330–334.
- Feist, G. J., & Gorman, M. E. (1998). The psychology of science: Review and integration of a nascent discipline. *Review of General Psychology*, 2(1), 3–47.
- Feist, G. J. (1998). A meta-analysis of personality in scientific and artistic creativity. *Personality and Social Psychology Review*, 2(4), 290–309.
- Feist, G. J. (1997). Quantity, Quality, and Depth of Research as Influences on Scientific Eminence: Is Quantity Most Important? *Creativity Research Journal*, 10(4), 325–335.
- Feist, G.J. (1993). A Structural Model of Scientific Eminence. *Psychological Science*. 4 (6), 366-371.
- Figg, W. D., Dunn, L., Liewehr, D. J., Steinberg, S. M., Thurman, P. W., Barrett, J. C., et al. (2006). Scientific collaboration results in higher citation rates of published articles. *Pharmacotherapy*, 26(6), 759–767.
- Fowler, J. H. & Christakis, N.A. (2008). Dynamic spread of happiness in a large social network: longitudinal analysis over 20 years in the Framingham Heart Study. *British Medical Journal*, 337, no. a2338: 1-9.
- Fowler, J. H., Dawes, C. T., & Christakis, N. A. (2009). Model of genetic variation in human social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(6), 1720–1724.
- Fox, M. F. (1983). Publication Productivity among Scientists: A Critical Review. *Social Studies of Science*, 13(2), 285–305.
- Fox, M. F. (1985). Publication, performance, and reward in science and scholarship. *Higher education: handbook of theory and research*, 1, 255-282.
- Fox, M. F., & Faver, C. A. (1984). Independence and cooperation in research: The motivations and costs of collaboration. *Journal of Higher Education*, 55, 347-359.
- Franceschet, M., & Costantini, A. (2010). The effect of scholar collaboration on impact and quality of academic papers. *Journal of Informetrics*, 4(4), 540–553.
- Freeman, L. (2011): The Development of Social Network Analysis—with an Emphasis on Recent Events. In Scott, J., & Carrington, P. J. (2011). *Social network analysis a handbook of*. London; Thousand Oaks, Calif.; New Delhi: SAGE.
- Freeman, L. C. (2004). *The Development of Social Network Analysis: A Study in the Sociology of Science*. Empirical Press.
- Friedkin, N. E. (1998). *A structural theory of social influence*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Fry, J. (2004). Scholarly Research and Information Practices, A Domain Analytic Approach. *Information Processing and Management*, 42 (1), 299-316.

- Gholson, B. (1989). *Psychology of Science: Contributions to Metascience*. Cambridge University Press.
- Gladwell, M. (2002). *The Tipping Point*. Little, Brown.
- Glänzel, W., & Lange, C. de. (2002). A distributional approach to multinationality measures of international scientific collaboration. *Scientometrics*, 54(1), 75–89.
- Glänzel, W., & Schubert, A. (2005). Analysing scientific networks through co-authorship. *Handbook of quantitative science and technology research*, 257–276.
- Godin, B. (2006). On the origins of bibliometrics. *Scientometrics*, 68(1), 109–133.
- Gomez-Mejia, L. R., & Balkin, D. B. (1992). Determinants of faculty pay: An agency theory perspective. *Academy of Management Journal*, 35 (5), 921-955.
- Gordon, M. D. (1980). A critical assessment of inferred relations between multiple authorship, scientific collaboration, the production of papers and their acceptance for publication. *Scientometrics*, 2, 193.
- Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 78, 1360-1380.
- Granovetter, M. (1983). The strength of weak ties: A network theory revisited. *Sociological theory*, 1(1), 201–233.
- Griffith, B. & Miller, A.J. (1970). Networks of Informal Communication Among Scientifically Productive Scientists. U: Nelson, C.E. & Pollock, D.K. (Ur), *Communication Among Scientists and Engineers*. Lexington, Mass. Heath Lexington Books.
- Guzzo, R.A. & Shea, G.P. (1992). Group performance and intergroup relations in organizations. U: Dunnette, M.D. & Hough, L.M. (Ur.), *Handbook of industrial and organizational psychology*, Vol. 3, 269-313. Palo Alto: Consulting Psychologists Press.
- Guyer, L. & Fidell, L. (1973). Publications of men and women psychologists: Do women publish less? *American Psychologist*, 28(2), 157-160.
- Hanneman, R. A., & Riddle, M. (2005). *Introduction to social network methods*. Riverside CA: Analytictech.com.
- Hansen, M.T. (1999). The search-transfer problem: The role of weak ties in sharing knowledge across organizational subunits. *Administrative Science Quarterly*, 44: 82-111.
- Hara, N., Solomon, P., Kim, S. L., & Sonnenwald, D. H. (2003). An emerging view of scientific collaboration: Scientists' perspectives on collaboration and factors that impact collaboration. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 54(10): 952-965.
- Hargens, L.L. & Hagstrom, W.O. (1967). Sponsored and Contest Mobility of American Academic Scientists. *Sociology of Education*, Vo. 40, No. 1, 24-38.
- Harkins, S., & Lowe, M. (2000). The effects of self-set goals on task performance. *Journal of Applied Psychology*, 30, 1-40.
- Hatala, J.-P. (2006). Social Network Analysis in Human Resource Development: A New Methodology. *Human Resource Development Review*, 5(1), 45–71.
- He, Z.-L., Geng, X.-S., & Campbell-Hunt, C. (2009). Research collaboration and research output: A longitudinal study of 65 biomedical scientists in a New Zealand university. *Research Policy*, 38(2), 306–317.
- Hernandez, L. & Rene, J.(2008). Co-authorship networks and power relations in the production of Mexican psychological research. *International Journal of Psychology*, 43 (3-4), 593 – 593.
- Higgins, M.C. & Kram, K.E. (2001). Reconceptualizing mentoring at work: A developmental network perspective. *Academy of Management Review*, 26: 264-288.

- Hill, V.A. (2008). Collaboration in an academic setting: Does the network structure matter? Center for the Computational Analysis of Social and Organizational Systems (CASOS) technical report. Retrieved from www.casos.cs.cmu.edu/publications/papers/CMU-ISR-08-128.pdf
- Hoffman, P. (1987). The man who loves only numbers. *Atlantic Monthly* 260: 60–74.
- Holland, P. W., & Leinhardt, S. (1971). Transitivity in structural models of small groups. *Comparative Group Studies*, 2(2), 107–124.
- Horjan, A., & Krnjašić, S. (2012). Analiza socijalnih mreža organiziranih kriminalnih skupina u Republici Hrvatskoj. *Policija i sigurnost*, 3, 610- 634.
- Hudson, J. (1996). Trends in multi-authored papers in economics. *Journal of Economic Perspectives*, 10, 153-158
- Hung, W.C. W.(2006). *Researching the Researcher: A Social Network Analysis of the Multidisciplinary Knowledge Creation Process*. A thesis presented to the University of Waterloo in fulfillment of the thesis requirement for the degree of Master of Applied Science in Management Sciences. Waterloo, Ontario, Canada, 2006
- Jackson, M. O. (2009). Genetic influences on social network characteristics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(6), 1687–1688.
- Jackson, M. O. (2010). *Social and Economic Networks*. Princeton University Press.
- Jackson, M. O., & Rogers, B. W. (2007). Meeting strangers and friends of friends: How random are social networks? *The American economic review*, 890–915.
- Jackson, M. O., & Wolinsky, A. (1996). A strategic model of social and economic networks. *Journal of economic theory*, 71(1), 44–74.
- Jokić, M. & Šuljok, A. (2009). Productivity and its impact in the ISI and Scopus citation databases from 1996 to 2005«, u: Katarina Prpić (ur.). *Beyond the myths about the natural and social sciences: a sociological view*. Zagreb: Institut za društvena istraživanja u Zagrebu, 143–172.
- Jokić, M. (2005). *Bibliometrijski aspekti vrednovanja znanstvenog rada*. Sveučilišna knjižara.
- Jokić, M. (2009). H-indeks kao novi scientometrijski indikator. *Biochemia Medica*, Vol. 19 No. 1, 5-9.
- Jokić, M., Zauder, K. & Letina, S. (2012). *Karakteristike hrvatske nacionalne i međunarodne znanstvene produkcije u društveno-humanističkim znanostima i umjetničkom području za razdoblje 1991 - 2005*. Institut za društvena istraživanja u Zagrebu.
- Judge, T. A., & Hurst, C. (2008). How the rich (and happy) get richer (and happier): Relationship of core self-evaluations to trajectories in attaining work success. *Journal of Applied Psychology*, 93(4), 849–863.
- Kadushin, C. (2012): *Understanding Social Networks*. Oxford University Press. New York
- Kadushin, C., & Jones, D. (1992). Social networks and urban neighborhoods in New York City. *City and Society*, 6 (1): 58-75
- Kaiser, M. (2008). Mean clustering coefficients: the role of isolated nodes and leafs on clustering measures for small-world networks. *New Journal of Physics*, 10(8), 083042.
- Kalish, Y., & Robins, G. (2006). Psychological predispositions and network structure: The relationship between individual predispositions, structural holes and network closure. *Social Networks*, 28(1), 56–84.
- Kalmijn, M. (2003). Shared friendship networks and the life course: an analysis of survey data on married and cohabiting couples. *Social Networks*, 25(3), 231–249.
- Katz, J. S. (1994). Geographical proximity and scientific collaboration. *Scientometrics*, 31(1), 31–43.
- Katz, J. S., & Martin, B. R. (1997). What is research collaboration? *Research policy*, 26(1), 1–18.

- Kelchtermans, S., & Veugelers, R. (2011). The great divide in scientific productivity: why the average scientist does not exist. *Industrial and Corporate Change*, 20(1), 295–336.
- Kilduff, M., & Brass, D. J. (2010). Organizational Social Network Research: Core Ideas and Key Debates. *The Academy of Management Annals*, 4(1), 317–357.
- Kilduff, M., & Tsai, W. (2003). *Social networks and organizations*. London: Sage Publications Ltd.
- Kilduff, M., & Krackhardt, D. (1994). Bringing the individual back in: A structural analysis of the internal market for reputation in organizations. *Academy of Management Journal*, 37: 87-108.
- Kim, H. H. (2008). *The influence of entrepreneurial activities on teaching at Universities in the United States*. A Thesis, Georgia Institute of Technology. Retrieved from <http://smartech.gatech.edu/handle/1853/24821>
- King, J.,E., (2007). Standardized Coefficients in Logistic Regression. Paper presented at the annual meeting of the Southwest Educational Research Association, San Antonio, Texas, Feb. 7-10, 2007.
- Kiopa, A., Melkers, J. & Tanyildiz, Z.E. (2009). Women in academic science: mentors and career development. U: Prpić, K., Oliveira, L. & Hemlin, S. (Ur.), *Women in Science and Technology*. 55-84. Zagreb, IDIZ.
- Klein, K. J., Lim, B. C., Saltz, J. L., & Mayer, D. M. (2004). How do they get there? An examination of the antecedents of centrality in team networks. *Academy of Management Journal*, 47(6), 952–963.
- Knoke, D. & Yang, S. (2008). *Social Network Analysis*. 2nd Edition. Sage Publications. London.
- Knorr-Cetina, K. (1999). *Epistemic cultures: how the sciences make knowledge*. Harvard University Press.
- Kozlowski, S. W. J., & Bell, B. P. S. (2003). Work groups and teams in organizations. In W. C. Borman, D. R. Iglén, & R. J. Klimoski (Eds.), *Handbook of Psychology (Vo.12): Industrial and Organizational Psychology* (333-375 str.). New York: Wiley.
- Krackhardt, D. (1992). The strength of strong ties: The importance of philos in organizations. In N. Nohria & R. Eccles (Eds.), *Networks and Organizations: Structure, Form and Action* (216–239). Boston, MA: Harvard Business School Press.
- Krackhardt, D. (2010). Social Networks. In John M. Levine, Michael A. Hogg (Eds.) *Encyclopedia of Group Processes and Intergroup Relations*: 817-821. Los Angeles: Sage.
- Krackhardt, D., & Stern, R.N.(1998). Informal networks and organizational crises: An experimental simulation. *Social psychology quarterly*, 51 (2), 123-140.
- Krampen, G. (2008). The evaluation of university departments and their scientists: Some general considerations with reference to exemplary bibliometric publication and citation analyses for a Department of psychology. *Scientometrics*, 76(1), 3–21.
- Krapf, M. (2012). Age and Complementarity in Scientific Collaboration. Department of Economics, University of Konstanz. Retrieved from http://www.uni-konstanz.de/FuF/wiwi/workingpaperseries/WP_Krapf_18-12.pdf
- Kraut, R. E., Galegher, J., & Egidio, C. (1987). Relationships and tasks in scientific research collaboration. *Human-Computer Interaction*, 3 (1), 31{58.
- Kronegger, L. (2011). *Dinamika omrežij soavtorstev Slovenskih raziskovalcev*. Doktorska disertacija. Univeza v Ljubljani fakulteta za družbene vede.
- Kronegger, L., Ferligoj, A., & Doreian, P. (2011). On the dynamics of national scientific systems. *Quality & Quantity*, 45(5), 989–1015.
- Kronegger, L., Mali, F., Ferligoj, A., & Doreian, P. (2012). Collaboration structures in Slovenian scientific communities. *Scientometrics*, 90(2), 631–647.
- Kumar, N. (2000a). Organizational psychology of science: It's emergence as a subdiscipline. *International Journal of Psychology*, Volume: 35 Issue: 3-4, 194-194

- Kumar, N. (2000b). Organizational Psychology of Science: Its relationship with other metasciences. *International Journal of Psychology*, Vo: 35 Issue: 3-4, SI, 312-312
- Kuzhabekova, A. (2011). *Impact of co-authorship strategies on research productivity: A social-network analysis of publications in Russian cardiology*. Disertacijski rad. University of Minnesota.
- Kyvik, S. (1990). Motherhood and Scientific Productivity. *Social Studies of Science*, 20(1), 149–160.
- Kyvik, S., & Teigen, M. (1996). Child Care, Research Collaboration, and Gender Differences in Scientific Productivity. *Science, Technology & Human Values*, 21(1), 54–71.
- Laband, D. N., & Tollison, R. D. (2000). Intellectual collaboration. *Journal of Political Economy*, 108(3), 632–662.
- Labianca, G. (2004). Group Social Capital and Group Effectiveness: The Role of Informal Socializing Ties. *Academy of Management Journal*, 47(6), 860–875.
- Labianca, G. J. (2006). A multilevel model of group social capital. *Academy of Management Review*, 31(3), 569–582.
- Landry, R., & Amara, N. (1998). The impact of transaction costs on the institutional structuration of collaborative academic research. *Research Policy*, 27(9), 901–913.
- Laudel, G. (2002). What do we measure by co-authorships? *Research Evaluation*, 11(1), 3–15.
- Leahey, E. (2006). Gender Differences in Productivity Research Specialization as a Missing Link. *Gender & Society*, 20(6), 754–780.
- Lee, S., & Bozeman, B. (2005). The impact of research collaboration on scientific productivity. *Social Studies of Science*, 35(5): 673.
- Lee, Y., Yang, L., Wan, K. M., & Chen, G. (2010). Interactive effects of personality and friendship networks on contextual performance. *Social Behavior and Personality: an international journal*, Vo 38, No 2, 2010 , pp. 197-208.
- Leenders, R.T.A.J. & Gabby, S.M. (1999). *Corporate social capital and liability*, 197-216. London: Kluwer Academic Press.
- Leimu, R., & Koricheva, J. (2005). Does scientific collaboration increase the impact of ecological articles? *BioScience*, 55(5), 438–443.
- Letina, S., Zauder, K., & Jokić, M. (2012). Odjek radova hrvatskih psihologa u međunarodnim citatnim bazama Web of Science, Scopus i PsycINFO (1991- 2010).18. *Dani psihologije u Zadru, zbornik radova*.
- Letina, S., Zauder, K., & Jokić, M. (2012). Produktivnost hrvatskih psihologa: scientometrijska analiza mreže suradnji na radovima indeksiranim u bazi WoS 1991-2010. *Suvremena psihologija*, 15(1), 97-116.
- Leydesdorff, L., & Wagner, C. S. (2008). International collaboration in science and the formation of a core group. *Journal of Informetrics*, 2(4), 317–325.
- Li, E. Y., Liao, C. H., & Yen, H. R. (2013). Co-authorship networks and research impact: A social capital perspective. *Research Policy*, 42(9), 1515–1530.
- Lietz, H. H. (2009). Diagnosing Emerging Science: The Cases of the “New Science of Networks” and Scientometrics. *PRIME-ENID Summer School on Science, Technology and Innovation Indicators and Knowledge Dynamics Visualization*.
- Lincoln, J.R., & Miller, J. (1979). Work and friendship ties in organizations: A comparative analysis of relational networks. *Administrative Science Quarterly*, 24: 181-199.
- Long, J. S., & McGinnis, R. (1982). On adjusting productivity measures for multiple authorship. *Scientometrics*, 5, 379-387.

- López López, W., Caridad García-Cepero, M., Aguilar Bustamante, M.C., Silva, L.M., Aguado López, E. (2010). General overview of academic production in Ibero-American psychology, 2005-2007. *Papeles del Psicólogo*, 31, 296-309.
- Lotka, Alfred J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 16 (12): 317–324.
- Mali, F., Kronegger, L., & Ferligoj, A. (2010). Co-authorship trends and collaboration patterns in the Slovenian sociological community. *Corvinus Journal of Sociology and Social Policy*, 1(2).
- Marsden, P. V. (1990): Network data and measurement. *Annual Review of Sociology*, 16: 435– 463.
- Martin, T., Ball, B., Karrer, B., & Newman, M. E. J. (2013). Coauthorship and citation in scientific publishing. arXiv Preprint arXiv:1304.0473. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1304.0473>
- Martino, F., & Spoto, A. (2006). Social Network Analysis: A brief theoretical review and further perspectives in the study of Information Technology. *PsychNology Journal*, 4(1), 53–86.
- Mason, W. A., Conrey, F. R., & Smith, E. R. (2007). Situating Social Influence Processes: Dynamic, Multidirectional Flows of Influence Within Social Networks. *Personality and Social Psychology Review*, 11(3), 279–300.
- Mathieu, J., Maynard, M. T., Rapp, T., & Gilson, L. (2008). Team Effectiveness 1997-2007: A Review of Recent Advancements and a Glimpse Into the Future. *Journal of Management*, 34(3), 410–476.
- Matusiak, A., & Morzy, M. (2013). How to Become Famous? Motives in Scientific Social Networks. In R. Burduk, K. Jackowski, M. Kurzynski, M. Wozniak, & A. Zolnierek (Eds.), *Proceedings of the 8th International Conference on Computer Recognition Systems CORES 2013* (pp. 671–680). Springer International Publishing.
- McFadyen, M. A., & Canella, A. A. (2004). Social capital and knowledge creation: diminishing returns of the number and strength of exchange relationships. *Academy of Management Journal* 47 (5), 735-746
- Mehra, A., Kilduff, M., & Brass, D. J. (2001). The Social Networks of High and Low Self-Monitors: Implications for Workplace Performance. *Administrative Science Quarterly*, 46(1), 121–146.
- Melin, G. (2000). Pragmatism and self-organization: Research collaboration on the individual level. *Research Policy*, 29(1), 31–40.
- Melin, G., & Persson, O. (1996). Studying research collaboration using co-authorships. *Scientometrics*, 36: 363–377.
- Melkers, J., & Kiopa, A. (2010). The Social Capital of Global Ties in Science: The Added Value of International Collaboration. *Review of Policy Research*, 27(4), 389–414.
- Merton, R. (1973): *The Sociology of Science*. Chicago: Chicago University Press.
- Merton, R. K. (1968). The Matthew effect in science. *Science*, 159(3810): 56.
- Michels, C. & Schomoch, U. (2014). Impact of bibliometric studies on the publication behavior of authors. *Scientometrics*, 98, 369-385
- Milas, G. (2005). *Istraživačke metode u psihologiji i drugim društvenim znanostima*. Naklada Slap.
- Milojević, S. (2010). Modes of collaboration in modern science: Beyond power laws and preferential attachment. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 61(7), 1410–1423.
- Moed, H. F. (2005). *Citation Analysis in Research Evaluation*. Springer.
- Monge, P. R., & Contractor, N. S. (2000). Emergence of communication networks. In L. Putnam & F. Jablin (Eds.) *New handbook of organizational communication*. Newbury Park, CA: Sage.

- Moody, J. (2002). An Introduction to Social Network Analysis. Presented at the 2002 CSISS Summer Workshop "Accessibility in Space and Time: A GIS Approach". Retrived from: <http://www.soc.duke.edu/~jmooddy77/presentations/index.htm>
- Moody, J. (2004). The structure of a social science collaboration network: Disciplinary cohesion from 1963 to 1999. *American Sociological Review*, 69(2): 213.
- Murase, T., Doty, D., Wax, A. M. Y., DeChurch, L. A., & Contractor, N. S. (2012). Teams are changing: Time to “think networks.” *Industrial and Organizational Psychology*, 5(1), 41–44.
- Nathans, L.L., Frederick, L.O., & Nimon, K. (2012). Interpreting Multiple Linear Regression: A Guidebook of Variable Importance. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 17 (9), 1-19.
- Newman, M. E. (2000). Models of the small world. *Journal of Statistical Physics*, 101(3-4), 819–841.
- Newman, M. (2001a). Scientific collaboration networks. I. Network construction and fundamental results. *Physical Review E*, 64(1).
- Newman, M. E. J. (2001b). The structure of scientific collaboration networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(2), 404–409.
- Newman, M. E. (2001c). Clustering and preferential attachment in growing networks. *Physical Review E*, 64(2), 025102.
- Newman, M. E., & Park, J. (2003). Why social networks are different from other types of networks. *Physical Review E*, 68(3), 036122.
- Newman, M. E. (2004a). Analysis of weighted networks. *Physical Review E*, 70(5), 056131.
- Newman, M. (2004b). Who is the best connected scientist? A study of scientific coauthorship networks. *Complex Networks*, 337–370.
- Newman, M. E. J. (2004c). Coauthorship networks and patterns of scientific collaboration. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 101, 5200-5205.
- Newman, M. E. (2005). Power laws, Pareto distributions and Zipf’s law. *Contemporary Physics*, 46(5), 323–351.
- Newman, M. (2010). *Networks: An Introduction* (1st ed.). Oxford University Press, USA.
- Nikzad, M., Jamali, H.R., & Hariri, N. (2011). Patterns of Iranian co-authorship networks in social sciences: A comparative study. *Library & Information Science Research*, 33 (4), 313-319.
- O’Boyle Jr., E., & Aguinis, H. (2012). The Best and the Rest: Revisiting the Norm of Normality of Individual Performance. *Personnel Psychology*, 65(1), 79–119.
- Over, R., & Smallman, S. (1973). Maintenance of individual visibility in publication of collaborative research by psychologists. *American Psychologist*, 28(2), 161.
- Pan, L. (2007). Effective and Efficient Methodologies for Social Network Analysis. Dissertation submitted to the faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University.
- Pao, M. L. (1992). Global and local collaborators: a study of scientific collaboration. *Information Processing & Management*, 28(1), 99–109.
- Perc, M. (2010). Growth and structure of Slovenia’s scientific collaboration network. *Journal of Informetrics*, 4(4), 475–482.
- Perry-Smith, J.E. & Shalley, C.E. (2003). The Social Side of Creativity: A Static and Dynamic Social Network Perspective. *Academy of Management Journal*, Vol. 28, No.1, 89-106.
- Persson, O., & Melin, G. (1996). Studying research collaboration using co-authorships. *Scientometrics*, 36(3), 363-377.

- Pescosolido, B.A., & Georgianna, S. (1989). "Durkheim, suicide and religion: Toward a network theory of suicide". *American Sociological Review*, Vol. 54, pp. 33-48.
- Peters, H. P. F., & Van Raan, A. F. J. (1991). Structuring scientific activities by a co-authorship analysis. *Scientometrics*, 20(1), 235-255.
- Piette, M. J., & Ross, K. L. (1992). An Analysis of the Determinants of Co-Authorship in Economics. *The Journal of Economic Education*, 23(3), 277.
- Podolny, J.M., & Baron, J.N. (1997). "Social Networks and Mobility in the Work Place." *American Sociological Review* 62: 673-693.
- Poncela, J., Gómez-Gardeñes, J., Floría, L. M., Sánchez, A., & Moreno, Y. (2008). Complex Cooperative Networks from Evolutionary Preferential Attachment. *PLoS ONE*, 3(6), e2449.
- Portes, A. (1998). Social capital: Its origins and applications in modern sociology. *Annual Review of Sociology*, 24, 1-24.
- Pravdić, N. & Oluić-Vuković, V. (1986). Dual approach to multiple authorship in the study of collaboration/scientific output relationship. *Scientometrics*, Vol 10, Nos 5-6, 259-280
- Prell, C. (2012). *Social Network Analysis: History, Theory and Methodology*. SAGE Publications Ltd.
- Presser, S. (1980). Collaboration and the quality of research. *Social Studies of Science*, 10, 95.
- Price, D. J. de Solla. (1965). Networks of scientific papers. *Science*, 149(no. 3683): 510- 515.
- Price, D. J. de Solla. (1976). A general theory of bibliometric and other cumulative advantage processes. *Journal of the American Society for Information Science*, 27(5): 292-306.
- Price, D. J. S. (1963). *Little science, big science*. George B. Pegram lectures series. Columbia University Press.
- Price, D. J., & Beaver, D. (1966). Collaboration in an invisible college. *American Psychologist*, 21, 1011-1018.
- Probert, B. (2005). 'I just couldn't fit in': Gender and unequal outcomes in academic careers. *Gender, Work and Organization*, 12(1), 50-72.
- Proctor, R. W., & Capaldi, E. J. (Eds.). (2012). *Psychology of Science: Implicit and Explicit Processes* (1st ed.). Oxford University Press, USA.
- Prpić, K., & Petrović, N. (2011). Croatian Social Scientists' Productivity and a Bibliometric Study of Sociologists' Output. *Sociologija i prostor*, 437 - 459
- Reich, S. M., & Reich, J. A. (2006). Cultural competence in interdisciplinary collaborations: A method for respecting diversity in research partnerships. *American Journal of Community Psychology*, 38,51-62.
- Rennie, D. (1994). Authorship!Authorship! Guests, ghosts, grafters and the two-sided coin. *Journal of American Medical Association*, 271 (6), 469-71.
- Rigby, J. (2005). Handcrafted by 16 men: The impact of single and multiple authorship in collaborative research networks. *Research Evaluation*, 14(3), 199-206.
- Robins, G. (2013). A tutorial on methods for the modeling and analysis of social network data. *Journal of Mathematical Psychology*, 56(6) 261-274
- Robins, G., & Kashima, Y. (2008). Social psychology and social networks: Individuals and social systems. *Asian Journal of Social Psychology*, 11(1), 1-12.
- Rumsey-Wairepo, A. (2006). *The Association Between Co-authorship Network Structures and Successful Academic Publishing Among Higher Education Scholars*. Disertacijski rad. Brigham Young University.
- Ryan, J. C. (2004). *An examination of the role of scientists motivations and the influences of the organizational environment on scientific research effectiveness*. Disertacijski rad. Dublin City University.

- Schinka, John A., Velicer, Wayne F., & Weiner, Irving B. (2003); *Handbook of psychology: Research methods in psychology*, John Wiley and Sons.
- Scott, J. (2000). *Social Network Analysis: A Handbook*. SAGE.
- Seibert, S. E., Kraimer, M. L., & Liden, R. C. (2001). A social capital theory of career success. *Academy of Management Journal*, 219–237.
- Shaw, M.E. (1964). Communication networks. U: L. Berkowitz (Ur.), *Advances in experimental social psychology*, 1: 111-147. New York: Academic Press.
- Shapiro, D.W., Wegner, N.S., & Shapiro, M.F. (1994). The contributions of authors to multiauthored biomedical research papers. *Journal of American Medical Association*, 271 (6), 438-442.
- Shockley, W. (1957). On the statistics of individual variations of productivity in research laboratories. *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, 45, 279–290.
- Simonton, D.K. (2004): *Creativity in Science: Chance, Logic, Genius, and Zetgeist*. Cambridge University Press, New York.
- Smith, J. (1994). Gift authorship: A poisoned chalice? *British Medical Journal* 309, 1456-1457.
- Smith, M. (1958). The trend toward multiple authorship in psychology. *American Psychologist*, 13(10), 596–599.
- Snijders, T. A. B., van de Bunt, G. G., & Steglich, C. E. G. (2010). Introduction to stochastic actor-based models for network dynamics. *Social Networks*, 32(1), 44–60.
- Sonnenwald, D. H. (2007). Scientific collaboration: a synthesis of challenges and strategies. *Annual review of information Science and Technology*, 41,643-681.
- Sparrowe, R. T., Liden, R. C., Wayne, S. J., & Kraimer, M. L. (2001). Social networks and the performance of individuals and groups. *Academy of Management Journal*, 44(2), 316–325.
- Stokols, D., Hall, K. L., Taylor, B. K., & Moser, R. P. (2008). The Science of Team Science. *American Journal of Preventive Medicine*, 35(2), S77–S89.
- Sturman, M. C., Cheramie, R. A., & Cashen, L. H.(2005). The Impact of Job Complexity and Performance Measurement on the Temporal Consistency, Stability, and Test-Retest Reliability of Employee Job Performance Ratings. *Journal of Applied Psychology*, Vol 90(2), 269-283.
- Štulhofer, A.; Bačak, V.; Šuljok, A. (2010). A Parochial Status of Croatian Sociology? *Revija za sociologiju*, 40 (1):103-108.
- Toomela, A. (2007). Sometimes One is More Than Two: When Collaboration Inhibits Knowledge Construction. *Integrative Psychological and Behavioral Science*, 41(2), 198–207.
- Totterdell, P., Holman, D., & Hukin, A. (2008). Social networkers: Measuring and examining individual differences in propensity to connect with others. *Social Networks*, 30(4), 283–296.
- Totterdell, P., Wall, T., Holman, D., Diamond, H., & Epitropaki, O. (2004). Affect networks: A structural analysis of the relationship between work ties and job-related affect. *Journal of Applied Psychology*, 89(5), 854–867.
- Travers, J., & Milgram, S. (1969). An Experimental Study of the Small World Problem. *Sociometry*, Vol. 32, No. 4, pp. 425-443.
- Uddin, S., Hossain, L., & Rasmussen, K. (2013). Network Effects on Scientific Collaborations. *PLoS ONE*, 8(2), e57546.
- Uzzi, B. (1996). The sources and consequences of embeddedness for the economic performance of organizations: The network effect. *American Sociological Review*, 61(August), 674-698.

- Van der Leij, M. J., & Goyal, S. (2010). Strong ties in a small world. *Working papers= Documentos de trabajo: Serie AD*, (2), 1.
- Van der Leij, M., & Buhai, S. (2008). A social network analysis of occupational segregation. Retrieved from http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1117949
- Van Duijn, M.A.J. & Vermut, J.K. (2006). What Is Special About Social Network Analysis? *Methodology*, Vol. 2(1);2-6.
- Van Rijnsoever, F. J., Hessels, L. K., & Vandeberg, R. L. J. (2008). A resource-based view on the interactions of university researchers. *Research Policy*, 37(8), 1255–1266.
- Van Rijnsoever, R.J., & Hessels, L.K. (2011). Factors associated with disciplinary and interdisciplinary research collaboration. *Research Policy*, 40, 463-472
- Von Hippel, E. (1994). "Sticky information" and the Locus of Problem Solving: Implication for Innovation. *Management Science*, 40: 429-439
- Wasserman, S. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.
- Wasserman, S., & Faust, K. (2007). *Social network analysis : methods and applications*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Watts, D. J. (2003). *Six degrees: the science of a connected age*. New York: W.W. Norton.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of "small-world" networks. *Nature*, 393(6684), 440–442.
- Wegener, B. (1991). Job mobility and social ties: Social resources, prior job, and status attainment. *American Sociological Review*, 56: 60-71.
- Whitley, R. (1984). *The Intellectual and Social Organization of the Sciences*. Oxford: Clarendon Press.
- Yakubovich, V. (2005). Weak Ties, Information, and Influence: How Workers Find Jobs in a Local Russian Labor Market. *American Sociological Review*, 70(3), 408–421.
- Zainab, A. N. (1999). Personal, academic and departmental correlates of research productivity: a review of literature. *Malaysian Journal of Library & Information Science*, Vol.4, no.2; 73-110.
- Zainab, A. N. (2000): Publication productivity, focus on institutional, collaborative and communicational correlates: a review of literature. *Malaysian Journal of Library & Information Science*, Vol.5, no.1; 53-94.
- Ziherl, P., Iglíč, H., & Ferligoj, A. (2006). Research groups' social capital: a clustering approach. *Metodološki Zvezki*, 3(2), 217–237.
- Ziman, J. (2000). *Real science: What it is, and what it means*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Zorach, C. C., & Melin, C. A. (2001). Collaborative expeditions in the academy. *National Women's Studies Association Journal*, 13(1), 126-138.
- Zuckerman, H. (1967). Nobel laureates in science: Patterns of productivity, collaboration, and authorship. *American Sociological Review*, 32(3):391–403.

PRILOZI

1. Popis institucija u kojima su zaposleni znanstvenici iz uzorka
2. Postupak čišćenja podataka iz NSK kataloga
3. Proces spajanja podataka iz različitih baza
4. Grafički prikaz određivanja h -indeksa
5. Kôd
6. Popis mjera i njihovih kratica te pojmova
7. Popis časopisa u kojima su objavljivali znanstvenici iz uzorka
8. Distribucija objavljenih radova po godini
9. Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za svako polje (Spearmanov rho)
10. Distribucije ukupnog broja radova
11. Zajednička reducirana mreža svih znanstvenika iz uzorka (za vremenske periode t_1 i t_2)
12. Distribucije veza u mreži svakog polja za cijeli period
13. Distribucije veza u mrežama za svako polje u t_1 i t_2 , te deskriptivna statistika stupnja centralnosti u t_1 i t_2
14. Spearmanovi koeficijenti korelacije mrežnih varijabli s mjerama znanstvenog učinka za svako polje
15. Dijagrami rasipanja: mrežnih varijabli i ukupnog broja radova, efektivne veličine i broja vanjskih veza, te stope produktivnosti u t_1 i t_2
16. Rezultati KS testa za sve varijable i za logaritmirane varijable
17. Kumulativne distribucije rezidualnih vrijednosti i dijagrami rasipanja rezidualnih vrijednosti i predviđenog rezultata za dva skupa prediktora za tri regresijska modela
18. Pearsonove korelacije među prediktorima (transformirane vrijednosti)
19. Rezultati regresijskih analiza s obrnutim slijedom koraka
20. Ego mreže: primjeri
21. Deskriptivna statistika mrežnih varijabli za svako polje i rezultati testiranja razlika

Prilog 1. Popis institucija u kojima su zaposleni znanstvenici iz uzorka

Tablica 1.

Popis institucija u kojima su zaposleni znanstvenici iz uzorka

Popis kratkog naziva svih različitih institucija u kojima su zaposleni znanstvenici iz uzorka*

Agencija za odgoj i obrazovanje
Agronomski fakultet, Zagreb
Akademija likovnih umjetnosti, Zagreb
Akademija primijenjenih umjetnosti Sveučilišta u Rijeci
Andragoški centar
Centar za autizam
Centar za odgoj i obrazovanje "Ivan Štark" Osijek
Centar za odgoj i obrazovanje "Slava Raškaj"
Centar za odgoj i obrazovanje Vinko Bek
Centar za odgoj i obrazovanje Zajezda
Centar za politološka istraživanja d.o.o, Zagreb
Centar za radnu terapiju i rehabilitaciju
Centar za socijalnu skrb Karlovac
COO "Juraj Bonači", Split
COO Zajezda, Budinščina
Creativa d.o.o.
CUO Dubrava
Dječji vrtić "Leptir"
Dječji vrtić "Mali princ", Zagreb
Dječji vrtić "Montessori"
Dječji vrtić "Sunce"
Dječji vrtić "Trnoružica"
Dječji vrtić I.B.Mažuranić
Dom učenika srednjih škola Rijeka
Dom za odgoj djece i mladeži Zagreb
Dom za odgoj djece i mladeži, Split
Dom za odgoj Rijeka
Dom za starije i nemoćne osobe Trešnjevka
DV Cvrčak
Edukacijsko-rehabilitacijski fakultet, Zagreb
Ekonomska škola Mije Mirkovića
Ekonomski fakultet, Osijek
Ekonomski fakultet, Rijeka
Ekonomski fakultet, Zagreb
Em dva
Fakultet kemijskog inženjerstva i tehnologije, Zagreb
Fakultet političkih znanosti, Zagreb
Fakultet prirodoslovno-matematičkih znanosti i kineziologije u Splitu
Fakultet strojarstva i brodogradnje, Zagreb
Farmaceutsko-biokemijski fakultet, Zagreb
Filozofski fakultet Družbe Isusove, Zagreb
Filozofski fakultet, Osijek
Filozofski fakultet, Rijeka
Filozofski fakultet, Split
Filozofski fakultet, Zagreb

Geodetski fakultet, Zagreb
Grad Rijeka
Gradski ured za obrazovanje i šport, Zagreb
Građevinski fakultet, Rijeka
Grupa za ženska ljudska prava B.a.B.e.
Hrvatska biskupska konferencija, Centar za promicanje socijalnog nauka
Hrvatski institut za povijest, Zagreb
Hrvatski studiji, Zagreb
Hrvatski zavod za mirovinsko osiguranje, Podružna služba Osijek
Institut društvenih znanosti Ivo Pilar, Zagreb
Institut za društvena istraživanja , Zagreb
Institut za istraživanje i razvoj održivih eko sustava
Institut za medicinska istraživanja i medicinu rada, Zagreb
Institut za međunarodne odnose, Zagreb
Institut za migracije i narodnosti, Zagreb
Katolički bogoslovni fakultet, Split
Katolički bogoslovni fakultet, Zagreb
Kineziološki fakultet, Zagreb
Klinička bolnica "Dubrava"
Klinička bolnica "Sestre Milosrdnice" Institut za klinička medicinska istraživanja
Klinička bolnica Osijek, Znanstvena jedinica za kliničko-medicinska istraživanja
Klinički bolnički centar Rijeka
Klinički bolnički centar Zagreb
Klinika za dijabetes, endokrinologiju i bolesti metabolizma "Vuk Vrhovec"
Klinika za dječje bolesti Medicinskog fakulteta
Liga za prevenciju ovisnosti
Medicinski fakultet, Rijeka
Medicinski fakultet, Split
Medicinski fakultet, Zagreb
Ministarstvo gospodarstva
Ministarstvo pravosuđa, uprave i lokalne samouprave
Ministarstvo prosvjete i športa
Ministarstvo unutarnjih poslova
Ministarstvo vanjskih poslova
MUP Policijska akademija – Visoka policijska škola, Zagreb
MUP-Policijska uprava međimurska
MUP-Policijska uprava primorsko-goranska
MUP-Policijska uprava zagrebačka
Muzička akademija, Zagreb
MZOŠ
Nacionalna i sveučilišna knjižnica
Nastavni zavod za javno zdravstvo Primorsko-goranske županije, Rijeka
Okružni zatvor Zagreb
Opća bolnica "Sveti Duh"
Opća bolnica Varaždin
Opća županijska bolnica Požega
Osnovna škola Dragutina Tadijanovića
Osnovna škola Frana Galovića
Osnovna škola Grabrik
Osnovna škola Milana Brozovića, Kastav

OŠ Marina Getaldića
Plava laguna, Poreč
Plesni klub Sedmi vjetar
Poliklinika za rehabilitaciju slušanja i govora "Suvag", Osijek
Poliklinika za rehabilitaciju slušanja i govora SUVAG
Pomorski fakultet u Splitu
Pomorski fakultet, Rijeka
Ponder d.o.o.
Pravni fakultet, Rijeka
Pravni fakultet, Split
Pravni fakultet, Zagreb
Pravobranitelj za djecu
Prirodoslovna škola Vladimira Preloga, Zagreb
Psihijatrijska bolnica Vrapče
Psihijatrijska bolnica Ugljan
Pučko otvoreno učilište Buje
Radne organizacije [ibenik
Radne organizacije Koprivnica
Radne organizacije Rijeka
Radne organizacije Split
Radne organizacije Varaždin
Radne organizacije Vinkovci
Radne organizacije Zagreb
Republički organi uprave
Sabor RH
Salezijanska klasična gimnazija
Srednja škola Pitomača
Stomatološki fakultet, Zagreb
Sveučilište Jurja Dobrile u Puli
Sveučilište u Zadru
Šumarski fakultet, Zagreb
Tehničko veleučilište u Zagrebu
Tekstilno-tehnološki fakultet, Zagreb
Tiflološki muzej
Učiteljski fakultet
Učiteljski fakultet u Osijeku
Učiteljski fakultet u Rijeci
Visoka tehnička škola u Puli - Politehnički studij s pravom javnosti
Visoka učiteljska škola u Gospiću
Visoka učiteljska škola u Čakovcu
Visoka učiteljska škola u Petrinji
Visoka učiteljska škola u Rijeci
Visoko evanđeosko teološko učilište
Vlada Republike Hrvatske
Zagrebačka škola ekonomije i managementa
Zapovjedništvo za izobrazbu i obuku HRZ i PZO
Zatvor u Požegi
Zavod za javno zdravstvo grada Zagreba
Zavod za socijalni rad grada Zagreba
Zavod za školstvo Republike Hrvatske

Zdravstveno veleučilište, Zagreb

Ženska soba

Županija primorsko-goranska

*naziv je preuzet iz Upisnika znanstvenika (MZOS, 2008)

Prilog 2. Postupak čišćenja podataka prikupljenih iz NSK kataloga

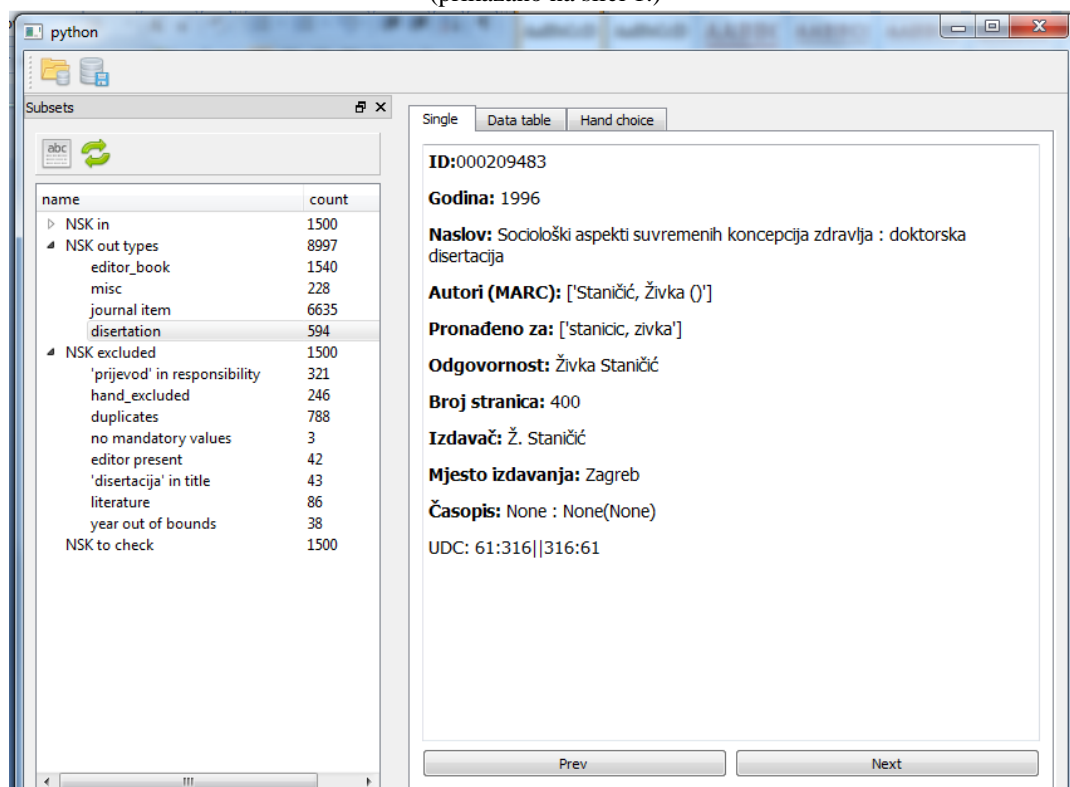
Tablica 2.

Proces čišćenja zapisa dobivenih iz NSK kataloga

Ukupni broj pronađenih bibliografskih jedinica	12026
<i>Isključeni radovi iz NSK (automatski)</i>	
Uredničke knjige	1582
Radovi u časopisima	6635
Disertacije	637
<i>Dodatno isključeni iz preostalih zapisa (automatski)*</i>	
Dvostruki zapisi	788
Prijevod	321
Nepotpuni zapisi	3
Književna dijela	86
Ostale vrste građe (npr. audio-vizualna građa)	228
Provjerom pojedinačnih zapisa još su dodatno isključeni**	246
Ukupno isključeno	10526
Zapisi radova iz NSK kataloga uključeni u analizi	12,5% svih zapisa
Autorske knjige	1500

*Isključeno automatskim pretraživanjem.

** Provjera zapisa se vršila pomoću Python sučelja napravljenog za potrebe ovog istraživanja (prikazano na slici 1.)



Slika 1. Sučelje programa za pregled prikupljenih podataka

Prilog 3. Postupak spajanja podataka iz različitih baza

Postupak spajanja podataka iz različitih baza odvijao su u 3 faze. Slijedi njihov kratak opis.

Faza 1: prikupljeni sirovi podatci iz 3 baze: NSK, WoS i Scopus.

Nakon usnimavanja podataka i izbacivanja duplikata, te iz svakog izvora imamo sljedeći broj različitih radova:

NSK = 3000

WoS = 2360

Scopus = 2642

Faza 2: Posebno u svakom skupu podataka (iz različitih baza) isključeni su radovi koji nisu iz vremenskog perioda od 1992 do 2002. i koji ne bi trebali biti u skupu (od drugih autora – imenjaka iz drugih polja znanosti). U NSK skupu radova, provelo se dodatno čišćenje podataka (opisano u Prilogu 2).

Na kraju druge faze u svakom skupu (po jedan skup iz svake baze), postoji sljedeći broj radova:

NSK = 1500

WoS = 2258

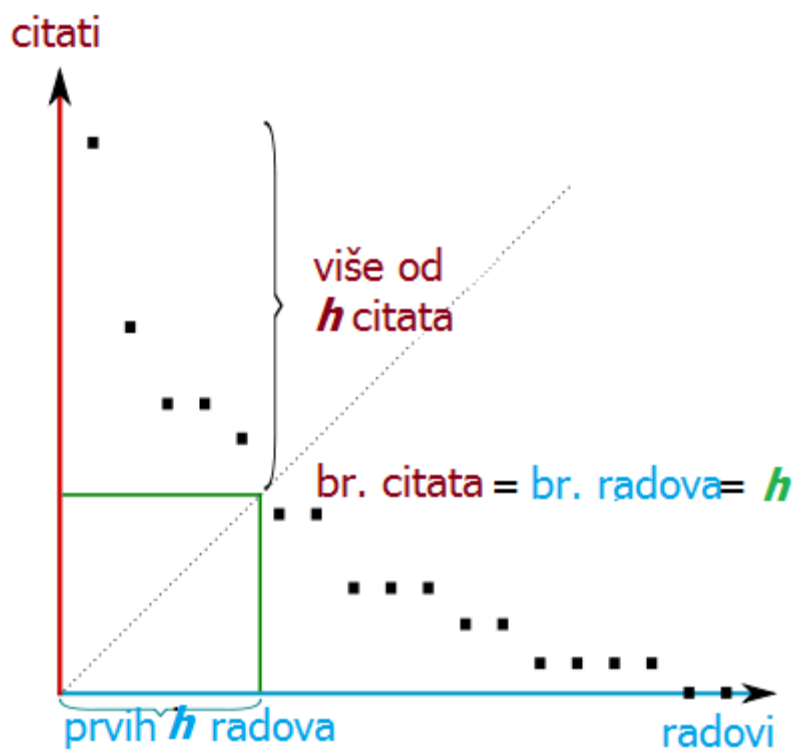
Scopus = 2523

Faza 3: Spajanje podataka iz tri baze u jednu bazu: Najprije su preuzeti svi radovi iz NSK i WoS-a. Zatim su dodani i svi radovi iz Scopusa koji *nisu* pronađeni u WoS-u (to je 1011 radova od ukupno 2523 radova pronađenih u Scopusu).

Finalni skup radova se sastoji od:

1500 radova (NSK) + 2258 radova (WoS) + 1011 radova (Scopus)= 4769 radova

Prilog 4. Grafički prikaz određivanja h -indeksa



Slika 2. Određivanje h -indeksa na temelju broja citata i broja radova
(izvor: <http://en.wikipedia.org/wiki/H-index>)

Prilog 5. Python kôd

Kôd za pripremu podataka:

```
from collections import defaultdict
from operator import itemgetter
import os
from warnings import warn

from phd_tools import dataio, texttools, datatools # make and include "tools.py"
from phd_tools.bib.biblio.mrc import genMarcBibItemsNoDup, nsk_extract, nsk_expand
import regex
import sys

import data_paths, vocab, static, priprema_autori

take_types = set(["book", "textbook"])

#GENERIC HELPER FUNCTIONS

def compWSpace(s):
    """
    compresses ALL whitespace
    (stripping any trailing or leading whitespace, tab, newlines)

    # >>> compWSpace(" \t \n word \n\r \tword\r \u00A0 word \n\xa0 word \r\n")
    # 'word word word word'
    """
    return ' '.join(s.split())

def resolveAuthors(v, spl_on):
    if v is not None:
        return [vv.strip() for vv in v.split(spl_on)]

def fromString(v, mv):
    v = compWSpace(v)
    if v in mv:
        return None
    else:
        return v

def toInt(v):
    if v is not None:
        return int(v)

# =====
# OSNOVNA PRIPREMA PREUZETIH PODATAKA
# =====

def extractNsk(data_paths, vocab):

    aut_reg = dataio.loadJson(data_paths.file_aut_reg)
    # extract data from MARC records as used in the book
    g = genMarcBibItemsNoDup(data_paths.dir_raw_nsk_auts, nsk_extract, nsk_expand)
    att_trans = vocab.marc_att_names
    items = {}

    rest = {}
    for item in g:
        new_item = {att_trans[k]:item.get(k, None) for k in att_trans}
        new_item["author_ids"] = list(set(new_item["author_ids"]))
        new_item["author_set_names"] = [aut_reg[a]["full_name"] for a in new_item["author_ids"]]
        if new_item[vocab.BIB_TYPE] in take_types or new_item[vocab.ID] in static.nsk_force_include:
            items[new_item[vocab.ID]] = new_item
        else:
            rest[new_item[vocab.ID]] = new_item
    dataio.saveJson(items, data_paths.file_ext_nsk)
    dataio.saveJson(rest, data_paths.file_ext_nsk_out)
    return items, rest

def makeNsk(data_paths, vocab):
    items, rest = extractNsk(data_paths, vocab)
    return items

missing_values = set([None, "", "[No abstract available]", "[No author name available]", "[Anonymous]"])

def _prepItemWosScop(item, keys, aut, cit, year, aut_split=';'):
    for k in keys:
        item[k] = fromString(item[k], missing_values)
    # split needed attributes containing many values
    item[aut] = resolveAuthors(item[aut], aut_split)
    # convert strings to integers
```

```

    item[cit] = toInt(item[cit])
    item[year] = toInt(item[year])

# extracts ids from scopus links
_re_sco_link_id = regex.compile(r'eid=(.+?)&')
def _extractScopId(scop_link, re_sco_link_id = _re_sco_link_id):
    scop_id = re_sco_link_id.findall(scop_link)
    assert len(scop_id) == 1 and scop_id[0].startswith("2-s2.0-"), "bad scop id"
    return scop_id[0][7:]
# for resolving the way Scopus writes authors
_last_space = regex.compile(" (?!.*)")
# >>> last_space.sub(' ', "Van Raan AFJ")
# 'Van Raan, AFJ'
def prepareScopusItems(data, header):
    for item in data:
        # PREPARE
        if not item["Cited by"]:
            item["Cited by"] = "0"
        _prepItemWosScop(item, header, "Authors", "Cited by", "Year", aut_split = ',')
        # scopus splits author names by space
        if item["Authors"]:
            item["Authors"] = [_last_space.sub(" ", aut) for aut in item["Authors"]]
        # extract scopus id from scopus url
        item["id"] = _extractScopId(item["Link"])

def makeScopus(data_paths, vocab):
    fnames = os.listdir(data_paths.dir_raw_sco_auts)
    dup_data = defaultdict(list)
    # load and prepare each author file separately
    for fname in fnames:
        pth = data_paths.dir_raw_sco_auts + fname
        try:
            header, aut_data = dataio.loadCsvDicts(pth, delim=',')
        except Exception as e:
            raise Exception("{} : {}".format(fname, e))
        prepareScopusItems(aut_data, header)
        aut_id = fname.split('.')[0]
        for item in aut_data:
            item["author_ids"] = [aut_id]
            new_item = {vocab.fnames_scopus[k]:item[k] for k in vocab.fnames_scopus}
            dup_data[new_item["id"]].append(new_item)
    data = {}
    for key, items in dup_data.items():
        if len(items) == 1:
            data[key] = items[0]
        else:
            aut_ids = set()
            for item in items:
                aut_ids.update(item["author_ids"])
            item = items[0]
            item["author_ids"] = list(aut_ids)
            data[key] = item
    dataio.saveJson(data, data_paths.fle_ext_sco)
    return data

def prepareWosItems(data, header):
    for item in data:
        _prepItemWosScop(item, header, 'AF', 'TC', 'PY')

def makeWos(data_paths, vocab):
    fnames = os.listdir(data_paths.dir_raw_wos_auts)
    dup_data = defaultdict(list)
    # load and prepare each author file separately
    for fname in fnames:
        pth = data_paths.dir_raw_wos_auts + fname
        try:
            header, aut_data = dataio.loadCsvDicts(pth, delim="\t", check_lens=False)
        except Exception as e:
            raise Exception("{} : {}".format(fname, e))
        prepareWosItems(aut_data, header)
        aut_id = fname.split('.')[0]
        for item in aut_data:
            item["author_ids"] = [aut_id]
            new_item = {vocab.fnames_wos[k]:item[k] for k in vocab.fnames_wos}
            dup_data[new_item["id"]].append(new_item)
    data = {}
    for key, items in dup_data.items():
        if len(items) == 1:
            data[key] = items[0]
        else:
            aut_ids = set()
            for item in items:
                aut_ids.update(item["author_ids"])

```



```

        item = items[0]
        item["author_ids"] = list(aut_ids)
        data[key] = item
    dataio.saveJson(data, data_paths.file_ext_wos)

    return data

def extractDatasets():
    print("\nExtracting data.")
    print("  Extracting NSK.", end=' ')
    sys.stdout.flush()
    nsk = makeNsk(data_paths, vocab)
    print("Done. n = ", len(nsk))
    print("  Extracting WoS.", end=' ')
    sys.stdout.flush()
    wos = makeWos(data_paths, vocab)
    print("Done. n = ", len(wos))
    print("  Extracting Scopus.", end=' ')
    sys.stdout.flush()
    sco = makeScopus(data_paths, vocab)
    print("Done. n = ", len(sco))
    sys.stdout.flush()
    return nsk, wos, sco

#####
#PRIPREMA INDIVIDUALNIH SKUPOVA
#####

def prepareNsk(data):
    new_items = {}
    for key, item in data.items():
        if key in static.nsk_dropped_ids:
            continue
        if key in static.nsk_raw_updates:
            item.update(static.nsk_raw_updates[key])
        if item["authors"]:
            auts = []
            for aut in item["authors"]:
                if aut.count("(") != 1:
                    warn("No ( in aut: " + aut)
                else:
                    auts.append(aut.split("(")[0].strip())
            item["authors"] = auts
        new_items[key] = item
    return new_items

def prepareWos(data):
    new_items = {}
    for key, item in data.items():
        if key in static.wos_drop_articles:
            continue
        if not item["year"] or not 1991 < item["year"] < 2013:
            continue
        new_items[key] = item
    return new_items

def prepareScopus(data):
    new_items = {}
    for key, item in data.items():
        if key in static.sco_drop_articles:
            continue
        if item["year"] and not 1991 < item["year"] < 2013:
            continue
        new_items[key] = item
    return new_items

def prepareDatasets(nsk, wos, sco):
    print("\nPreparing data.")
    print("  Preparing NSK.", end=' ')
    nsk = prepareNsk(nsk)
    print("Done. n = ", len(nsk))
    print("  Preparing WoS.", end=' ')
    wos = prepareWos(wos)
    print("Done. n = ", len(wos))
    print("  Preparing Scopus.", end=' ')
    sco = prepareScopus(sco)
    print("Done. n = ", len(sco))
    return nsk, wos, sco

#####
# SPOJI WOS I SCOPUS
#####

def resolveJournals(wos, sco):

```

```

_get_j = itemgetter(vocab.JOURNAL_TITLE)
raw_wos = set(map(_get_j, wos.values()))
raw_scopus = set(map(_get_j, sco.values()))

assert None not in raw_wos
assert None not in raw_scopus

all_raw = raw_scopus | raw_wos

min_jous = defaultdict(set)
for j in all_raw:
    _j = texttools.minInfoString(j.replace("&", "and"))
    min_jous[static.min_jou_disambig.get(_j, _j)].add(j)

if not datatools.areDisjunct(min_jous.values()):
    raise Exception("Same journal groups not disjunct.")

std_jou_names = {}
for k, vs in min_jous.items():
    for v in vs:
        std_jou_names[v] = k
return std_jou_names

def coverageReport(merged, wos_jous, sco_jous):
    report = defaultdict(lambda: [' ', 0, 0, 0])
    _orig = set(["wos", "sco"])
    for key, item in merged.items():
        jou = item[vocab.JOURNAL_TITLE]
        if item['origin'] in _orig:
            jou_item = report[jou]
            jou_item[0] = jou
            jou_item[1] += 1
            if jou in wos_jous:
                jou_item[2] = 1
            if jou in sco_jous:
                jou_item[3] = 1
    h = ["naziv", "ukupno", "wos", "scopus"]
    t = list(report.values())
    dataio.saveCsv(h, t, './output/journal_report.csv')

def mergeDatasets(nsk, wos, sco):
    print("\nMerging data.")
    merged = {}

    nkeys = next(iter(nsk.values())).keys()
    wkeys = next(iter(wos.values())).keys()
    skeys = next(iter(sco.values())).keys()
    fields = nkeys | wkeys | skeys

    def makeNewItem(item, n):
        new_item = {k:item.get(k) for k in fields}
        new_item["origin"] = n
        id = new_item["id"]
        assert id not in merged
        merged[id] = new_item
        return new_item

    print(" Getting journal coverage data.", end = ' ')
    std_jou_names = resolveJournals(wos, sco)
    wos_coverage = defaultdict(int)
    sco_coverage = defaultdict(int)
    print("Done.")

    print(" Merging data.", end = ' ')
    sco_exclusive = 0
    for id, i in wos.items():
        i["journal_title"] = std_jou_names[i["journal_title"]]
        coverage_key = (i["journal_title"], i["year"])
        wos_coverage[coverage_key] += 1
        makeNewItem(i, "wos")

    for id, i in sco.items():
        i["journal_title"] = std_jou_names[i["journal_title"]]
        coverage_key = (i["journal_title"], i["year"])
        sco_coverage[coverage_key] += 1
        if coverage_key not in wos_coverage:
            sco_exclusive += 1
            makeNewItem(i, "sco")

    for id, i in nsk.items():
        makeNewItem(i, "nsk")

    print('Done')
    print('    n =', len(merged))
    print('    nsk =', len(nsk))

```

```

print('    wos =', len(wos))
print('    sco =', sco_exclusive, '( found in wos:', len(sco) - sco_exclusive, ')')

all_jous = set(std_jou_names.values())
wos_jous = set(k[0] for k in wos_coverage)
sco_jous = set(k[0] for k in sco_coverage)
assert all_jous == wos_jous | sco_jous, all_jous & (wos_jous - sco_jous)

dataio.saveJson(merged, data_paths.file_merged)
return merged, wos_jous, sco_jous

if __name__ == "__main__":
    # extract individual datasets from raw database exports
    nsk_in, wos_in, sco_in = extractDatasets()
    # prepare individual datasets
    nsk_prep, wos_prep, sco_prep = prepareDatasets(nsk_in, wos_in, sco_in)
    # merge the datasets
    merged, wos_jous, sco_jous = mergeDatasets(nsk_prep, wos_prep, sco_prep)
    # make report on journals included in wos and scopus
    coverageReport(merged, wos_jous, sco_jous)
    # resolve author names
    aut_reg = dataio.loadJson(data_paths.file_aut_reg)
    priprema_autori.resolveAuthors(merged, aut_reg)

Razriješavanje imena autora

from collections import defaultdict

import regex

from phd_tools import datatools, texttools
import static

re_single_letter_spaces = regex.compile(r"(?<=?<!\w)\w) (\w) (?!\w)", regex.V1)
def prepAutName(name):
    name = texttools.normToAscii(name).lower().strip()
    name = texttools.compWSpace(texttools.dropNonWordChars(name, leave='-'))
    try:
        s, n, *stuff = name.split(',')
        if stuff:
            # warn("More than one coma in name: {}".format(name))
            return name
        s = s.replace(' ', '-')
        n = re_single_letter_spaces.sub('\g<1>', n.strip())
        return '{}', {}'.format(s, n)
    except ValueError:
        return name

def inspectAuthors(item):
    auts = item["authors"]
    rest = item["authors_rest"]
    ids = item["author_ids"]
    set_names = item["author_set_names"]

    assert auts
    assert ids

    if not ids:
        print("NO IDS on paper: {} - {} : {}".format(item["origin"], item["id"], ids))
    if len(auts) != len(set(auts)):
        print("Multiple names on paper: {} - {} : {}".format(item["origin"], item["id"], auts))
    if len(ids) != len(set(ids)):
        print("Multiple IDS on paper: {} - {} : {}".format(item["origin"], item["id"], ids))
    if len(rest) + len(ids) != len(auts):
        print("Bad SET-REST split: {} - {} : {}".format(item["origin"], item["id"], list(set(auts))))
    if len(set_names) != len(ids):
        print("Bad NAME/IDS LENGHT: {} - {} : {}".format(item["origin"], item["id"], ids))

def makeAutFields(item, id_names, aut_fix, _empty = frozenset()):
    """
    Makes author values doing:

        standardize names via prepAutName
        apply id addition and dropping
        apply name translation from std_aut_names
        get standard names for ids
    """
    id = item["id"]
    ids = set(item["author_ids"])
    auts = item["authors"]

    ids.update(static.add_authors.get(id, _empty))
    ids -= set(static.drop_authors.get(id, _empty))

```

```

id_names = set(id_names[a] for a in ids)

auts = static.set_raw_authors.get(id, auts)
auts = list(map(prepareAutName, auts))
auts = [aut_fix.get(a, a) for a in auts]

return ids, id_names, auts

def inspectAuthorRegistry(aut_reg, aut_fix):
    id_names = {}
    amb_vars = set()
    aut_vars = {}

    for id, item in aut_reg.items():
        n = item["full_name"]
        id_names[id] = n
        for v in item["variants"]:
            if v in aut_fix:
                amb_vars.add(v)
                # print("dropping ambiguous variant: {}".format(v))
                del(aut_fix[v])
            else:
                aut_fix[v] = n
                aut_vars[v] = n

    names = list(id_names.values())
    assert len(names) == len(set(names))
    return id_names, aut_vars, amb_vars

def findRestVariants(rest):
    vars = defaultdict(set)
    for n in rest:
        s, fn = n.split(", ")
        initials = '{}, {}'.format(s, fn[0])
        if initials in rest and initials != n:
            vars[n].update([
                n,
                '{}, {}'.format(s, fn[0])
            ])
    var_sets = datatools.mergeUntilDisjunct(vars.values())
    print(len(var_sets))
    for vset in var_sets:
        print(vset)

def resolveAuthors(merged, aut_reg):
    id_names, aut_vars, amb_vars = inspectAuthorRegistry(aut_reg, static.fix_auts) # will update aut fixes
    with author_variants
    var_ids = {v:k for k, v in id_names.items()}
    for var, n in aut_vars.items():
        if var in var_ids:
            assert var_ids[var] == var_ids[n], var
            var_ids[var] = var_ids[n]

    avars_set = set(aut_vars.keys())

    all_raw = set()
    all_disambig = set()
    all_rest = set()

    for id, i in merged.items():
        ids, id_auts, auts = makeAutFields(i, id_names, static.fix_auts)
        # overlap set names and aut field
        if not set(auts).issuperset(id_auts):
            print("NOT ALL FOUND AUTHORS ACCOUNTED FOR", id, auts, id_auts)

        rest = set(auts) - id_auts
        all_rest.update(rest)

        if avars_set & rest:
            print("FOUND VARIANTS IN 'REST' AUTHORS '{}': {}, # {} - {}".format(id, list(avars_set &
            rest), id_auts, auts))

        # collect report data
        all_raw.update(i["authors"])
        all_disambig.update(auts)

        # update items
        i["authors"] = auts
        i["authors_rest"] = list(rest)
        i["author_ids"] = list(ids)
        i["author_set_names"] = list(id_auts)

    inspectAuthors(i)

```

```

    if rest & var_ids.keys():
        new_ids = [var_ids[n] for n in rest & var_ids.keys()]

        print("{}: {}".format(id, new_ids)) #, rest & var_ids.keys() # "FOUND SET VARIANTS IN REST
NAMES"

all_preped = set(map(prepareAutName, all_raw))

print("Resolved author names\n")

print("Total diff in set authors: ", len(aut_reg))
print("Total diff set authors standard names: ", len(id_names))

print("\nDisambiguated names")
print("Total set author name variants: {}".format(len(aut_vars.keys() | id_names)))
print("Ambiguous variants (unused and hand set), n = {}: {}".format(len(amb_vars), sorted(amb_vars)))

print("\nNames found on publications")
print("Total diff raw names: ", len(all_raw))
print("Total diff prep names: ", len(all_preped))
print("Total diff disambiguated names: ", len(all_disambig))
print()

print()
# find full name / initials variants among rest
findRestVariants(all_rest)
# s = texttools.getSimilarSets(all_rest, 0.9)
# for ss in s:
#     print(ss)

def getVariants(item):
    raw_n = item["name"].lower()
    norm_name = item["full_name"]
    variants = set()
    s, n = norm_name.split(',')
    n = n.strip()

    if " " not in n:
        variants.add("{} {}".format(s, n[0]))
        if raw_n.startswith("lj"):
            variants.add("{} {}".format(s, 'lj'))
        if raw_n.startswith("d"):
            variants.add("{} {}".format(s, 'dj'))

    if s.count("-") == 1:
        a, b = s.split("-")
        variants.add("{} {}".format(b, n[0], a[0]))
        variants.add("{} {} {}".format(b, n, a))
        variants.add("{} {} {}".format(a, b, n))

    return variants

```

Izrada mreža i ulaznih podataka za analize

```

from collections import defaultdict, Counter
from itertools import combinations, chain
from operator import itemgetter
import math

from phd_tools import graphtools, dataio, datatools
from phd_tools import aggkeyfuncs

import igraph
import numpy

import data_paths

n_dec = 5
n_rand_g = 100
dec_point = ','
na = ''

cs_van_gogh = ('#CBD893', '#E9C872', '#73AFB7', '#FBF999', '#DB959A', '#9693D8')

colors = {
    'p': cs_van_gogh[0],
    's': cs_van_gogh[1],
    'o': cs_van_gogh[2],
}

def prepFloat(n, n_dec=n_dec, dec_point=dec_point):
    if not n:

```

```

        return str(n).replace('.', dec_point)
    return str(round(n, n_dec)).replace('.', dec_point)

def makeCooccurrenceGraph(node_data, areg):
    """
    graph_data is an iterable over (string id, set item_ids)

    item ids are ids of all items on which an item occurs
    """
    g = igraph.Graph()
    edges = dict()
    for id, items in node_data:
        its = set(items)
        if id in areg:
            color = colors[areg[id]["field"]]
            gender = areg[id]["gender"]
            aut_id = areg[id]["id"]
        else:
            color = "gray"
            aut_id = ''
            gender = ''

        if len(it's) > 9:
            label = id
        else:
            label = None
        g.add_vertex(
            id,
            items=its,
            aut_id=aut_id,
            label=label,
            gender=gender,
            weight=len(it's),
            size=len(it's) + 25,
            color=color
        )
    for a, b in combinations(g.vs, 2):
        edge_items = a["items"] & b["items"]
        if edge_items:
            edges[a["name"], b["name"]] = edge_items
    g.add_edges(list(edges.keys()))
    for edge in g.es:
        edge['items'] = edges[g.vs[edge.source]["name"], g.vs[edge.target]["name"]]
        edge['weight'] = len(edge['items'])
        edge['width'] = len(edge['items'])
    return g

def buildGraph(items, areg, att="authors", flt_func=lambda x: True):
    aut_data = defaultdict(set)
    for item in filter(flt_func, items.values()):
        for a in item[att]:
            aut_data[a].add(item['id'])
    return makeCooccurrenceGraph(aut_data.items(), areg)

master_header = [
    'id',
    'ime',
    'dob_2012',
    'znan_dob',
    'akt_god',
    'polje',
    'polje_n',
    'spol',
    'spol_n',
    'status',
    'status_n',
    'mjesto',
    'vrsta_inst',
    'ima_radove',
    'stopa_p',
]

polje_n = {
    'p': 1,
    's': 2,
    'o': 3
}

spol_n = {
    'M': 0,
    'Z': 1,
}

status_n = {
    'aktivan': 1,
    'umirovljen': 2,
}

```

```

    'novak': 3
}

def makeMasterAuthorTable(items, aut_reg, graphs, ids=None, aset=None):
    report = dict()

    groups = getGroups(items)
    aut_groups = getAutGroups(aut_reg)

    if not ids:
        ids = items.keys()

    set_authors = {aut_reg[a]["full_name"]: a for a in aut_reg}
    assert len(set_authors) == len(aut_reg)

    if not aset:
        aset = set_authors

    # get author mapping
    aut_sets = defaultdict(set)
    for id in ids:
        item = items[id]
        for aut in item["authors"]:
            aut_sets[aut].add(id)
    aut_sets = dict(aut_sets)

    for aut in aset:
        id = set_authors[aut]

        # known info for ALL authors, whether they have a paper or no
        znan_dob = (2012 - int(aut_reg[id]['year_birth'])) - 24

        aut_item = {
            'id': id,
            'ime': aut,
            'dob_2012': 2012 - int(aut_reg[id]['year_birth']),
            'znan_dob': znan_dob,
            'akt_god': znan_dob if znan_dob < 22 else 21,
            'spol': aut_reg[id]['gender'],
            'polje': aut_reg[id]['field'],
            'status': aut_reg[id]['status'],
            'mjesto': aut_reg[id]['mjesto'],
            'vrsta_inst': aut_reg[id]['vrsta_inst'],
            'ima_radove': 0,
            "aset": set(),

            "spol_n": spol_n[aut_reg[id]['gender']],
            "status_n": status_n[aut_reg[id]['status']],
            "polje_n": polje_n[aut_reg[id]['field']],
        }

        if aut not in aut_sets: # HANDLE NOT REPRESENTED in this set
            _aut_item = dict.fromkeys(master_header, '')
            _aut_item.update(aut_item)
            report[aut] = _aut_item
            continue

        aset = aut_sets[aut]
        aut_item['aset'] = aset
        aut_item.update(getPubCounts(aset, groups))
        aut_item.update(getCitMeasures(items, aset, groups))
        aut_item.update(getDegrees(items, aut, aset, aut_reg[id]["field"], groups, aut_groups))
        aut_item.update(getGraphMeasures(aut, aset, aut_reg[id]["field"], graphs, items, groups))

        checkItem(aut_item)

        report[aut] = aut_item

    postProcessReportItems(items, report, groups)
    itget = itemgetter(*master_header)
    report = list(map(itget, report.values()))
    return master_header, report

counts = ['t_br_rad', 'rad_mono', 'rad_vise', 't_br92_02', 't_br03_12', 'br_w', 'br_s', 'br_siw',
'mono_siw',
'vise_siw', 'br_NSK', 'mono_NSK', 'vise_NSK', 'br_w_2011']
master_header += counts

def getPubCounts(aut_set, groups):
    in_wos = aut_set & groups["wos"]
    in_sco = aut_set & groups["sco"]
    in_nsk = aut_set & groups["nsk"]

    item = {

```

```

'ima_radove': 1 if aut_set else 0,
't_br_rad': len(aut_set),
'rad_mono': len(aut_set & groups["single_aut"]),
'rad_vise': len(aut_set & groups["multi_aut"]),
'br_w': len(in_wos),
'br_s': len(in_sco),
'br_siw': len(in_sco | in_wos),
'mono_siw': len((in_sco | in_wos) & groups["single_aut"]),
'vise_siw': len((in_sco | in_wos) & groups["multi_aut"]),
'br_NSK': len(in_nsk),
'mono_NSK': len(in_nsk & groups["single_aut"]),
'vise_NSK': len(in_nsk & groups["multi_aut"]),
't_br92_02': len(aut_set & groups["y1"]),
't_br03_12': len(aut_set & groups["y2"]),
'br_w_2011': len(in_wos & groups["2012"]),

}
return item

# cit_w broj citata u wosu
# h_w h - indeks u wosu (pri izračunu ne uzeti radove iz 2012.)
# g_w g - indeks prema citatima iz wos-a (pri izračunu ne uzeti radove iz 2012.)
# cit_avg prosječan broj citata po radu u wosu
# cit_m median citata po radu u wosu
def hIndex(clist):
    """
    clist a citation count per article len(clist) = n articles; sum(clist) = n citations
    "A scientist has an *h*-index of *h*, if *h* of her *Np* papers have at least *h* citations each,
    and the other (*Np* - *h*) papers have at most *h* citations each." (Hirsch, 2005)
    """
    h = 0
    for cit in sorted(clist, reverse=True):
        if cit > h:
            h += 1
        else:
            break
    return h

def gIndex(clist):
    """
    g-index is the (unique) largest number such that the top *g* articles received (together) at least
    *g*^2 citations
    (Egghe, 2006)
    """
    g = 0
    run_cit = 0
    for cit in sorted(clist, reverse=True):
        run_cit += cit
        if g * g < run_cit:
            g += 1
        else:
            break
    return g

h_cit = ['br_w_2011_cit', 'cit_w', 'h_w', 'g_w', 'cit_avg', 'cit_m']
master_header += h_cit

def getCitMeasures(items, aut_set, groups):
    aut_set = (aut_set & groups["wos"]) - groups["2012"]
    if not aut_set:
        return {
            'br_w_2011_cit': '',
            'cit_w': '',
            'h_w': '',
            'g_w': '',
            'cit_avg': '',
            'cit_m': ''
        }

    cits = []
    for id in aut_set:
        item = items[id]
        tc = int(item["cit_count"])
        cits.append(tc)

    tot_cits = sum(cits)

    item = {
        'br_w_2011_cit': sum(1 for _ in filter(bool, cits)) if tot_cits else 0,
        'cit_w': tot_cits,
        'h_w': hIndex(cits) if tot_cits else 0,
        'g_w': gIndex(cits) if tot_cits else 0,
        'cit_avg': prepFloat(numpy.mean(cits)) if cits else 0,

```



```

        'cit_m': prepFloat(aggkeyfuncs.quantile(cits)) if cits else 0,
    }
    return item

h_degree = [
    "kat_degree",
    "degree_t", "degree_t_1", "degree_t_2",
    "degree_psi", "degree_psi_1", "degree_psi_2",
    "degree_soc", "degree_soc_1", "degree_soc_2",
    "degree_odg", "degree_odg_1", "degree_odg_2",
    "degree_o", "degree_o_1", "degree_o_2",
    "degree_i", "degree_i_1", "degree_i_2",

    "E_degree", "E_degree_1", "E_degree_2",

    "EI_index", "EI_index_1", "EI_index_2",
]
master_header += h_degree

def getCoops(aut, aut_set, items, groups):
    coops = Counter()
    coops_y1 = Counter()
    coops_y2 = Counter()
    for id in aut_set:
        coops.update(items[id]['authors'])
        if id in groups["y1"]:
            coops_y1.update(items[id]['authors'])
        elif id in groups["y2"]:
            coops_y2.update(items[id]['authors'])
        else:
            raise Exception("guru meditation error")
    del (coops[aut])
    coops_y1.pop(aut, None)
    coops_y2.pop(aut, None)
    return coops, coops_y1, coops_y2

def getDegrees(items, aut, aut_set, field, groups, aut_groups):
    coops = set()
    coops_y1 = set()
    coops_y2 = set()
    for id in aut_set:
        coops.update(items[id]['authors'])
        if id in groups["y1"]:
            coops_y1.update(items[id]['authors'])
        elif id in groups["y2"]:
            coops_y2.update(items[id]['authors'])
        else:
            raise Exception("guru meditation error")

    coops.remove(aut)
    coops_y1.discard(aut)
    coops_y2.discard(aut)

    item = {

        "kat_degree": classCoop(len(coops)),

        "degree_t": len(coops),
        "degree_t_1": len(coops_y1),
        "degree_t_2": len(coops_y2),

        "degree_psi": len(coops & aut_groups["p"]),
        "degree_psi_1": len((coops & aut_groups["p"]) & coops_y1),
        "degree_psi_2": len((coops & aut_groups["p"]) & coops_y2),

        "degree_soc": len(coops & aut_groups["s"]),
        "degree_soc_1": len((coops & aut_groups["s"]) & coops_y1),
        "degree_soc_2": len((coops & aut_groups["s"]) & coops_y2),

        "degree_odg": len(coops & aut_groups["o"]),
        "degree_odg_1": len((coops & aut_groups["o"]) & coops_y1),
        "degree_odg_2": len((coops & aut_groups["o"]) & coops_y2),

        "degree_o": len(coops - aut_groups["all"]),
        "degree_o_1": len((coops - aut_groups["all"]) & coops_y1),
        "degree_o_2": len((coops - aut_groups["all"]) & coops_y2),

        "degree_i": len(coops & aut_groups[field]),
        "degree_i_1": len((coops & aut_groups[field]) & coops_y1),
        "degree_i_2": len((coops & aut_groups[field]) & coops_y2),
        # DEGREE_NOT_SELF ?
    }
}

```

```

item.update(
    E_degree=na,
    E_degree_1=na,
    E_degree_2=na,
    EI_index=na,
    EI_index_1=na,
    EI_index_2=na,
)

if item["degree_t"]:
    E_degree = item["degree_t"] - item["degree_i"]
    EI_index = (E_degree - item["degree_i"]) / (E_degree + item["degree_i"])
    item.update(
        E_degree=E_degree,
        EI_index=prepFloat(EI_index),
    )

if item["degree_t_1"]:
    E_degree_1 = item["degree_t_1"] - item["degree_i_1"]
    EI_index_1 = (E_degree_1 - item["degree_i_1"]) / (E_degree_1 + item["degree_i_1"])
    item.update(
        E_degree_1=E_degree_1,
        EI_index_1=prepFloat(EI_index_1),
    )

if item["degree_t_2"]:
    E_degree_2 = item["degree_t_2"] - item["degree_i_2"]
    EI_index_2 = (E_degree_2 - item["degree_i_2"]) / (E_degree_2 + item["degree_i_2"])

    item.update(
        E_degree_2=E_degree_2,
        EI_index_2=prepFloat(EI_index_2),
    )

# degree_i

return item

h_gmeas = [
    "medu", "medu_1", "medu_2",
    "bliz", "bliz_1", "bliz_2",
    "avgstr_tie", "avgstr_tie_1", "avgstr_tie_2",
    "maxstr_tie", "maxstr_tie_1", "maxstr_tie_2",
    "ef_vel", "ef_vel_1", "ef_vel_2",
    "ucink", "ucink_1", "ucink_2",
    "ogran", "ogran_1", "ogran_2",
    "a1", "a2", "a3",
]
master_header += h_gmeas

def getGraphMeasures(aut, aut_set, field, graphs, items, groups):
    gf = graphs[field]
    gf1 = graphs[field + "_1"] # N/A or what ?
    gf2 = graphs[field + "_2"]

    # cooc data on all authors !!!
    co, col, co2 = getCoops(aut, aut_set, items, groups)

    co_strengths = list(co.values())
    col_strengths = list(col.values())
    co2_strengths = list(co2.values())

    em = graphtools.egoMeasures(graphs["all"], aut)

    item = {
        "medu": prepFloat(gf.betweenness(aut)),
        "bliz": prepFloat(gf.closeness(aut)),
        "avgstr_tie": prepFloat(numpy.mean(co_strengths) if co_strengths else 0),
        "maxstr_tie": max(co_strengths) if co_strengths else 0,

        "a1": 1 if aut in graphs[field + "_artic"] else 0, # art point all field
        "a2": 1 if aut in graphs["set_artic"] else 0, # art point all field
        "a3": 1 if aut in graphs["all_artic"] else 0, # art point all field

        "ef_vel": prepFloat(em["ego effective_size"]),
        "ucink": prepFloat(em["ego efficiency"]),
        "ogran": prepFloat(em["ego constraint"]),
    }

    gf1_names = set(n["name"] for n in gf1.vs)
    gf2_names = set(n["name"] for n in gf2.vs)

```

```

if aut in gf1_names:
    em = graphtools.egoMeasures(graphs["all_1"], aut)
    item.update(
        medu_1=prepFloat(gf1.betweenness(aut)),
        bliz_1=prepFloat(gf1.closeness(aut)),
        avgstr_tie_1=prepFloat(numpy.mean(col_strengths) if col_strengths else 0),
        maxstr_tie_1=max(col_strengths) if col_strengths else 0,
        ef_vel_1=prepFloat(em["ego effective_size"]),
        ucink_1=prepFloat(em["ego efficiency"]),
        ogran_1=prepFloat(em["ego constraint"]),
    )
else:
    item.update(
        medu_1=na,
        bliz_1=na,
        avgstr_tie_1=na,
        maxstr_tie_1=na,
        ef_vel_1=na,
        ucink_1=na,
        ogran_1=na,
    )
if aut in gf2_names:
    em = graphtools.egoMeasures(graphs["all_2"], aut)
    item.update(
        medu_2=prepFloat(gf2.betweenness(aut)),
        bliz_2=prepFloat(gf2.closeness(aut)),
        avgstr_tie_2=prepFloat(numpy.mean(co2_strengths) if co2_strengths else 0),
        maxstr_tie_2=max(co2_strengths) if co2_strengths else 0,
        ef_vel_2=prepFloat(em["ego effective_size"]),
        ucink_2=prepFloat(em["ego efficiency"]),
        ogran_2=prepFloat(em["ego constraint"]),
    )
else:
    item.update(
        medu_2=na,
        bliz_2=na,
        avgstr_tie_2=na,
        maxstr_tie_2=na,
        ef_vel_2=na,
        ucink_2=na,
        ogran_2=na,
    )
return item

def checkItem(item):
    if not item["t_br_rad"]:
        return
    assert item['rad_mono'] + item['rad_vise'] == item['t_br_rad']

def getGraphs(items, ids, aut_groups, aname_reg):
    ids = set(ids)
    all_ = buildGraph(items, aname_reg, "authors", lambda i: i["id"] in ids)
    all_1 = buildGraph(items, aname_reg, "authors", lambda i: i["year"] < 2003 and i["id"] in ids)
    all_2 = buildGraph(items, aname_reg, "authors", lambda i: i["year"] > 2002 and i["id"] in ids)

    all_n = set(n["name"] for n in all_.vs)
    all_1n = set(n["name"] for n in all_1.vs)
    all_2n = set(n["name"] for n in all_2.vs)
    graphs = {

        "all": all_,
        "all_1": all_1,
        "all_2": all_2,

        "p": all_.subgraph(aut_groups["p"] & all_n),
        "p_1": all_1.subgraph(aut_groups["p"] & all_1n),
        "p_2": all_2.subgraph(aut_groups["p"] & all_2n),

        "o": all_.subgraph(aut_groups["o"] & all_n),
        "o_1": all_1.subgraph(aut_groups["o"] & all_1n),
        "o_2": all_2.subgraph(aut_groups["o"] & all_2n),

        "s": all_.subgraph(aut_groups["s"] & all_n),
        "s_1": all_1.subgraph(aut_groups["s"] & all_1n),
        "s_2": all_2.subgraph(aut_groups["s"] & all_2n),

        "set": all_.subgraph(aut_groups["all"] & all_n),
        "set_1": all_1.subgraph(aut_groups["all"] & all_1n),
        "set_2": all_2.subgraph(aut_groups["all"] & all_2n)
    }

    graphs.update(
        all_artic=set(all_.vs[i]["name"] for i in all_.articulation_points()),
        p_artic=set(graphs["p"].vs[i]["name"] for i in graphs["p"].articulation_points()),
    )

```

```

s_artic=set(graphs["s"].vs[i]["name"] for i in graphs["s"].articulation_points()),
o_artic=set(graphs["o"].vs[i]["name"] for i in graphs["o"].articulation_points()),
set_artic=set(graphs["set"].vs[i]["name"] for i in graphs["set"].articulation_points()),
)
return graphs

def getGroups(items, aut_reg):
    groups = defaultdict(set)

    for id, item in items.items():
        for aut in item["author_ids"]:
            groups[aut_reg[aut]["field"]].add(id)

        if item["year"] < 2003:
            groups["y1"].add(id)
        else:
            groups["y2"].add(id)

        if item["year"] == 2012:
            groups["2012"].add(id)

        groups[item["origin"]].add(id)

        auts = item["authors"]
        if len(auts) == 1:
            groups["single_aut"].add(id)
        else:
            groups["multi_aut"].add(id)
    return groups

def getAutGroups(aut_reg):
    groups = defaultdict(set)
    for item in aut_reg.values():
        id = item["full_name"]
        groups["all"].add(id)
        groups[item["field"]].add(id)
    return dict(groups)

def classCoop(n):
    if n < 4:
        return n
    elif 4 <= n <= 6:
        return 4
    elif 7 <= n <= 10:
        return 5
    elif 11 <= n <= 30:
        return 6
    elif n >= 31:
        return 7

h_iuv = ["iuv", "iuv_1", "iuv_2"]
master_header += h_iuv

def postProcessReportItems(items, rep, groups):
    """
    Adds variables in second pass, i.e. using already calculated data
    """
    for item in rep.values():
        if not item["ima_radove"]:
            continue
        aset = item["aset"]
        co, col, co2 = getCoops(item["ime"], aset, items, groups)
        item["stopa_p"] = prepFloat(item["t_br_rad"] / item["akt_god"])
        item["iuv"] = getIuv(co, rep)
        item["iuv_1"] = getIuv(col, rep)
        item["iuv_2"] = getIuv(co2, rep)

def getIuv(co, rep):
    h_ind_multi = []
    for coop_name in co:
        if coop_name not in rep:
            continue
        h = rep[coop_name]['h_w']
        if h != '':
            h_ind_multi.append(h * co[coop_name])
    if h_ind_multi:
        return sum(h_ind_multi)
    else:
        return na

```

```

def avgMinPathLen(g):
    avg_min_paths = []
    for path_lens in g.shortest_paths():
        # do not include self, do not include unconnected i.e. do not include zero and infinity
        path_lens = list(filter(lambda x: not math.isinf(x) and x, path_lens))
        if path_lens:
            avg_min_paths.append(numpy.mean(path_lens))
    return numpy.mean(avg_min_paths)

def getLargestComponent(g):
    c = g.components()
    comps = Counter(map(len, c))
    max_n_vertices = max(comps)
    assert comps[max_n_vertices] == 1, "There are many largest components"
    sg = None
    for i, l in enumerate(c):
        if len(l) == max_n_vertices:
            sg = c.subgraph(i)
            break
    return sg

def getAllGraphItems(g, att_name="items"):
    return set(chain.from_iterable(n[att_name] for n in g.vs))

graph_report_header = [
    "n radova",
    "n jednoautorskih",
    "n višeautorskih",
    "n čvorova",
    "n veza",
    "gustoća",
    "dijametar",
    "asortativnost",
    "n artikulacijskih čvorova",

    "globalni koeficijent grupiranja",
    "slučajni globalni koeficijent grupiranja (n=%s)" % n_rand_g,

    "prosječna najkraća duljina puta",
    "slučajna prosječna najkraća duljina puta (n=%s)" % n_rand_g,

    "prosječan stupanj centralnosti",
    "std stupnja centralnosti",
    "median stupnja centralnosti",
    "max stupanj centralnosti",

    "n izoliranih čvorova",
    "n izoliranih dijada",
    "n izoliranih trijada",
    "n ostalih komponenti (n>3)",

    "n čvorova u najvećoj komponenti",
    "n radova u najvećoj komponenti",
    "n veza u najvećoj komponenti"
]

def reportAuthorGraph(g, groups, att_name='items', n_random=0):
    non_isolates = []
    papers = set()
    for i, n in enumerate(g.vs):
        d = g.degree(i)
        papers.update(n[att_name])
        if d > 0:
            non_isolates.append(i)

    degrees = g.degree()
    comps = Counter(map(len, g.components()))

    lg = getLargestComponent(g)

    report = {
        "n radova": len(papers),
        "n jednoautorskih": len(papers & groups["single_aut"]),
        "n višeautorskih": len(papers & groups["multi_aut"]),
        "n čvorova": g.vcount(),
        "n veza": g.ecount(),
        "gustoća": prepFloat(g.density()),
        "dijametar": g.diameter(),
        "asortativnost": prepFloat(g.assortativity_degree(False)),
        "n artikulacijskih čvorova": len(g.cut_vertices()),

        "globalni koeficijent grupiranja": prepFloat(g.transitivity_avglocal_undirected("zero")),
    }

```

```

    "prosječna najkraća duljina puta": prepFloat(avgMinPathLen(g)),

    "prosječan stupanj centralnosti": prepFloat(numpy.mean(degrees)),
    "StD stupnja centralnosti": prepFloat(numpy.std(degrees)),
    "median stupnja centralnosti": aggkeyfuncs.quantile(degrees),
    "max stupanj centralnosti": max(degrees),

    "n izoliranih čvorova": comps[1],
    "n izoliranih dijada": comps[2],
    "n izoliranih trijada": comps[3],
    "n ostalih komponenti (n>3)": sum(comps[k] for k in comps if k > 3),

    "n čvorova u najvećoj komponenti": lg.vcount(),
    "n radova u najvećoj komponenti": len(getAllGraphItems(lg)),
    "n veza u najvećoj komponenti": lg.ecount(),
}

if n_random:
    d = g.density()
    n = g.vcount()
    spaths = []
    skoeff = []
    for i in range(n_random):
        rg = igraph.Graph.Erdos_Renyi(n, d)
        spaths.append(avgMinPathLen(rg))
        skoeff.append(rg.transitivity_avglocal_undirected("zero"))
    report.update({
        "slučajna prosječna najkraća duljina puta (n=%s)" % n_random: prepFloat(numpy.mean(spaths)),
        "slučajni globalni koeficijent grupiranja (n=%s)" % n_random: prepFloat(numpy.mean(skoeff)),
    })
else:
    report.update({
        "slučajna prosječna najkraća duljina puta (n=%s)" % n_random: "n/a",
        "slučajni globalni koeficijent grupiranja (n=%s)" % n_random: "n/a",
    })
return report

def makeGraphTables(graphs, groups):
    def _make(a, b, c, n):
        r1 = reportAuthorGraph(graphs[a], groups, n_random=n_rand_g)
        r2 = reportAuthorGraph(graphs[b], groups, n_random=n_rand_g)
        r3 = reportAuthorGraph(graphs[c], groups, n_random=n_rand_g)
        d, h = datatools.joinDictReports([r1, r2, r3], graph_report_header,
                                       ["prvi period", "drugi period", "cijelo razdoblje"])
        dataio.saveCsv(h, d, "./output/" + n + '.csv', "cp1250")

        _make("set_1", "set_2", "set", "skup")
        _make("all_1", "all_2", "all", "svi")
        _make("p_1", "p_2", "p", "psiho")
        _make("s_1", "s_2", "s", "socio")
        _make("o_1", "o_2", "o", "odgoj")

ego_color = '#DB959A'

def makeEgoGraphs(graphs):
    g = graphs["all"]
    for n in g.vs:
        # getCoops(n[])
        if len(n["items"]) > 4:
            eg = graphtools.getEgoGraph(g, n)

            for en in eg.vs:
                if en["name"] == n["name"]:
                    en["color"] = ego_color
                    break

            igraph.plot(eg,
                       "./output/graphs/ego-5/" + n["name"] + '.png',
                       (700, 700), edge_color='black')

def tableCounts(items, groups, aut_ref):
    c = defaultdict(set)
    for id, item in items.items():
        c["total"].add(id)
        for aut in item["author_ids"]:
            c[item["origin"], aut_ref[aut]["field"]].add(id)
    for k, v in c.items():
        c[k] = len(v)
    pprint(c)

def basicReport(items, ids, aut_id_names):
    if not ids:
        ids = set(items.keys())

```

```

all_auts = set()
set_auts = set()
aut_counts = Counter()

a_single = 0
a_multi = 0
a_two = 0
a_three = 0
a_four = 0
a_ten = 0

aut_pap_counts = []

for id in ids:
    item = items[id]
    auts = item["authors"]
    aut_pap_counts.append(len(auts))
    if len(auts) == 1:
        a_single += 1
    else:
        a_multi += 1
        if len(auts) == 2:
            a_two += 1
        elif len(auts) == 3:
            a_three += 1
        elif 3 < len(auts) < 11:
            a_four += 1
        else:
            a_ten += 1

    all_auts.update(auts)
    set_auts.update(set(auts) & aut_id_names)

    aut_counts.update(set(auts) & aut_id_names)

aut_rest = all_auts - set_auts
accounts = list(aut_counts.values())

rep = {
    "n radova":len(ids),
    "n autora":len(all_auts),
    "n autora iz skupa":len(set_auts),
    "n ostalih autora":len(aut_rest),
    "prosječno radova po autoru":prepFloat(numpy.mean(accounts)),
    "medijan radova po autoru":prepFloat(aggkeyfuncs.quantile(accounts)),
    "maks. radova po autoru":max(accounts),

    "n jednoautorskih radova":a_single,
    "n višeautorskih radova":a_multi,
    "n dvoautorskih radova":a_two,
    "n troautorskih radova":a_three,
    "n radova s 4 do 10 autora":a_four,
    "n radova s preko 10 autora":a_ten,

    "prosječno autora po radu":prepFloat(numpy.mean(aut_pap_counts)),
    "median autora po radu":prepFloat(aggkeyfuncs.quantile(aut_pap_counts)),
    "maks. autora po radu":max(aut_pap_counts),
}
return rep

basic_keys = [
    "n radova",          "n autora",          "n autora iz skupa",          "n ostalih autora",
    "prosječno radova po autoru",          "medijan radova po autoru",
    "maks. radova po autoru",          "n jednoautorskih radova",
    "n višeautorskih radova",
    "n dvoautorskih radova",
    "n troautorskih radova",
    "n radova s 4 do 10 autora",
    "n radova s preko 10 autora",

    "prosječno autora po radu",
    "median autora po radu",
    "maks. autora po radu",
]

def basicTable(items, groups, aut_groups):
    rh = ["psihologija", "sociologija", "odgojne", "svi radovi"]
    rep_a = basicReport(items, set(items.keys()), aut_groups["all"])
    rep_p = basicReport(items, groups["p"], aut_groups["p"])
    rep_o = basicReport(items, groups["o"], aut_groups["o"])
    rep_s = basicReport(items, groups["s"], aut_groups["s"])

```

```

d, h = datatools.joinDictReports([rep_p, rep_s, rep_o, rep_a], basic_keys, rh)
dataio.saveCsv(h, d, "./output/pregledna_tablica_sve.csv", enc="cp1250")

wos = groups["wos"] | groups["sco"]
rep_a = basicReport(items, wos, aut_groups["all"])
rep_p = basicReport(items, groups["p"] & wos, aut_groups["p"])
rep_o = basicReport(items, groups["o"] & wos, aut_groups["o"])
rep_s = basicReport(items, groups["s"] & wos, aut_groups["s"])
d, h = datatools.joinDictReports([rep_p, rep_s, rep_o, rep_a], basic_keys, rh)
dataio.saveCsv(h, d, "./output/pregledna_tablica_wos-sco.csv", enc="cp1250")

nsk = groups["nsk"]
rep_a = basicReport(items, nsk, aut_groups["all"])
rep_p = basicReport(items, groups["p"] & nsk, aut_groups["p"])
rep_o = basicReport(items, groups["o"] & nsk, aut_groups["o"])
rep_s = basicReport(items, groups["s"] & nsk, aut_groups["s"])
d, h = datatools.joinDictReports([rep_p, rep_s, rep_o, rep_a], basic_keys, rh)
dataio.saveCsv(h, d, "./output/pregledna_tablica_nsk.csv", enc="cp1250")

def propAutYearTable(items, groups):

    p = defaultdict(set)
    s = defaultdict(set)
    o = defaultdict(set)

    for id, i in items.items():
        if id in groups["p"]:
            p[i["year"]].add(id)
        if id in groups["s"]:
            s[i["year"]].add(id)
        if id in groups["o"]:
            o[i["year"]].add(id)

    def getValues(d):
        l = []
        for y in range(1992, 2013):
            arts = d[y]
            m_arts = arts & groups["multi_aut"]
            prop_m_arts = len(m_arts) / len(arts)
            l.append(prop_m_arts)
        return l

    p = map(prepareFloat, getValues(p))
    s = map(prepareFloat, getValues(s))
    o = map(prepareFloat, getValues(o))

    h = ["godina", "psiho", "odgoj", "socio"]
    t = list(zip(range(1992, 2013), p, o, s))
    dataio.saveCsv(h, t, './output/prop_multi_godine.csv', enc="cp1250")

def countYearSourceTable(items, groups):
    nsk = groups['nsk']
    ws = groups['wos'] | groups['sco']

    p = groups["p"]
    o = groups["o"]
    s = groups["s"]

    y = defaultdict(set)
    for id, item in items.items():
        y[item['year']].add(id)

    reps = [{}, {}, {}, {}, {}, {}, {}]
    h = ['p_ws', 'p_nsk', 'o_ws', 'o_nsk', 's_ws', 's_nsk', 'ukupno']
    for yy in y:
        reps[0][yy] = len( (y[yy] & p) & ws)
        reps[1][yy] = len( (y[yy] & p) & nsk)

        reps[2][yy] = len( (y[yy] & o) & ws)
        reps[3][yy] = len( (y[yy] & o) & nsk)

        reps[4][yy] = len( (y[yy] & s) & ws)
        reps[5][yy] = len( (y[yy] & s) & nsk)

        reps[6][yy] = len( y[yy] )

    t, h = datatools.joinDictReports(reps, range(1992, 2013), h, 'godina')
    dataio.saveCsv(h, t, './output/broj_izvori_godine.csv', enc="cp1250")

if __name__ == "__main__":
    from pprint import pprint

```



```

from phd_tools.tablestr import printTable

print("loading data")
items = dataio.loadJson(data_paths.file_prepared)
aut_reg = dataio.loadJson(data_paths.file_aut_reg)
aname_reg = {a["full_name"]: a for a in aut_reg.values()}

groups = getGroups(items, aut_reg)
aut_groups = getAutGroups(aut_reg)

print("making master table")
h, d = makeMasterAuthorTable(items, aut_reg, graphs)
printTable(d, h)
dataio.saveCsv(h, d, './output/master_author_table.csv')

basicTable(items, groups, aut_groups)

propAutYearTable(items, groups)
countYearSourceTable(items, groups)

print("making graphs")
graphs = getGraphs(items, items.keys(), aut_groups, aname_reg)

lf = graphs["p"].layout_fruchterman_reingold(maxiter = 3000)
igraph.plot(graphs["p"],
            'psiho_test.png',
            (3000, 3000),
            layout = lf, edge_color='black')

graphs["p"].save("./output/gephi/p.graphml", "graphml")
graphs["s"].save("./output/gephi/s.graphml", "graphml")
graphs["o"].save("./output/gephi/o.graphml", "graphml")

```

Prilog 6. Popis simbola i kratica

Mjera; (Eng. naziv); Simbol

Artikulacijski čvor; *Articulation point, cut-point*

Asortativnost; *Assortativity*; r_A

Blizina; *Closeness*; B_C

Broj vanjskih veza; B_{vv}

Centralizacija; *Centralization*

Čvorovi/akteri u mreži; *Nodes/actors*; n

Dijametar; *Diameter*; d

Efektivna veličina; *Effective size*; E_v

E-I indeks; E-I

Glavna komponenta; *Main component*; GK

Gustoća; *Density*; g

H -indeks

Indeks utjecaja veza; I_{uv}

Koeficijent grupiranja; *Clustering coefficient*; C

Kvocijent malog svijeta; Q_{MS}

Maksimalna snaga veze; M_{sv}

Međupovezanost; *Betweenness*; M_C

Ograničenje ego mreže; *Constraint*

Proporcija glavne komponente; $GK\%$

Prosječna duljina puta (najkraća duljina puta, razmak, udaljenost); *Average shortest path*; l

Prosječna snaga veze

Stopa produktivnosti, SP

Stupanj centralnosti; *Centrality degree (d)*; S_I

Totalni broj veza; T_{bv}

Učinkovitost ego mreže; *Efficiency*

Veze u mreži; *Edges*; L

Pojam; (Eng. naziv)

Cjelovita mreža; *Whole network*

Društveni kapital; *Social capital*

Dvovrsna mreža; *Two-mode network; bipartite network*

Ego mreža; *Ego network*

Endogenost; *Endogeneity*

Feistova tipologija

Halo efekt u znanosti

Hibridni modeli (model „prijatelji od prijatelja“);

Jednovrstna mreža; *One-mode network*

Lotkin zakon, Priceov zakon, 80/20 pravilo, Zipfov zakon, Zakon inverznog kvadrata

Matejev efekt

Matildin efekt

Matrice susjedstva; *Adjacency matrices*

Model jezgre i periferije; *Core-periphery model*

Model koautora; *Co-author model*

Model malog svijeta; *Small world model*

Model slučajnih mreža; *Random graph model*

Mrežna teorija; *Network theory*

Multiplikativan model mentalnih faktora; *Multiplicative model of mental factors*

Nerazmjerna mreža; *Scale-free network*

Pareto distribucije, nerazmjerne distribucije; *Scale-free, Pareto distributions*

Preferencijalno povezivanje (PP), Model kumulativne prednosti; *Preferential attachment*

Snaga slabih veza, teorija; *Strength of weak ties*

Snaga snažnih veza, teorija; *Strength of strong ties*

Socijalno zatvaranje, teorija kohezije; *Social closure*

Strukturalne pukotine, teorija; *Structural holes*

Superčvor; *Super – node*

Teorija mreža; *Theory of networks*

Teorija mrežnih prednosti; *Theory of network advantage*

Teza o negativnoj asimetriji; „*Negative asymmetry*“

Znanost o mrežama ; *Network science*

Prilog 7. Popis časopisa u kojima su objavljivali znanstvenici iz uzorka*Tablica 3.*

Popis časopisa u kojima su objavljivali znanstvenici iz uzorka i broj objavljenih radova u njima

<i>Naziv časopisa</i>	<i>Broj radova</i>
društvena istraživanja	614
collegium antropologicum	213
hrvatska revija za rehabilitacijska istraživanja	187
socijalna ekologija	156
sociologija i prostor	96
revija za socijalnu politiku	94
suvremena psihologija	89
international journal of psychology	68
ljetopis socijalnog rada	67
croatian medical journal	61
Informatologia	59
psihologijske teme	52
odgojne znanosti educational sciences	50
socijalna psihijatrija	44
sport science	39
studia psychologica	30
psychiatria danubina	23
Kinesiology	21
psychology and health	21
revija za sociologiju	20
paediatrica croatica	20
Diabetologia	19
odgojne znanosti	19
journal of strength and conditioning research	19
arhiv za higijenu rada i toksikologiju	17
croatian journal of education hrvatski casopis za odgoj i obrazovanje	16
Medicina	16
personality and individual differences	16
medica jadertina	15
journal of psychosomatic research	15
journal of intellectual disability research	15
ethnic and racial studies	15
croatian journal of education	13
Alcoholism	12
periodicum biologorum	11
lijecnicki vjesnik	11
nase more	11
Scientometrics	11
journal of applied research in intellectual disabilities	10
acta medica croatica casopis hrvatske akademije medicinskih znanosti	10
filozofska istraživanja	10
libri oncologici	10
journal of sleep research	10
social science and medicine	9
perceptual and motor skills	9
european journal of psychiatry	8
bogoslovska smotra	8
behavior genetics	8
biology of sport	8
Govor	8
lecture notes in computer science including subseries	
lecture notes in artificial intelligence and lecture notes in bioinformatics	8
nuclear instruments and methods in physics research section	
a accelerators spectrometers detectors and associated equipment	8
journal of human kinetics	7
nordic journal of psychiatry	7
archives of sexual behavior	7
european journal of psychology of education	7
european psychiatry	6
Diabetes	6
srpski arhiv za celokupno lekarstvo	6
psycho oncology	6
european journal of applied physiology	6
translational neuroscience	6
medical problems of performing artists	6

Tablica 3. (nastavak)

Popis časopisa u kojima su objavljivali znanstvenici iz uzorka i broj objavljenih radova u njima

Naziv časopisa	Broj radova
nova prisutnost	5
journal of sports sciences	5
military medicine	5
Prostor	5
english historical review	5
social indicators research	5
europaean journal of cancer	5
europaean journal of public health	5
journal of sports medicine and physical fitness	5
scandinavian journal of psychology	5
acta dermatovenerologica croatica	5
acta clinica croatica	5
international journal of morphology	5
proceedings of the international conference on information technology interfaces iti	5
journal of sexual medicine	4
international journal of behavioral development	4
international social work	4
journal of cross cultural psychology	4
europaean journal of personality	4
child abuse and neglect	4
Perception	4
gynaecologia et perinatologia	4
work and stress	4
Mipro	4
international journal of social welfare	4
social science information sur les sciences sociales	4
acta medica croatica	4
wiener klinische wochenschrift	4
pediatric nephrology	4
medicinski glasnik	4
Prolegomena	4
medical education	4
patient education and counseling	4
Medicus	4
eating and weight disorders	4
international journal of sports medicine	4

Popis časopisa u kojima je objavljeno po tri rada:

adolescence
 annales anali za istrske in mediteranske studije series historia et sociologia
 anthrozoos
 archives of budo
 bmc public health
 diabetes research and clinical practice
 diabetic medicine
 east european politics and societies
 epilepsy and behavior
 europaean journal of psychological assessment
 gazzetta medica italiana archivio per le scienze mediche
 international journal of performance analysis in sport
 international journal of psychophysiology
 international journal of sexual health
 international sociology
 journal of food products marketing
 journal of medical ethics
 journal of neural transmission
 journal of religion and health
 journal of sex research
 journal of the europaean academy of dermatology and venereology
 learning and individual differences
 medical teacher
 medicine and science in sports and exercise
 medicinski arhiv
 phainomena
 plos one
 psihologija

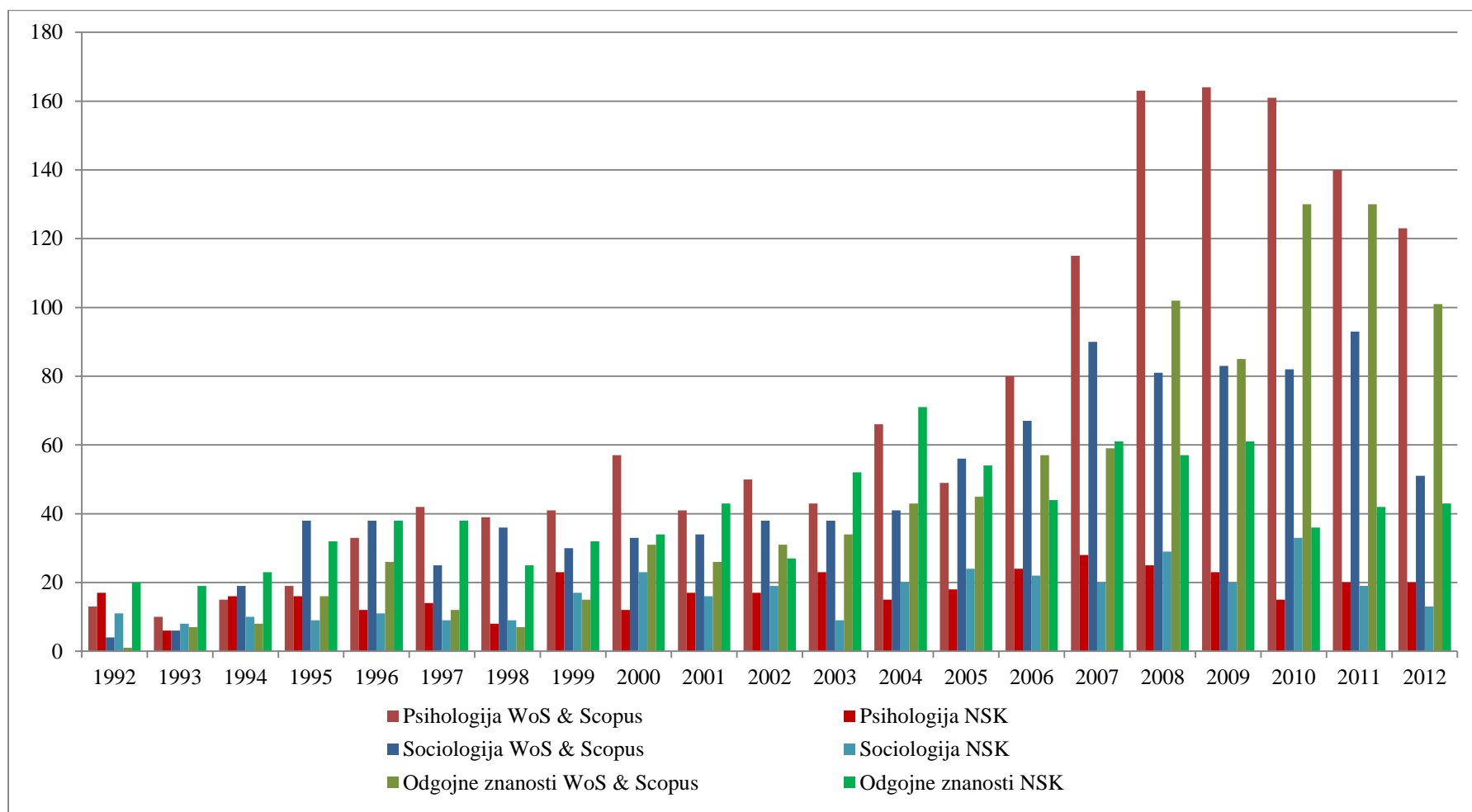
revista de saude publica
schizophrenia research
social compass
social science information
substance use and misuse
tekstil

Popis časopisa u kojima je objavljeno po dva rada:

acta psychiatrica scandinavica	jezikoslovlje
aids and behavior	journal of business research
aids care psychological and socio medical aspects of aids hiv	journal of child and family studies
Allergy	journal of cognitive neuroscience
american journal of pharmaceutical education	journal of comparative family studies
annali dell istituto superiore di sanita	journal of dermatology
annals of human biology	journal of electromyography and kinesiology
Assessment	journal of happiness studies
australian journal of political science	journal of human movement studies
brain research	journal of paediatrics and child health
british journal of medical psychology	journal of personality and social psychology
british journal of psychiatry	journal of psychiatric research
bulgarian medicine	journal of research in personality
cambridge quarterly of healthcare ethics	journal of science and medicine in sport
canadian medical association journal	journal of traumatic stress
clinical linguistics and phonetics	journal of urban health
comprehensive psychiatry	journal of vocational behavior
computer applications in engineering education	management
critical social policy	nations and nationalism
diabetes care	nephron
dialysis and transplantation	neurocomputing
didactica slovenica pedagogska obzorja	neuroreport
eating and weight disorders studies on anorexia bulimia and obesity	neuroscience letters
ekonomska istrazivanja	nonprofit and voluntary sector quarterly
Ergonomics	paediatrica croatica supplement
european journal of neurology	paediatric anaesthesia
european journal of paediatric neurology	paediatric exercise science
	proceedings of the xivth triennial congress of the international ergonomics association and 44th annual meeting of the human factors and ergonomics association ergonomics for the new millennium
european journal of pediatrics	psychiatry research
european journal of work and organizational psychology	psychological medicine
european psychologist	psychological reports
european sociological review	psychology and education
gait and posture	psychology and psychotherapy theory research and practice
Gastroenterology	quality of life research
Healthmed	rudarsko geolosko naftni zbornik
higher education in europe	science and engineering ethics
hrvatski filmski ljetopis	sex roles
human movement	sign language and linguistics online
human movement science	strojarstvo
Innovation	studia missionalia
innovation the european journal of social science research	studies in health technology and informatics
international journal of food sciences and nutrition	synthesis philosophica
international journal of politics culture and society	trials
international migration	vojnosanitetski pregled military medical and pharmaceutical review
injury prevention	wseas transactions on information science and applications
Jasss	zbornik instituta za pedagogska istrazivanja
jasss the journal of artificial societies and social simulation	zivot umjetnosti

U 354 časopisa je objavljen po 1 rad.

Prilog 8. Distribucija objavljenih radova po godini



Slika 3. Distribucija objavljenih radova po godini znanstvenika iz tri polja iz dvije vrste izvora u vremenskom periodu 1992-2012

Prilog 9. Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za svako polje (Spearmanov rho - r_s)

Tablica 4.

Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za polje psihologije

r_s	Stopa produkt.	<i>H</i> -indeks	Br. radova	Jednoautorski	Višeautorski	Wos& Scopus
Stopa produkt.						
<i>H</i> -indeks	,654**					
Br. Radova	,903**	,795**				
Jednoautorski	,422**	,315**	,515**			
Višeautorski	,890**	,796**	,962**	,316**		
Wos/Scopus	,884**	,807**	,919**	,384**	,917**	
NSK	,206**	,387**	,418**	,442**	,340**	,136*

** $p < .05$; * $p < .01$; Stopa produkt.-stopa produktivnosti

Tablica 5.

Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za polje sociologije

r_s	Stopa produkt.	<i>H</i> -indeks	Br. radova	Jednoautorski	Višeautorski	Wos& Scopus
Stopa produkt.						
<i>H</i> -indeks	,548**					
Br. radova	,903**	,652**				
Jednoautorski	,640**	,349**	,769**			
Višeautorski	,687**	,657**	,712**	,188*		
Wos/Scopus	,834**	,661**	,862**	,707**	,629**	
NSK	,384**	,380**	,555**	,404**	,393**	,165*

** $p < .05$; * $p < .01$; Stopa produkt.-stopa produktivnosti

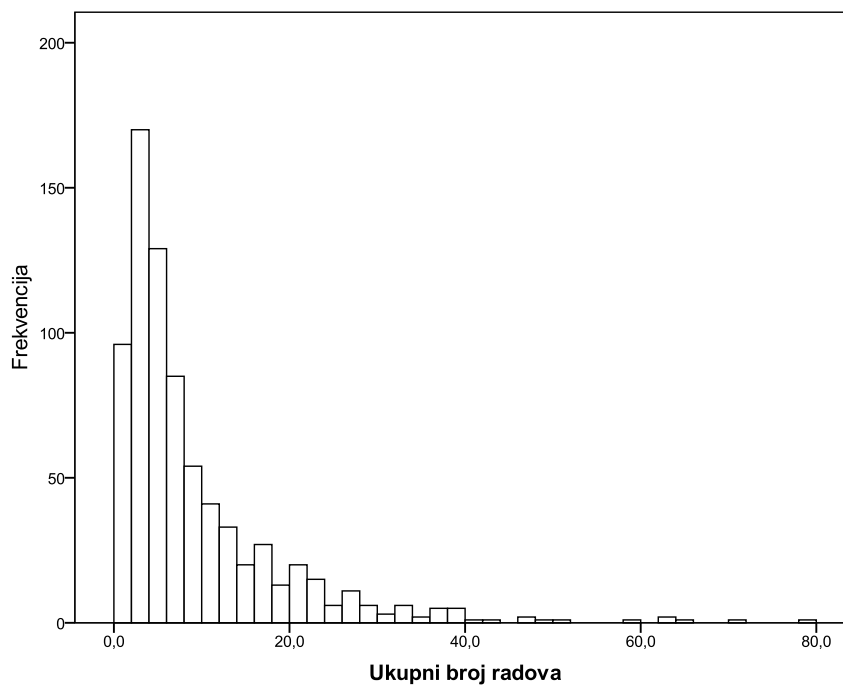
Tablica 6.

Korelacijska matrica vrste objavljenih radova za polje odgojnih znanosti

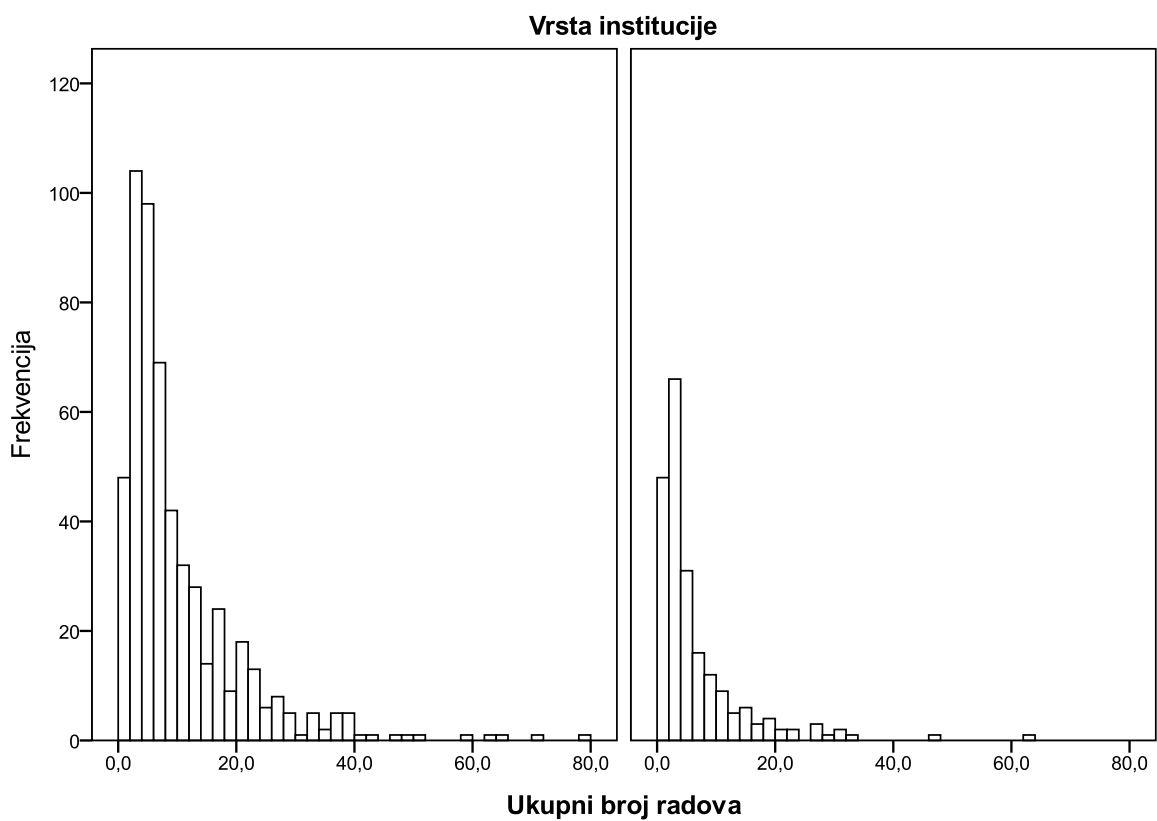
r_s	Stopa produkt.	<i>H</i> -indeks	Br. radova	Jednoautorski	Višeautorski	Wos& Scopus
Stopa produkt.						
<i>H</i> -indeks	,429**					
Br. radova	,924**	,419**				
Jednoautorski	,313**	-0,122	,410**			
Višeautorski	,857**	,493**	,885**	0,023		
Wos/Scopus	,651**	,555**	,638**	0,011	,699**	
NSK	,375**	-0,019	,494**	,505**	,296**	-,226**

** $p < .05$; * $p < .01$; Stopa produkt.-stopa produktivnosti

Prilog 10. Distribucije ukupnog broja radova

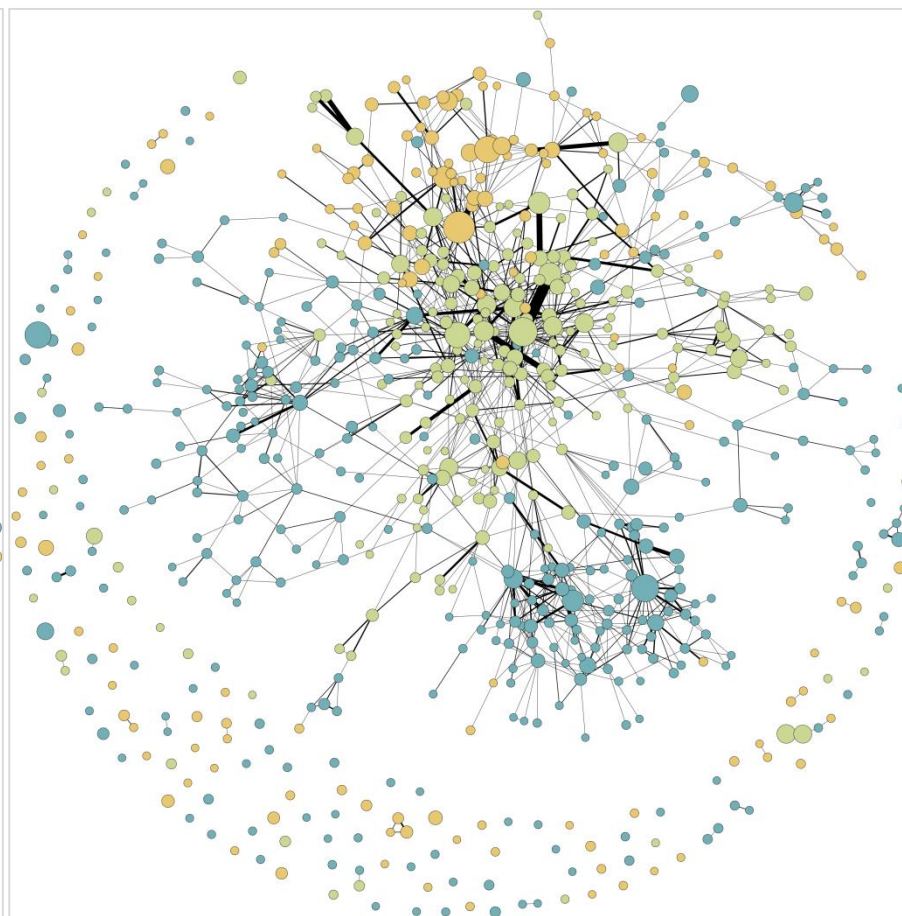
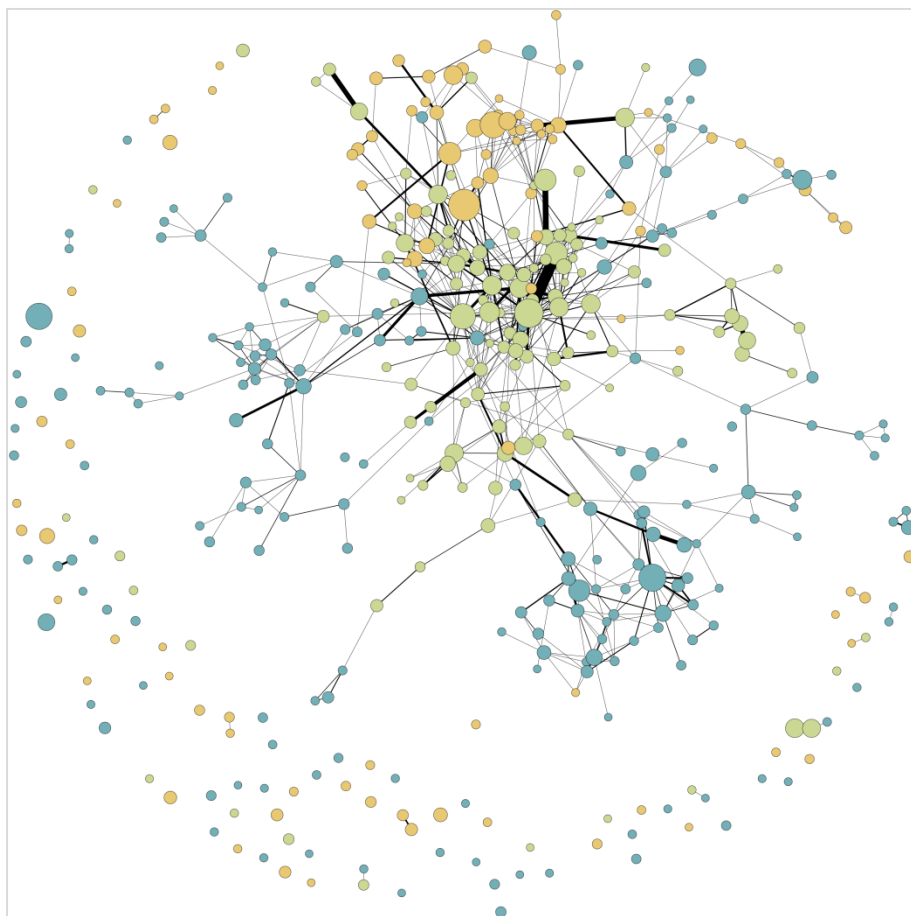


Slika 4. Distribucija ukupnog broja radova po znanstveniku za cijeli uzorak



Slika 5. Distribucija ukupnog broja radova znanstvenika zaposlenih na sveučilištu ili institutu (*lijevo*) i kod znanstvenika zaposlenih u drugim institucijama (*desno*)

Prilog 11. Zajednička reducirana mreža znanstvenika iz tri polja za dva vremenska perioda (t1 i t2)

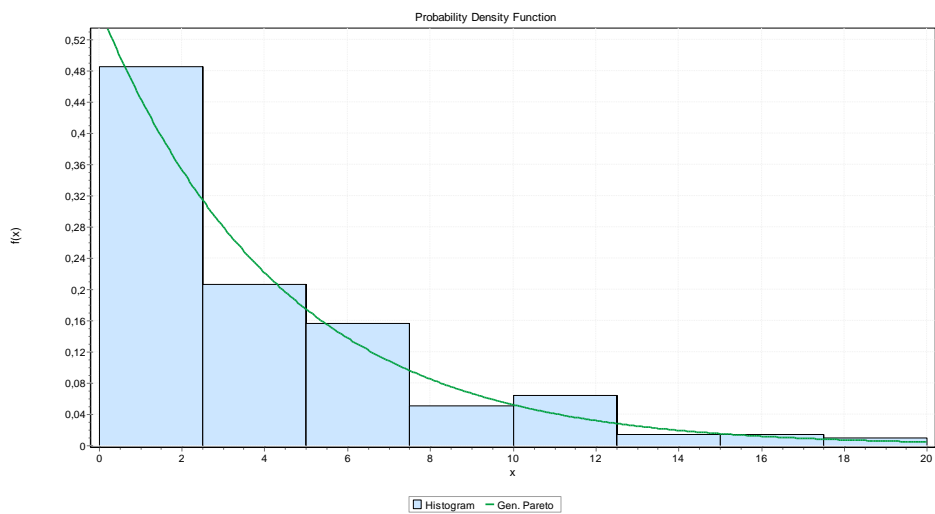


Slika 6. Reducirana mreža znanstvenika iz sva tri polja u vremenskom periodu t1 (1992 - 2002)

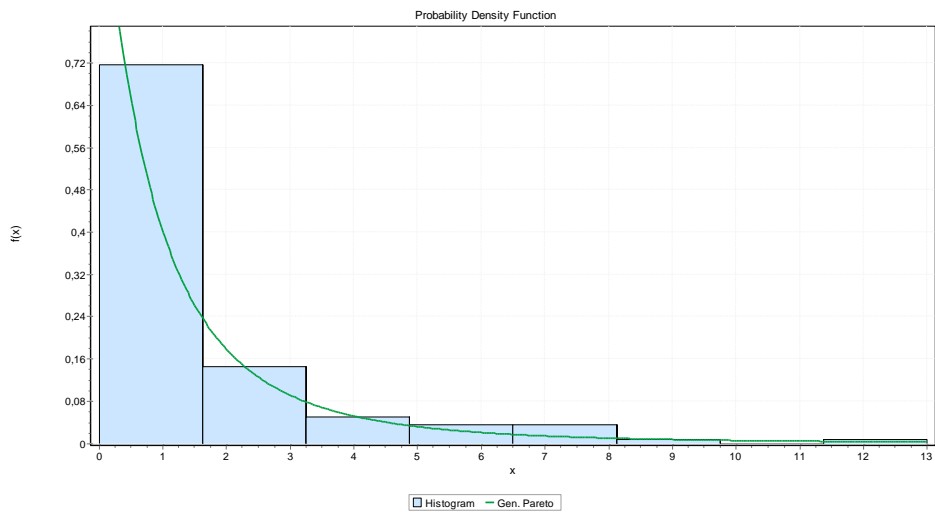
Slika 7. Reducirana mreža znanstvenika iz sva tri polja u vremenskom periodu t2 (2003 - 2012)

Legenda: Zeleni – znanstvenici iz polja psihologije; Narančasti - znanstvenici iz polja sociologije; Plavi - znanstvenici iz polja odgojnih znanosti

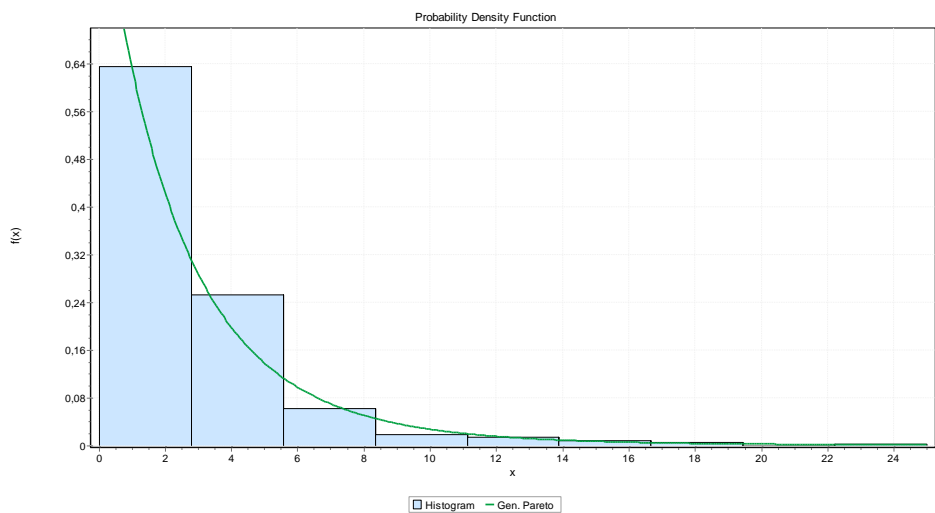
Prilog 12. Distribucije veza u mreži svakog polja za cijeli period



Slika 8. Distribucija veza u polju psihologije (1992-2012)



Slika 9. Distribucija veza u polju sociologije (1992-2012)



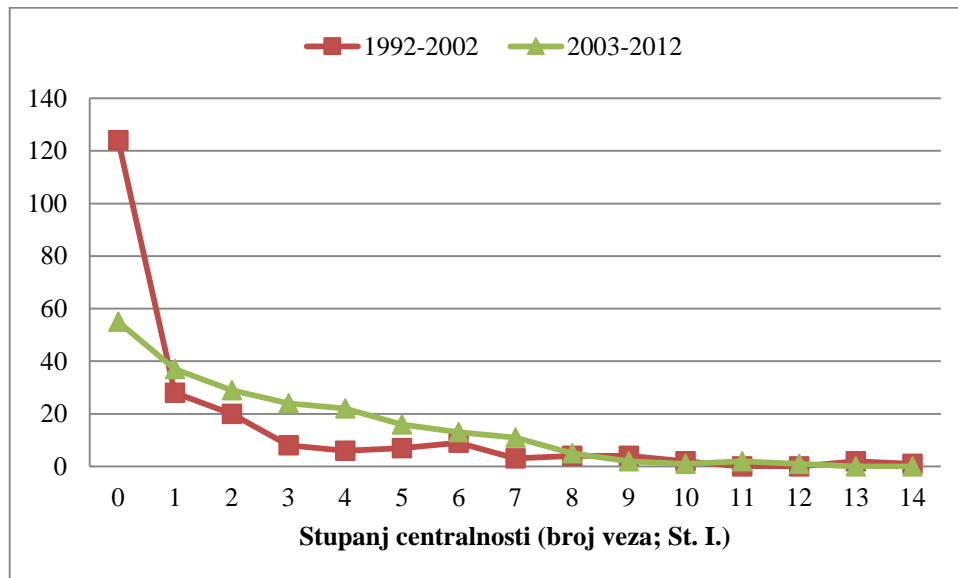
Slika 10. Distribucija veza u polju odgojnih znanosti (1992-2012)

Tablica 7.
 Slaganje opažene distribucije s teoretskom Pareto distribucijom*

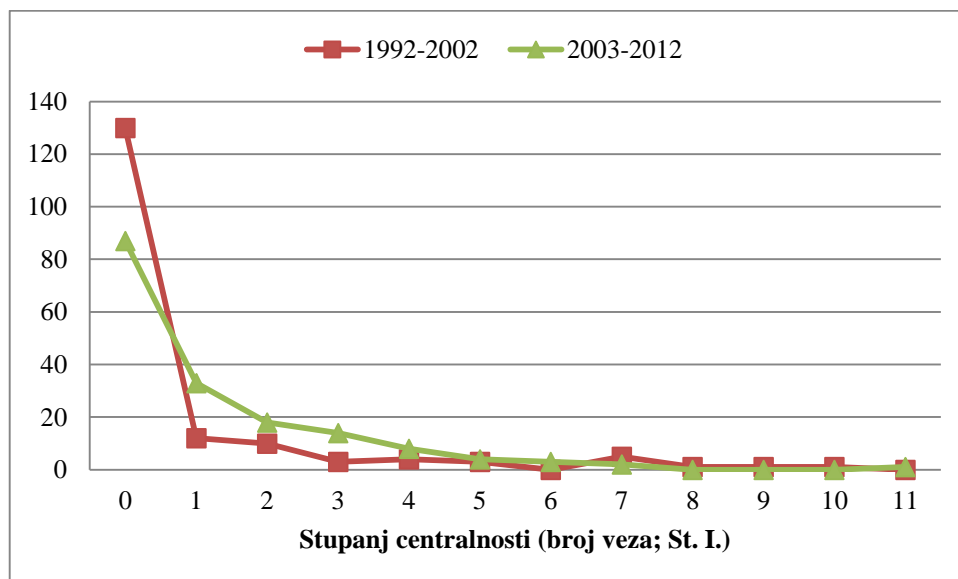
Distribucija: Gen. Pareto	Kolmogorov Smirnov test		χ^2	
	<i>Rezultat testa</i>	<i>Rang od 61.</i>	<i>Rezultat testa</i>	<i>Rang od 61.</i>
Psihologija	0,10064	2	36,089	16
Sociologija	0,30444	6	34,435	4
Odgojne znanosti	0,16407	2	18,6	1

*Program EasyFit (http://www.mathwave.com/articles/distribution_fitting.html) omogućuje provjeru slaganja opaženih distribucija s 61 teoretskom distribucijom. U izlaznom izvještaju daje informaciju kojim teoretskim distribucijama opažena najviše nalikuje na temelju rezultata K-S testa, hi-kvadrata i Anderson-Darling testa. U tablici 7 su prikazani samo rezultati za prva dva testa (stupac *Rezultat testa*) i rang slaganja s teoretskom Pareto distribucijom (Gen. Pareto) u odnosu na sve distribucije (ukupno 61 – stupac: *Rang od 61.*)

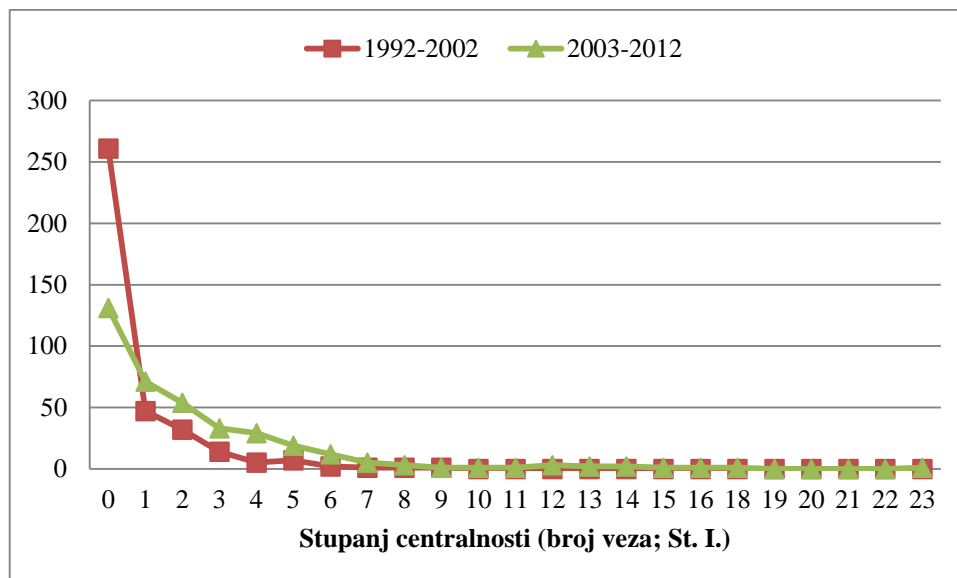
Prilog 13. Distribucije veza u mrežama za svako polje u t1 i t2 i deskriptivna statistika stupnja centralnosti u t1 i t2



Slika 11. Distribucije veza u mreži u t1 i t2 periodu za polje psihologije



Slika 12. Distribucije veza u mreži u t1 i t2 periodu za polje sociologije



Slika 13. Distribucije veza u mreži u t1 i t2 periodu za polje odgojnih znanosti

Tablica 8.
Deskriptivna statistika stupnja centralnosti u t1 i t2 za tri polja

Stupanj centralnosti (St. I)	Psihologija		Sociologija		Odgojne znanosti	
	1992-2002	2003-2012	1992-2002	2003-2012	1992-2002	2003-2012
<i>N</i>	218	218	170	170	371	371
<i>M</i>	1,62	2,72	0,79	1,21	0,66	2,19
<i>Mdn</i>	0	2	0	0	0	1
<i>SD</i>	2,767	2,6189	1,888	1,7815	1,337	3,0371
Varijanca	7,655	6,859	3,564	3,174	1,788	9,224
Skew.	2,133	0,99	2,894	2,096	2,82	2,79
Kurt.	4,481	0,555	8,243	5,861	9,594	10,945
Maksimum	14	12	10	11	9	23

Skew. – asimetričnost; Kurt. – spljoštenost; St.I. – broj veza u polju po znanstveniku

Prilog 14. Spearmanovi koeficijenti korelacije mrežnih varijabli s mjerama znanstvenog učinka za svako polje

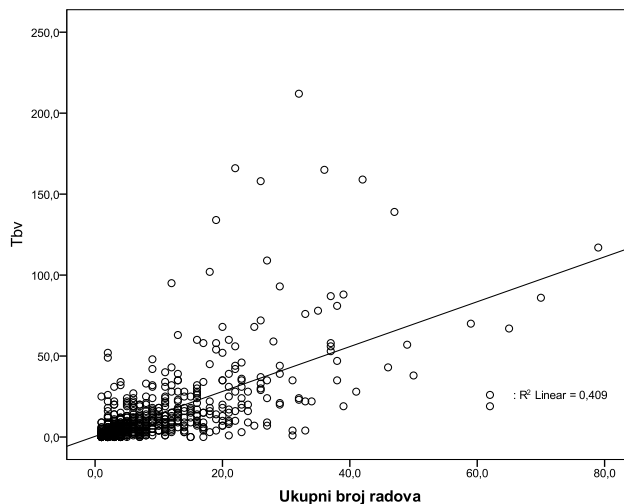
Tablica 9.

Povezanost mrežnih varijabli (r_s) s mjerama znanstvenog učinka: stopom produktivnosti i h -indeksom

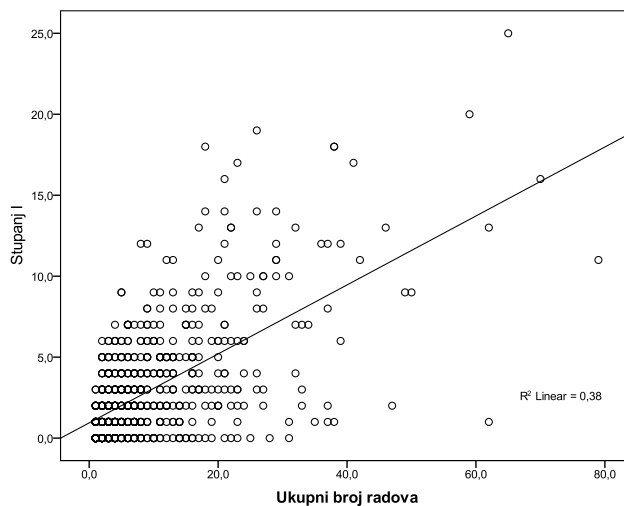
Polje	Psihologija		Sociologija		Odgojne znanosti	
	Stopa produktivnosti	H -indeks	Stopa produktivnosti	H -indeks	Stopa produktivnosti	H -indeks
Tbv	0,709**	0,744**	0,481**	0,601**	0,674**	0,467**
N	218	188	170	129	371	209
Bvv	0,618**	0,708**	0,385**	0,564**	0,599**	0,370**
N	218	188	170	129	371	209
S_I	0,556**	0,505**	0,459**	0,439**	0,530**	0,513**
N	218	188	170	129	371	209
Msv	0,843**	0,735**	0,626**	0,579**	0,771**	0,504**
N	218	188	170	129	371	209
Ev	0,729**	0,738**	0,591**	0,648**	0,711**	0,445**
N	212	187	142	113	328	195
Iuv	0,652**	0,637**	0,454**	0,587**	0,452**	0,804**
N	192	174	108	94	250	179
M_C	0,580**	0,516**	0,366**	0,399**	0,518**	0,346**
N	218	188	170	129	371	209
B_C	0,397**	0,378**	0,433**	0,416**	0,391**	0,558**
N	218	188	170	129	371	209

** $p < 0,01$; Kratice: Tbv – ukupni broj veza; Bvv – broj veza izvan polja; S_I – stupanj I, broj veza u polju; Msv – maksimalna snaga veze; Ev – efektivna veličina; Iuv – indeks utjecaja veza; M_C – međupovezanost; B_C – blizina

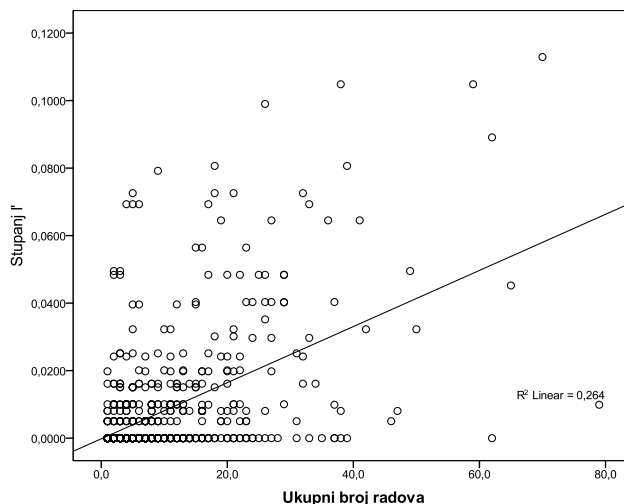
Prilog 15. Dijagrami rasipanja: mrežnih varijabli i ukupnog broja radova, efektivne veličine i broja vanjskih veza, te stope produktivnosti u t1 i t2



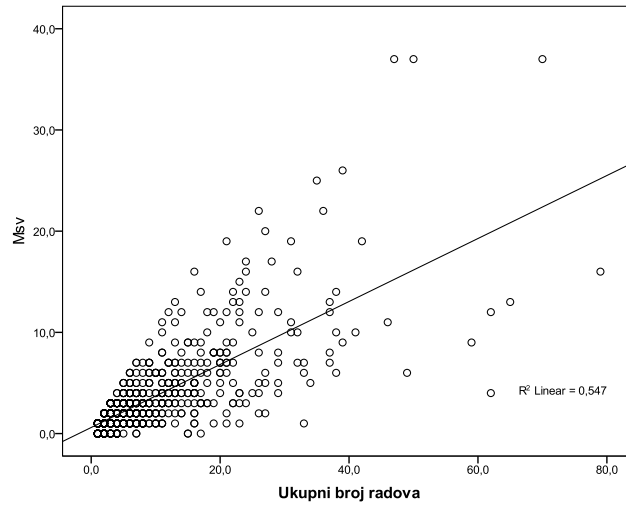
Slika 14. Dijagram rasipanja totalnog broja veza i ukupnog broja radova



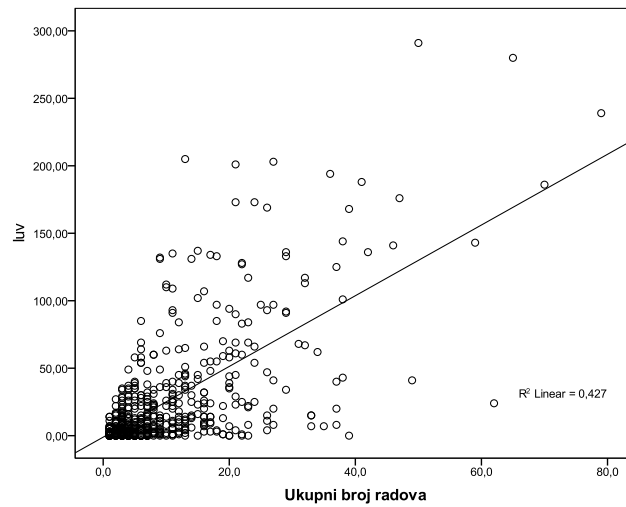
Slika 15. Dijagram rasipanja broja veza u polju i ukupnog broja radova



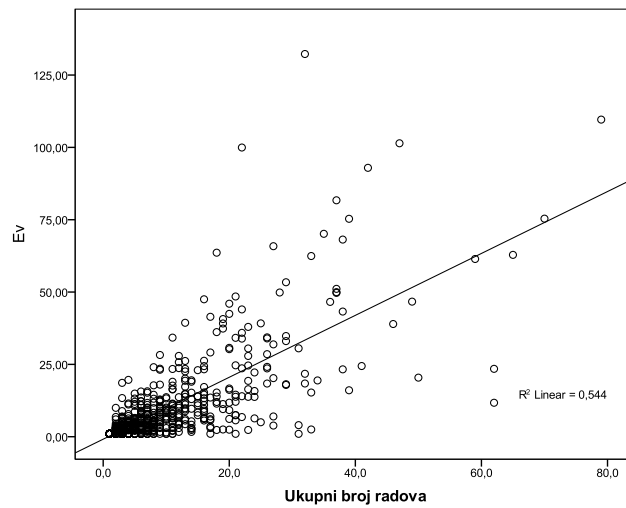
Slika 16. Dijagram rasipanja normaliziranog stupnja centralnosti u polju i ukupnog broja radova



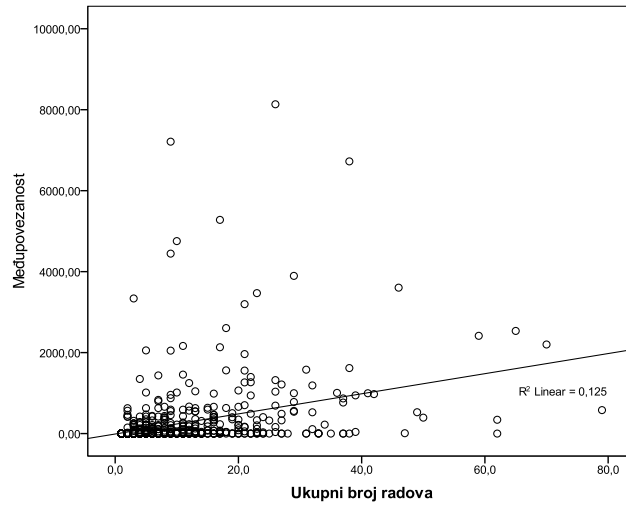
Slika 17. Dijagram rasipanja maksimalne snage veze i ukupnog broja radova



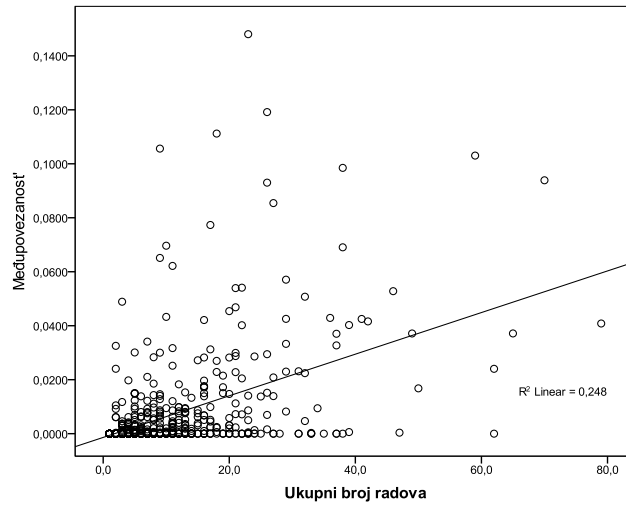
Slika 18. Dijagram rasipanja indeksa utjecaja veza i ukupnog broja radova



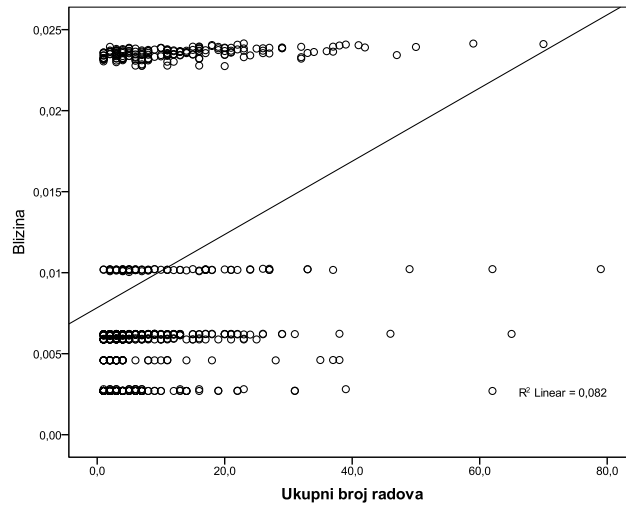
Slika 19. Dijagram rasipanja efektivne veličine i ukupnog broja radova



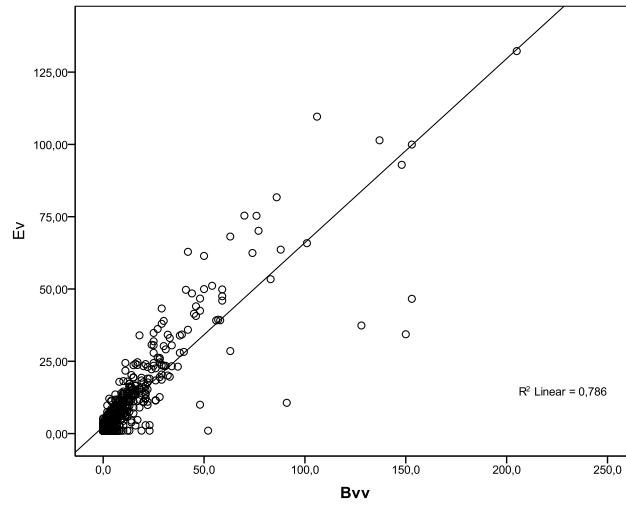
Slika 20. Dijagram rasipanja međupovezanosti i ukupnog broja radova



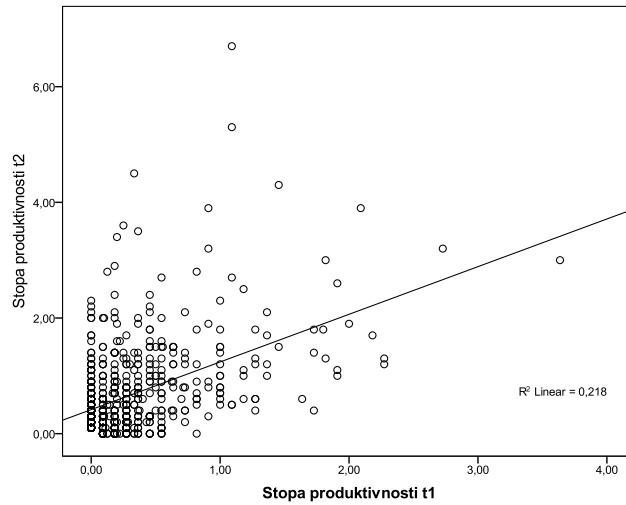
Slika 21. Dijagram rasipanja normalizirane međupovezanosti po polju i ukupnog broja radova



Slika 22. Dijagram rasipanja blizine i ukupnog broja radova



Slika 23. Dijagram rasipanja efektivne veličine i broja veza izvan polja



Slika 24. Dijagram rasipanja stope produktivnosti u prvom vremenskom periodu (t1) i stope produktivnosti u drugom vremenskom periodu (t2)

Prilog 16. Rezultati Kolmogorov-Smirnov testa za sve varijable i za logaritmirane verzije

Tablica 10.

Deskriptivna statistika i vrijednosti Kolmogorov-Smirnov testa za mrežne varijable i mjere učinka

	N	M	SD	Najekstremnije razlike			Kolmogorov-Smirnov test	
				Absolute	Positive	Negative	Z	P
Tbv	759	12,614	21,586	0,279	0,245	-0,279	7,7	0
Stupanj I	759	2,817	3,441	0,207	0,205	-0,207	5,689	0
Bvv	682	10,903	20,695	0,299	0,259	-0,299	7,812	0
Msv	759	3,341	4,192	0,247	0,247	-0,213	6,792	0
Ev	682	9,306	14,858	0,288	0,233	-0,288	7,523	0
Iuv	550	26,047	42,452	0,27	0,234	-0,27	6,326	0
Mc	759	207,866	698,929	0,383	0,328	-0,383	10,554	0
Bc	759	0,010	0,008	0,343	0,343	-0,185	9,44	0
SP	759	0,531	0,564	0,196	0,161	-0,196	5,392	0
Ukupni broj radova	759	8,806	9,966	0,217	0,204	-0,217	5,971	0
H-indeks	526	1,480	1,920	0,273	0,273	-0,221	6,262	0
Dob 2012.	917	50,571	14,179	0,088	0,088	-0,056	2,674	0

Kratice: Tbv – ukupni broj svih veza; stupanj I – broj veza u polju; Bvv – broj veza izvan polja; Msv – maksimalna snaga veze; Ev – efektivna veličina; Iuv – indeks utjecaja veza; Mc – međupovezanost; Bc – blizina; SP – stopa produktivnosti; dob 2012. – dob znanstvenika u 2012. godini

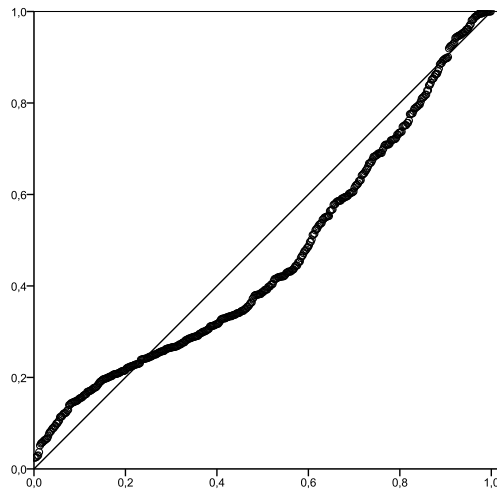
Tablica 11.

Deskriptivna statistika i vrijednosti Kolmogorov-Smirnov testa za transformirane vrijednosti (ln) mrežne varijable i mjere učinka

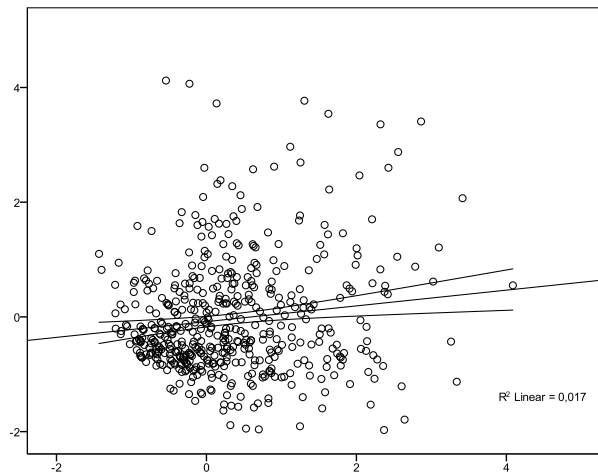
	N	M	SD	Najekstremnije razlike			Kolmogorov-Smirnov test	
				Absolute	Positive	Negative	Z	p
SP	759	0,376	0,296	0,133	0,13	-0,133	3,653	0
H-indeks	526	0,681	0,644	0,231	0,231	-0,145	5,301	0
Stupanj I	759	1,014	0,797	0,166	0,166	-0,102	4,571	0
Bvv	682	1,733	1,156	0,085	0,085	-0,067	2,229	0
Msv	759	1,186	0,710	0,154	0,154	-0,143	4,24	0
Ev	682	1,454	1,208	0,155	0,155	-0,115	4,055	0
Iuv	550	2,287	1,492	0,077	0,077	-0,063	1,814	0,003
Mc	759	1,889	2,688	0,375	0,375	-0,241	10,344	0
SP t2	759	0,436	0,353	0,13	0,13	-0,109	3,574	0
SP t1	627	0,295	0,432	0,248	0,221	-0,248	6,203	0
Iuv t1	239	2,095	1,289	0,077	0,077	-0,052	1,194	0,115
Stupanj I t1	759	0,395	0,649	0,407	0,407	-0,271	11,219	0
Bvv t1	338	1,322	1,056	0,13	0,13	-0,105	2,384	0
Msv t1	427	0,827	0,620	0,239	0,239	-0,206	4,937	0
Ev t1	33	1,308	0,776	0,274	0,274	-0,214	5,04	0
Mc t1	427	0,776	1,685	0,469	0,469	-0,323	9,692	0

Kratice: stupanj I – broj veza u polju; Bvv – broj veza izvan polja; Msv – maksimalna snaga veze; Ev – efektivna veličina; Iuv – indeks utjecaja veza; Mc – međupovezanost; SP t2 – stopa produktivnosti u drugom vremenskom periodu (2003-2012); SP t1 – stopa produktivnosti u prvom vremenskom periodu (1992- 2002); Iuv t1 – indeks utjecaja veza u prvom vremenskom periodu (1992- 2002); stupanj I t1 – broj veza u polju u prvom vremenskom periodu (1992- 2002); Bvv t1 – broj veza izvan polja u prvom vremenskom periodu (1992- 2002); Ev t1 – efektivna veličina u prvom vremenskom periodu (1992- 2002); Mc t1 – međupovezanost u prvom vremenskom periodu (1992- 2002).

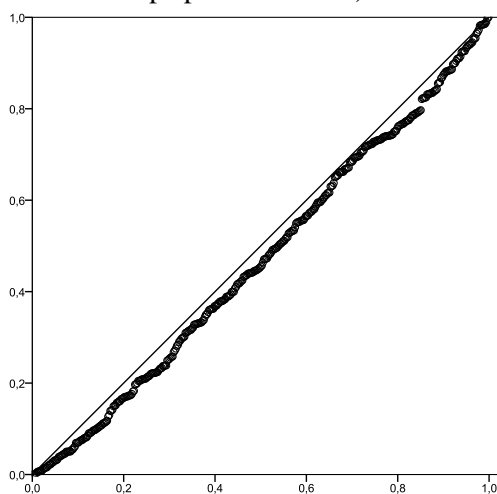
Prilog 17. Distribucije rezidualnih vrijednosti i dijagrami raspršenja rezidualnih vrijednosti s predviđenim rezultatom za dva skupa prediktora i dvije zavisne varijable



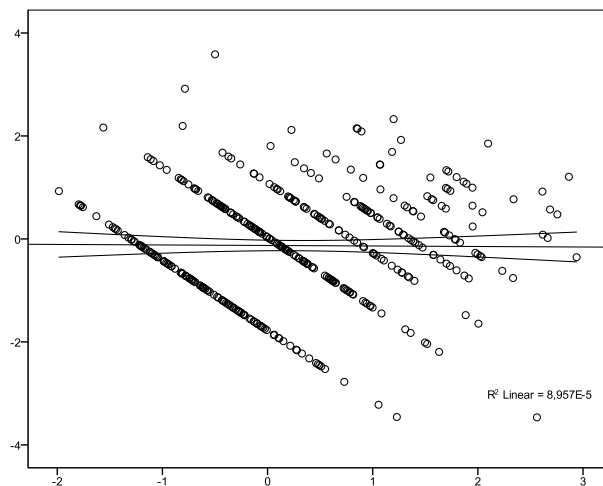
Slika 25. Opažene i očekivane kumulativne distribucije za regresijsku analizu stope produktivnosti



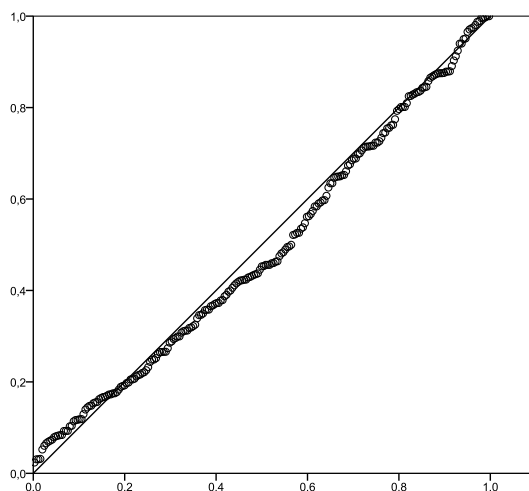
Slika 26. Dijagrami rasipanja standardiziranih predviđenih vrijednosti i rezidualnih vrijednosti (ZV: stopa produktivnosti)



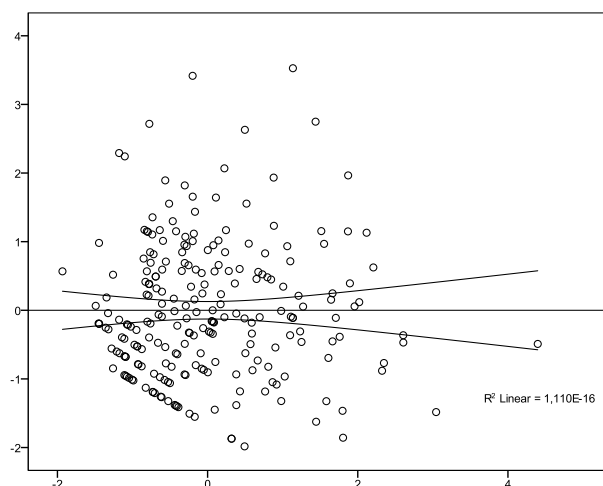
Slika 27. Opažene i očekivane kumulativne distribucije za regresijsku analizu *h*-indeksa



Slika 28. Dijagrami rasipanja standardiziranih predviđenih vrijednosti i rezidualnih vrijednosti (ZV: h -indeks)



Slika 29. Opažene i očekivane kumulativne distribucije za regresijsku analizu stope produktivnosti u t2



Slika 30. Dijagrami rasipanja standardiziranih predviđenih vrijednosti i rezidualnih vrijednosti (ZV: stopa produktivnosti u t2)

Prilog 18. Pearsonovi koeficijenti korelacije za transformirane vrijednosti mrežnih varijabli i zavisnih varijabli

Tablica 12.

Pearsonovi koeficijenti korelacije za transformirane vrijednosti mrežnih varijabli i zavisnih varijabli

	<i>SP</i>	<i>H</i>	<i>I.</i>	<i>2.</i>	<i>3.</i>	<i>4.</i>	<i>5.</i>	<i>6.</i>	<i>7.</i>	<i>8.</i>	<i>9.</i>	<i>10.</i>	<i>11.</i>	<i>12.</i>	<i>13.</i>
Stopa produktivnosti	759	526	759	682	759	682	550	759	759	759	759	759	759	662	759
<i>H</i> -indeks	,584**	526	526	495	526	495	447	526	526	526	526	526	526	495	526
1. <i>S</i> _I	,585**	,540**	759	682	759	682	550	759	759	759	759	759	759	662	759
2. <i>B</i> _v	,557**	,575**	,428**	682	682	682	550	682	682	682	682	682	682	606	682
3. <i>M</i> _{sv}	,751**	,658**	,544**	,551**	759	682	550	759	759	759	759	759	759	662	759
4. <i>E</i> _v	,684**	,656**	,609**	,848**	,644**	682	550	682	682	682	682	682	682	606	682
5. <i>I</i> _{uv}	,565**	,720**	,623**	,479**	,633**	,577**	550	550	550	550	550	550	550	503	550
6. <i>M</i> _C	,421**	,350**	,725**	,362**	,325**	,490**	,364**	759	759	759	759	759	759	662	759
7. <i>B</i> _C	,287**	,381**	,530**	,116**	,412**	,329**	,401**	,282**	759	759	759	759	759	662	759
8. Sociologija	0,028	-,172**	-0,001	-,087*	-,166**	-,134**	-,120**	-,074*	-,197**	917	917	917	917	773	917
9. Odgojne znanosti	-,280**	-,093*	-,271**	-,121**	-,153**	-,100**	-,250**	-,089*	-,080*	-,546**	917	917	917	773	917
10. Spol	-0,04	-,179**	-0,019	-0,062	0,034	-0,07	-,121**	-0,022	0,059	-,119**	-0,013	917	917	773	917
11. Dob	-,153**	,103*	0,007	,127**	-,088*	,082*	-0,013	0,043	-,177**	-0,012	,134**	-,260**	917	773	917
12. Mjesto	,112**	-0,012	0,073	,086*	0,038	0,068	-0,003	0,058	0,072	,173**	-,141**	-0,05	0,019	773	773
13. Vrsta institucije	,274**	,093*	,283**	0,008	,220**	,149**	,177**	,165**	,222**	,120**	-,135**	0,025	-,390**	0,03	917

* $p < ,05$; ** $p < ,01$

Kratice: *S*_I – stupanj I, broj veza u polju; *B*_v – broj veza izvan polja; *M*_{sv} – maksimalna snaga veze; *E*_v – efektivna veličina; *I*_{uv} – indeks utjecaja veza; *M*_C – međupovezanost; *B*_C – blizina Vrijednosti iznad dijagonale - *N*

Tablica 13.

Pearsonovi koeficijenti korelacije za transformirane vrijednosti mrežnih varijabli i zavisnih varijabli za zavisnu varijablu i prediktore ($N=233$)

Zavisna varijabla i prediktori	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.
1.Stopa produktivnosti (t2)							
2.Stopa produktivnosti (t1)	,510**						
3.Indeks utjecaja veza (t1)	,406**	,524**					
4.Stupanj I (t1)	,276**	,475**	,588**				
5.Broj vanjskih veza (t1)	,250**	,539**	,451**	,341**			
6.Maksimalna snaga veze (t1)	,403**	,737**	,598**	,389**	,499**		
7.Efektivna veličina mreže (t1)	,395**	,704**	,552**	,495**	,782**	,644**	
8.Međupovezanost (t1)	,300**	,445**	,426**	,637**	,289**	,363**	,455**

** $p < ,01$; Kratice: t1 – u vremenskom periodu 1992-2002; t2 – u vremenskom periodu 2003- 2012

Prilog 19. Rezultati hijerarhijske regresijske analize stope produktivnosti u t2 sa obrnutim slijedom koraka

Tablica 14.
Regresijska analiza za stopu produktivnosti u t2

Blokovi prediktora	Zavisna varijabla: Stopa produktivnosti t2 (2003-2012)					
<i>1. korak: Mrežne varijable u t1 (1992-2002)</i>						
	<i>R</i>	<i>R² (Korigirani R²)</i>	<i>Δ R²</i>	<i>B</i>	<i>SE</i>	<i>β</i>
	0,426	0,218 (0,201)	0,218			
Indeks utjecaja veza (t1)				0,07	0,03	0,232**
Stupanj I (t1)				-0,78	1,60	-0,041
Broj vanjskih veza (t1)				0,00	0,03	0,005
Maksimalna snaga veze (t1)				0,17	0,06	0,226
Međupovezanost (t1)				3,46	1,86	0,144
<i>2. korak: Prijašnja produktivnost</i>						
	<i>R</i>	<i>R² (Korigirani R²)</i>	<i>Δ R²</i>	<i>B</i>	<i>SE</i>	<i>β</i>
	0,546	0,298 (0,280)	0,081			
Indeks utjecaja veza (t1)				0,08	0,03	0,244**
Stupanj I (t1)				-1,94	1,54	-0,103
Broj vanjskih veza (t1)				-0,03	0,02	-0,083
Maksimalna snaga veze (t1)				-0,03	0,07	-0,034
Međupovezanost (t1)				2,25	1,77	0,093
Stopa produktivnosti (t1)				0,65	1,28	0,459***
ANOVA $F(6/226)=16,024$; , $p<,001$						

*** $p<,001$; ** $p<,01$; * $p<,05$; Kratice: t1 – u vremenskom periodu 1992-2002; t2 – u vremenskom periodu 2003-2012

Prilog 20. Primjeri nekih ego mreža

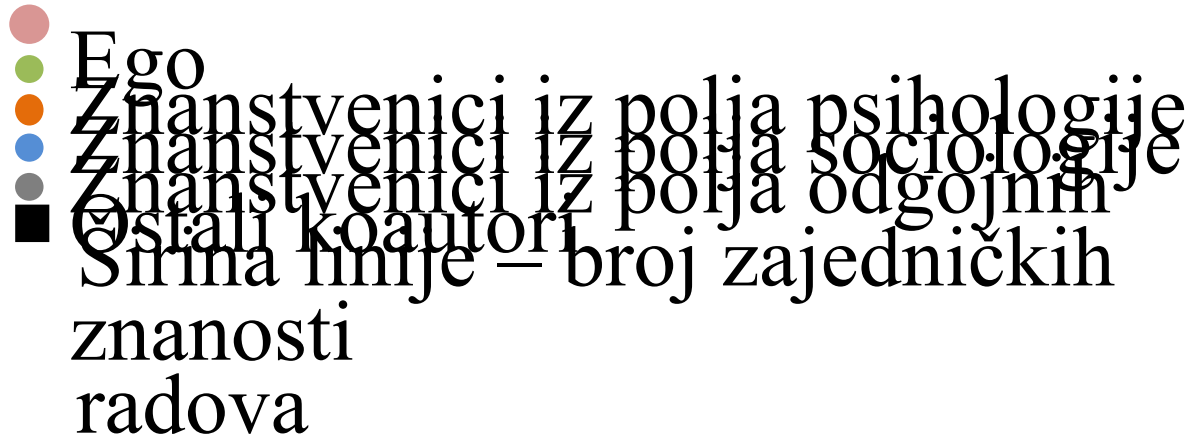
Natpisi ispod slika:

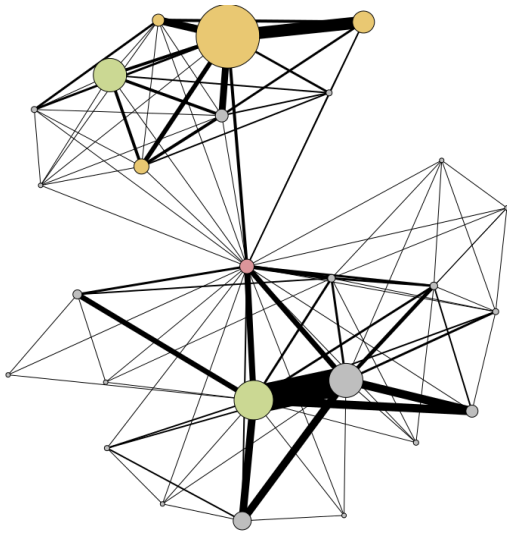
redni broj prikazane ego mreže;

polje ega (znanstvenika): psi. – psihologija; soc. – sociologija; odg. – odgojne znanosti;

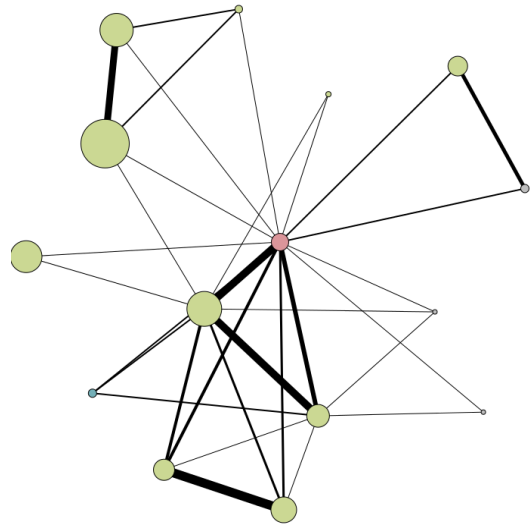
ukupni broj radova znanstvenika.

Legenda:

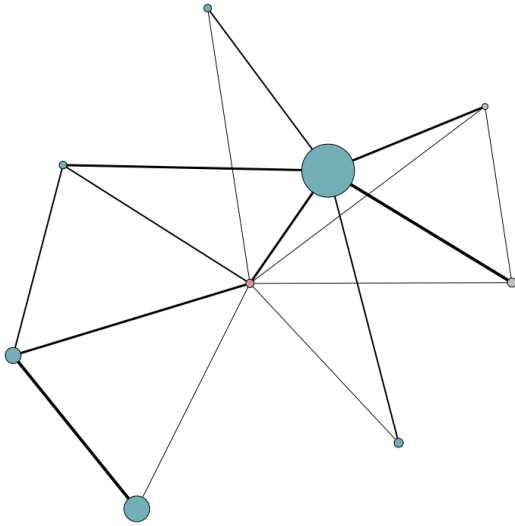




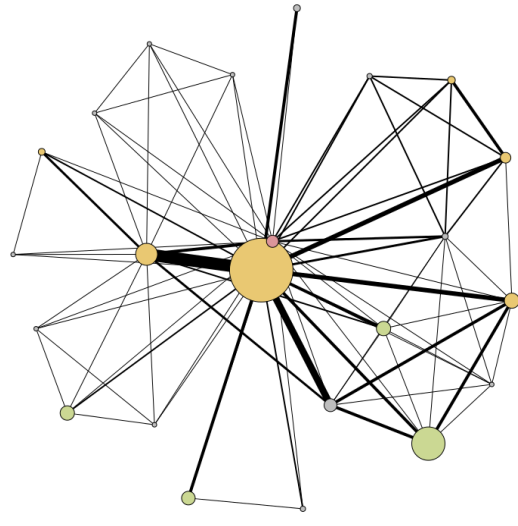
1. psi; 9



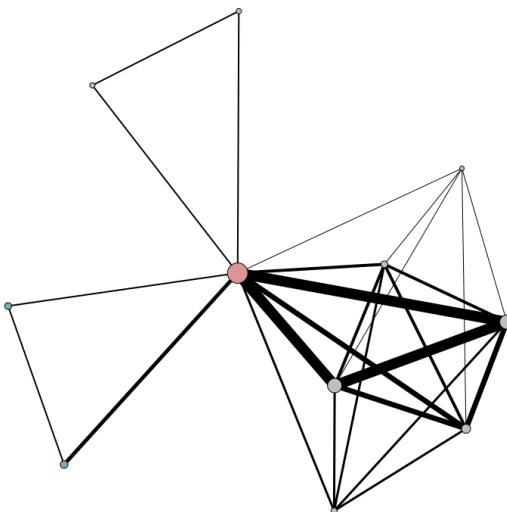
2. psi; 18



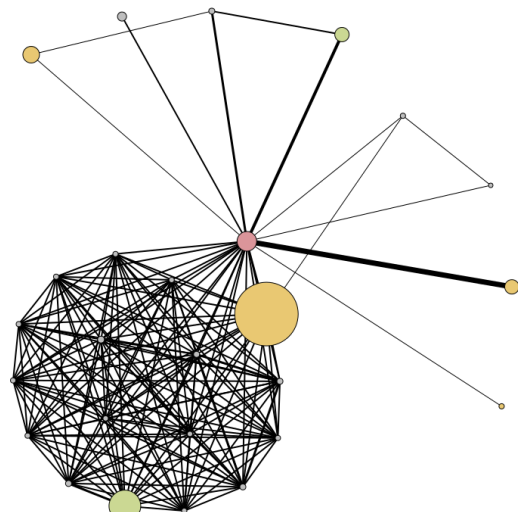
3. odg; 6



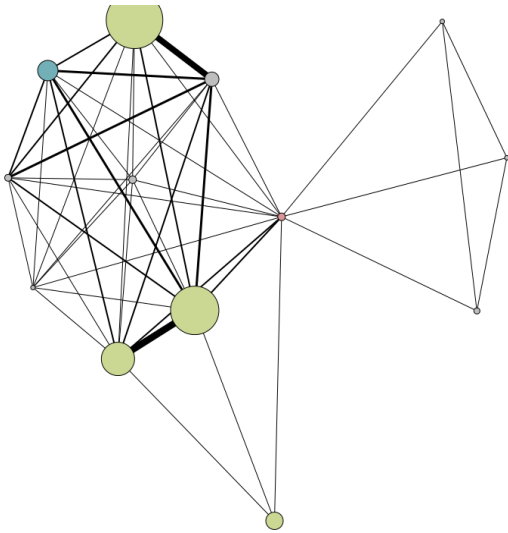
4. soc; 11



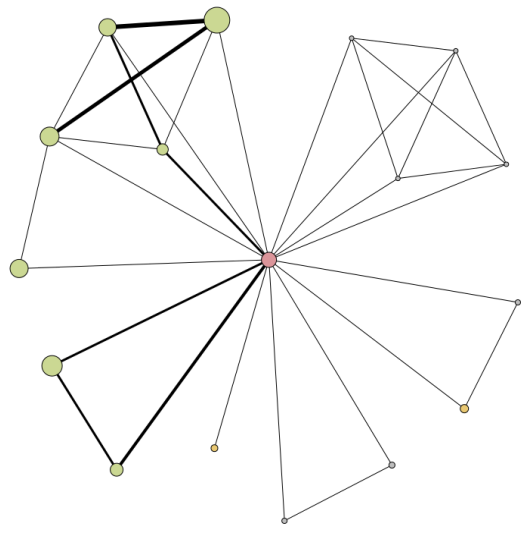
5. odg; 22



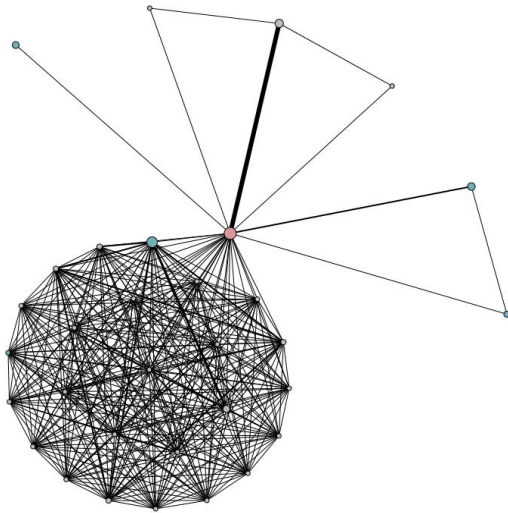
6. soc; 21



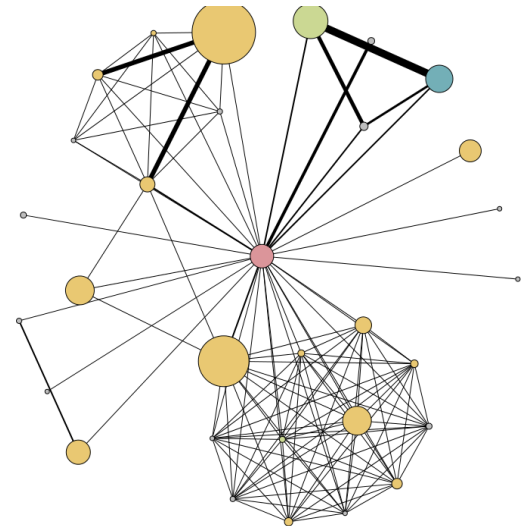
7. psi; 5



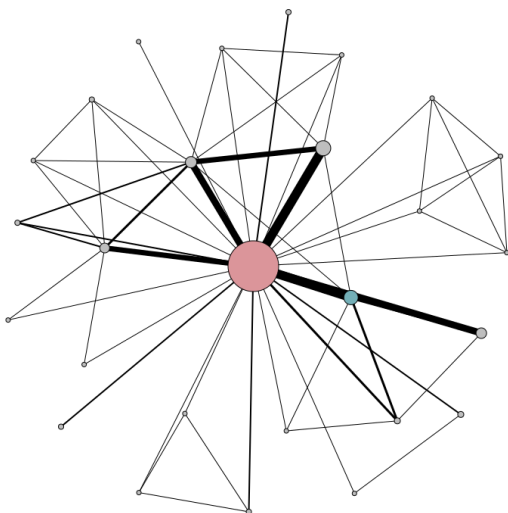
8. psi; 15



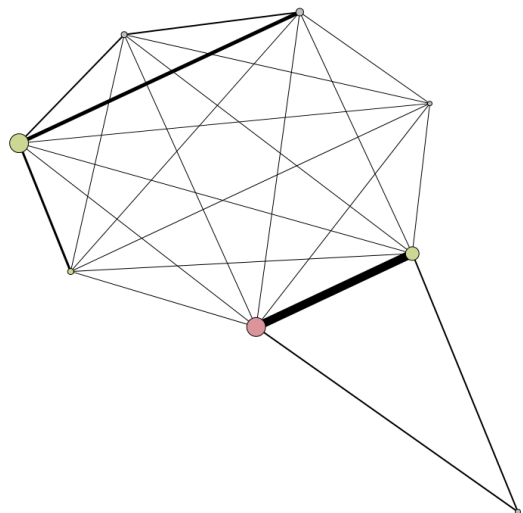
9. odg; 11



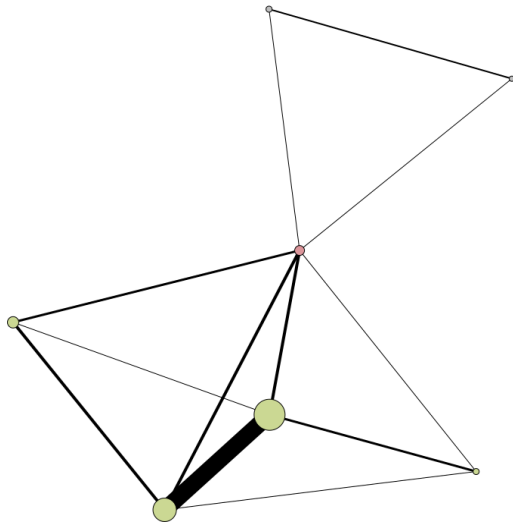
10. soc; 26



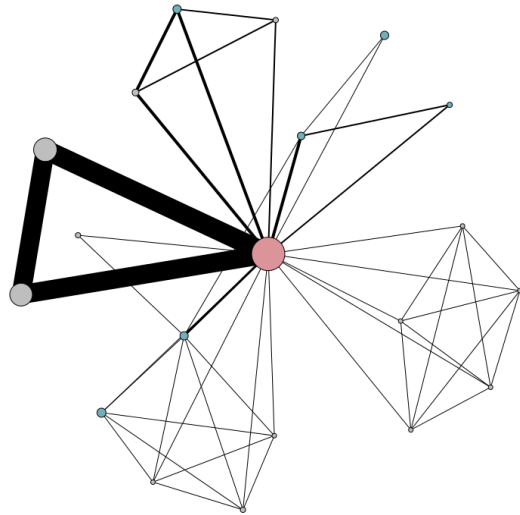
11. odg; 62



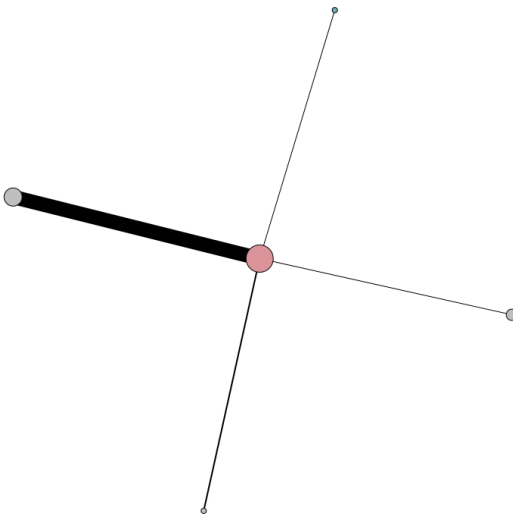
12. psi; 20



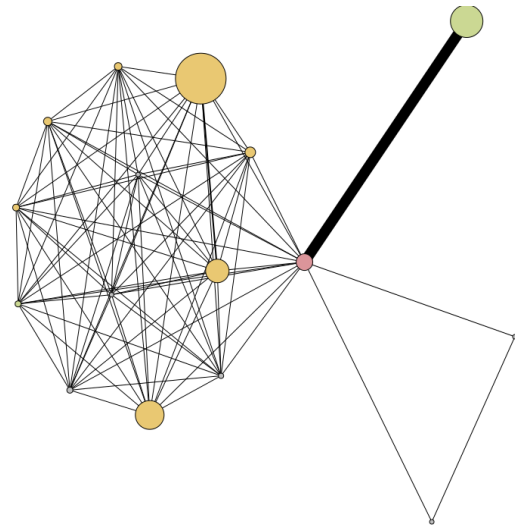
13. psi; 8



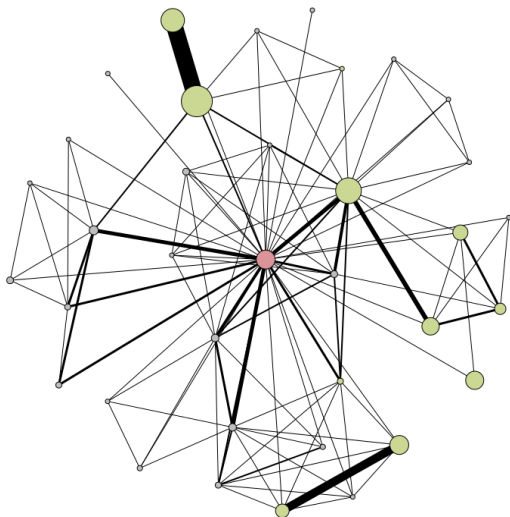
14. odg; 39



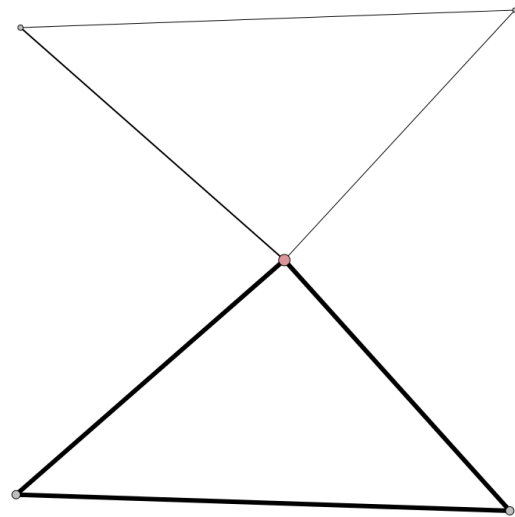
15. odg; 3



16. soc; 17



17. psi; 20



18. odg; 10

Prilog 21. Deskriptivna statistika mrežnih varijabli po poljima i rezultati testiranja statističke značajnosti razlika među poljima

Tablica 15.

Deskriptivna statistika mrežnih varijabli po poljima i rezultati testiranja statističke značajnosti razlika među poljima

		Tbv	Bvv	Stupanj I	Msv	Ev	Iuv	Medupovezanost	Blizina	
Polje	Psihologija	<i>M (SD)</i>	22,13 (33,666)	17,39 (31,627)	3,87 (3,9)	5,32 (5,881)	14,81 (20,954)	39,52 (48,778)	0,009 (0,019)	0,02 (0,007)
		<i>Mdn</i>	9	5	3	3,5	6,367	22	0,000	0,023
		Spljoštenost	9,683	11,175	2,455	11,045	7,877	5,244	16,613	0,845
		Asimetričnost	2,926	3,158	1,538	2,859	2,589	2,172	3,594	-1,682
		<i>N</i>	218	218	218	218	212	192	218	218
	Sociologija	<i>M (SD)</i>	7,7 (12,495)	5,28 (10,497)	1,87 (2,626)	2,28 (2,62)	6,37 (11,717)	16,3 (33,503)	0,003 (0,011)	0,01 (0,002)
		<i>Mdn</i>	4	2	1	1	2,689	6	0	0,006
		Spljoštenost	36,287	39,158	4,891	10,003	44,538	23,118	37,6	-1,953
		Asimetričnost	4,974	5,350	2,063	2,706	5,799	4,429	5,683	0,264
		<i>N</i>	170	170	170	170	142	108	170	170
	Odgojne znanosti	<i>M (SD)</i>	9,27 (11,956)	6,26 (9,545)	2,63 (3,33)	2,66 (3,049)	7,02 (9,413)	19,91 (38,039)	0,004 (0,013)	0,01 (0,002)
		<i>Mdn</i>	6	3	2	2	3,667	4	0	0,006
		Spljoštenost	7,474	7,362	10,068	14,179	11,463	12,833	34,493	-1,919
		Asimetričnost	2,502	2,556	2,660	3,128	2,995	3,215	5,47	-0,301
		<i>N</i>	371	371	371	371	328	250	371	371
Kruskal Wallis test	$\chi^2(df=2)$	51,601	34,779	44,768	73,29	32,038	75,357	35,269	64, 846	
	<i>p</i>	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	
Mann-Whitney test	P – O	<i>Z</i>	-6,574	-5,338	-6,419	-7,404	-4,53	-7,985	-4,318	$f_o=179$
		<i>p</i>	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	$f_t=133,8$
	P - S	<i>Z</i>	-6,574	-5,338	-6,419	-7,391	-5,06	-6,617	-5,482	$f_o=74$
		<i>p</i>	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	$f_t=104,4$
	O – S	<i>Z</i>	-2,248	-1,305	-3,393	-1,872	-1,875	-0,666	-2,6	$f_o=213$
		<i>p</i>	0,025	0,192	0,001(0,27)	0,061	0,061	0,506	0,009	$f_t=227,8$

Kratice: P-O: razlika između polja psihologije i odgojnih znanosti; P-S: razlika između polja psihologije i sociologije; S-O: razlika između polja sociologije i odgojnih znanosti

Napomena 1: U zadnja tri retka zadnjeg stupca (desno) su opažene (o) i očekivane (t) frekvencije dihotomiziranih vrijednosti blizine po poljima: prvo za polje psihologije, u retku ispod za polje sociologije, u trećem retku za odgojne znanosti.

Napomena 2: U zadnjem redu stupca Stupanj I u zagradama je *p* vrijednost razlika za normalizirane vrijednosti stupnja centralnosti po poljima, *p* vrijednosti za ostale testove su identične kao za nenormalizirane vrijednosti

ŽIVOTOPIS

Srebrenka Letina je rođena 10. ožujka 1980. godine u Zadru, gdje je završila opću gimnaziju 1998. godine. Naredne godine upisala je studij psihologije na Odsjeku za psihologiju Filozofskog fakulteta Sveučilišta u Zagrebu, na kojem je diplomirala 2007. godine s temom iz bihevioralne genetike. Nakratko je radila u agenciji za istraživanje tržišta kao asistent istraživač, a od 2008. godine do 2011. radi kao znanstveni novak u Nacionalnoj i Sveučilišnoj Knjižnici na projektu „Izrada modela vrednovanja znanstvenog rada u RH za sva znanstvena područja“. Od 2011 do danas radi u okviru istog projekta na Institutu za društvena istraživanja u Zagrebu. Do sada je u koautorstvu objavila jednu knjigu i tri znanstvena rada. Sudjelovala je na 15 znanstvenih i stručnih skupova.

POPIS RADOVA

Znanstveni radovi

1. Jermen, Nataša; Letina, Srebrenka; Jokić, Maja.
Croatian scientific productivity and visibility in the field of biology measured by journals indexed in WoS 1991–2005. *Periodicum biologorum*. 115 (2013) , 1; 37-47.
2. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir; Jokić, Maja.
Produktivnost hrvatskih psihologa: Scientometrijska analiza mreže suradnji na radovima indeksiranim u bazi WoS 1991-2010. *Suvremena Psihologija*. 15 (2012) , 1; 97-117.
3. Jokić, Maja; Zauder, Krešimir; Letina, Srebrenka.
Croatian scholarly productivity 1991–2005 measured by journals indexed in Web of Science. *Scientometrics*. 83 (2010) , 2; 375-395.

Sudjelovanje na konferencijama/ sažeci u zbornicima skupova

1. Marušić, Iris; Jugović, Ivana; Letina, Srebrenka.
Motivations, Approaches to Teaching and Teacher Efficacy of Different Types of Preservice Teachers. 15th Biennial Conference of the European Association for Research in Learning and Instruction (EARLI). München, Njemačka, 27.-31.08.2013.
2. Kristofić-Ambroš, Barbara; Letina, Srebrenka; Krapić, Nada.
Poveznice Belbinovog upitnika timskih uloga s petfaktorskim modelom ličnosti . 21. Dani Ramira i Zorana Bujasa, Sažeci priopćenja, Kuterovac Jagodić, Gordana i dr. (ur.). Zagreb, Hrvatska, 2013. 157-157.
3. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir.
Postoje li stereotipi o znanstvenicima - validacija skale "slike" o znanstvenicima. 21. Dani Ramira i Zorana Bujasa, Sažeci priopćenja, Kuterovac Jagodić, Gordana i dr. (ur.). Zagreb, Hrvatska, 2013. 162-162.
4. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir; Petrović, Nikola; Jokić, Maja.
Mrežna perspektiva produktivnosti znanstvenika u polju psihologije. *Savremeni trendovi u psihologiji* 3, Novi Sad, 2013. 73-74.
5. Mustapić, Maja; Šimić, Ivana; Letina, Srebrenka.
Analiza odnosa pozadinskih čimbenika (background factors) na mjeru jezičnoga učenja kod djece predškolske dobi s umjetnom pužnicom . Treći kongres psihologa Bosne i Hercegovine, zbornik radova. Mostar, 2013.
6. Kristofić-Ambroš, Barbara; Letina, Srebrenka.
Povezanost emocionalne inteligencije kao osobine ličnosti i njenih faceta sa školskim uspjehom srednjoškolaca. XVIII. Dani psihologije u Zadru, Penezić, Z. i dr. (ur.). Zadar, Hrvatska, 2012. 103-103.
7. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir; Jokić, Maja.
Odjek radova hrvatskih psihologa u međunarodnim citatnim bazama Web of Science, Scopus i PsycInfo (1991 - 2010). XVIII. Dani psihologije u Zadru, Penezić, Z. i dr. (ur.). Zadar, 2012. 107-107.

8. Letina, Srebrenka; Kristofić-Ambruš, Barbara.
Opći faktor ličnosti i inteligencija kao prediktori Predigerovih i Hoganovih dimenzija interesa. *Suvremeni trendovi u psihologiji*, Novi Sad, 14-16.10.2011. Knjiga rezimea, Kovič, V. (ur.). Novi Sad, 2011. 230-231.
9. Letina, Srebrenka; Kristofić, Barbara; Krapić, Nada.
Konstruktna validacija skale sržnih vjerovanja o sebi. 20. dani Ramira i Zorana Bujasa. *Knjiga sažetaka*, Čorkalo Biruški, D. ; Vukasović, T. (ur.). Zagreb, 2011. 126-126.
10. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir; Jokić, Maja.
Međusobna suradnja hrvatskih psihologa na radovima indeksiranim u međunarodnoj bazi Web of Science u periodu od 1991. do 2010. 19. godišnja konferencija hrvatskih psihologa: Vrijeme sličnosti i razlika - izazov psihologiji i psiholozima, Vladimir Kolesarić (ur.). *Osiijek: Naklada Slap*, 2011. 48-48.
11. Zauder, Krešimir; Letina, Srebrenka; Jokić, Maja.
Bibliometrijska analiza produktivnosti znanstvenika u području psihologije u Republici Hrvatskoj. *Suvremeni trendovi u psihologiji*, Novi Sad, 14-16.10.2011. Knjiga rezimea, Vanja Ković (ur.). Novi Sad, 2011. 338-339.
12. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir; Jokić, Maja.
Karakteristike naučnih radova iz psihologije dostupnih u citatnoj bazi Scopus u vremenskom periodu od 1996. do 2007 za tri zemlje: Estonija, Slovenija i Hrvatska. *Savremeni trendovi u psihologiji: Knjiga rezimea*, Novi Sad, 2009. 136-137.
13. Jermen, Nataša; Letina, Srebrenka.
Znanstvena aktivnost u polju biologije u Hrvatskoj od 1991. do 2005. *Zbornik sažetaka Hrvatski biološki kongres s međunarodnim sudjelovanjem*, Jelaska, Sven; Klobučar, Goran I. V. ; Šerić Jelaska, Lucija ; Leljak Levanić, Dunja ; Lukša, Žaklin (ur.). Zagreb : Hrvatsko biološko društvo 1885, 2012. 166-166.
14. Letina, Srebrenka; Zauder, Krešimir.
Kakva su svojstva mjera znanstvenog učinka: stope produktivnosti i h-indeksa? 20. Naučni skup Empirijska istraživanja u psihologiji 28-30 ožujka, 2014, Beograd.
15. Letina, Srebrenka.
Mrežni pristup u analizi koautorstava u društvenim znanostima. 19. Dani psihologije u Zadru, 29-31 svibnja, 2014.

Autorske knjige

1. Jokić, Maja; Zauder, Krešimir; Letina, Srebrenka.
Karakteristike hrvatske nacionalne i međunarodne znanstvene produkcije u društveno-humanističkim znanostima i umjetničkom području za razdoblje 1991-2005. Zagreb: Institut za društvena istraživanja u Zagrebu, 2012 (monografija).