

UNIVERZITET U BEOGRADU
Master studije pri Univerzitetu u Beogradu

Studijski program:
Računarstvo u društvenim naukama

Master rad
**Primena analize društvenih mreža za proučavanje političke
komunikacije na Tviteru: Primer predsedničkih i parlamentarnih
izbora u Srbiji 2022.**

Mentor:
Prof. dr Jelena Jovanović

Student:
Nevena Bogićević 90/2019

Beograd, septembar 2022. godine

UNIVERZITET U BEOGRADU

Master studije pri Univerzitetu u Beogradu

Studijski program:

RAČUNARSTVO U DRUŠTVENIM NAUKAMA

Master rad

Primena analize društvenih mreža za proučavanje političke komunikacije na Tviteru: Primer predsedničkih i parlamentarnih izbora u Srbiji 2022.

Komisija:

Prof. dr Jelena Jovanović, mentor

Prof. dr Ana Aleksić Mirić

Prof. dr Veljko Jeremić

Datum odbrane: _____

Ocena: _____

Radna biografija:

Nevena Bogićević, diplomirani agroekonomista, rođena 09.07.1991. godine u Beogradu. Diplomirala je na Poljoprivrednom fakultetu, Univerziteta u Beogradu na smeru agroekonomija. Master studije Računarstvo u društvenim naukama, pri Univerzitetu u Beogradu, upisala je 2019. godine. Obavila je pripravnički staž u kompaniji Telekom Srbija a.d. Beograd gde je danas zaposlena na poziciji Stručnog saradnika za planiranje i analizu prodaje.

Sadržaj

1. Uvod.....	3
1.1 Definisane predmeta istraživanja.....	3
1.2 Ciljevi rada i osnovne hipoteze.....	5
2. Pregled relevantnih oblasti.....	6
2.1 Predsjednički i parlamentarni izbori u Srbiji 2022.....	6
2.2 Društvene mreže kao novi mediji političkih kampanja.....	8
2.3 Osnovni koncepti analize društvenih mreža.....	10
3. Metodologija rada.....	15
3.1 Prikupljanje podataka	15
3.2 Modelovanje mreže i SNA analiza.....	16
4. Rezultati istraživanja.....	18
4.1 Eksploratorna analiza mreža.....	18
4.2 Klasične metrike.....	23
4.3 Centralnost aktera i centralizacija u mrežama.....	31
4.4. Međuzavisnost pokazatelja i kompozitni pokazatelj centralnosti.....	33
4.5. Homofilija i klaster analiza.....	38
5. Diskusija rezultata.....	45
6. Zaključak.....	49
Literatura.....	51
Dodaci.....	57

1. UVOD

U ovom delu rada opisani su predmet i ciljevi istraživanja master rada " Primena analize društvenih mreža za proučavanje političke komunikacije na Tviteru: Primer predsedničkih i parlamentarnih izbora u Srbiji 2022". Shodno tome, definisane su hipoteze koje će se istraživanjem potvrditi ili oboriti. Pored toga rad sadrži i pregled relevantnih oblasti i opis metodologije koja će biti korišćena.

1.1 Definisanje predmeta istraživanja

U prošlosti, medijske platforme poput novina, radija i televizije bile su jedini raspoloživi mediji za emitovanje političkih reklama, promociju političkih stranaka u svrhu javnog predstavljanja učesnika u izborima i njihovih izbornih programa. Poslednjih godina korišćenje virtuelnih medija postalo je sve češće. Iako je Tviter mnogo manje popularan u javnosti od Facebook-a, bitan je za političku komunikaciju (Hong et al., 2019; Popa et al., 2020).

Još od Obamine kampanje 2008. godine, kada je efikasnost Tvitera kao medija u političkom kontekstu ustanovljena, pa nadalje, Tviter je dobijao sve veću aktuelnost u političkim kampanjama. Koriste ga građani, aktivisti, drugi mediji, političari, političke partije i političke institucije, glumci i poznate ličnosti. Ima značajnu primenu i ulogu u političkim kampanjama, debatama i građanskom aktivizmu (Parmelee & Bichard, 2012; Lefky, Brewer & Habegger, 2015; Grover, Kar & Janssen, 2018; Jackson, Bailey & Welles, 2020).

U Srbiji, Tviter nema značajan broj korisnika, ali s obzirom na medijsku cenzuru koja je zastupljena, o čemu svedoče izveštaji IREX¹ (IREX & USAID, 2021) i Reportera bez granica (Reporters Without Borders, 2021), slobodu govora koju društvene mreže poput Tvitera pružaju u ovakvoj situaciji predstavljaju dobru platformu za širenje informacija i izražavanje slobodnog mišljenja i stavova.

¹ IREX je međunarodna neprofitna organizacija koja obezbeđuje koordinaciju i inovativne programe za poboljšanje kvaliteta obrazovanja i jačanje nezavisnih medija i podstiče pluralistički razvoj civilnog društva.

Da uticaj društvenih mreža na glasače i u Srbiji, nije zanemarljiv, govore rezultati predsedničkih izbora 2017. godine, kada se na trećem mestu sa 10 posto osvojenih glasova, našao do tada anonimni kandidat Luka Maksimović poznatiji kao Ljubiša Preletačević Beli (RIK, 2017) čija se kampanja vodila isključivo na društvenim mrežama. I 2016. godine na republičkim parlamentarnim izborima, pokret Dosta je bilo ostvario je dobar uspeh, takođe zahvaljujući društvenim mrežama (RIK, 2016). Danas, nakon šest godina, društvene mreže su daleko razvijenije nego što su tada bile.

Predmet istraživanja ovog rada je analiza aktivnosti političkih partija na Tviter-u za vreme trajanja kampanje za parlamentarne i predsedničke izbore u Srbiji 2022.godine, kao i poređenje dobijenih rezultata sa rezultatima istraživanja rađenih za vreme prethodnih parlamentarnih i predsedničkih izbora održanih 2016. i 2020. godine, autora Marka Galjaka i Ratka Nikolića (Galjak,2017; Nikolić,2020). S obzirom da je u pitanju komparativna studija, neophodno je da rezultati budu kompatibilni i uporedivi, što znači da je potrebno podatke prikupiti na isti način i primenjivati istu metodologiju analize dobijenih podataka koja je korišćena u prethodna dva navedena istraživanja.

Oba istraživanja zasnovana su na kvantitativnoj analizi osnovnih metrika popularnosti Tviter naloga i primeni metoda analize društvenih mreža (*Social Network Analysis – SNA*). Kvantitativna analiza popularnosti podrazumeva broj pratilaca korisnika, broj tvitova koje je korisnik tvitovao, broj retvitova i sl. Primenom analize društvenih mreža (SNA) mogu se razumeti složene mrežne strukture koje su političari i politički angazovani korisnici Tvitera formirali direktnim i indirektnim interakcijama. Ove mrežne strukture se mogu izdvojiti, analizirati i vizualizovati primenom SNA metoda i tehnika, a rezultat je uvid u strukturu, oblike grupisanja i ključne pozicije u ovim mrežama (detaljnije u odeljku 2. Pregled referentnih oblasti - Osnovni koncepti analize društvenih mreža).

Sadašnja studija se bavi sledećim pitanjima: ko su bili ključni akteri u okviru mreža formiranih od strane kako vlasti, tako i opozicije, kako se komunikacija odvijala u okviru ovih mreža i da li je dolazilo do komunikacije sa predstavnicima različitih političkih grupacija. Na kraju dobijeni rezultati biće upoređeni sa rezultatima prethodne dve onlajn političke kampanje vođene tokom 2016. i 2020. godine.

1.2 Ciljevi rada i osnovne hipoteze

Glavni ciljevi master rada su:

- Socio-politikološki, se odnosi na analizu karakteristika komunikacije na Tviteru političkih stranaka i njihovih istaknutih aktera, sa fokusom na karakteristike društvenih mreža koje su formirane tom komunikacijom, u predizbornom periodu od 01.03 - 03.04.2022.
- Metodološki cilj se odnosi na proveru mogućnosti replikacije metodologije u analizi društvenih mreža koju su u svojim radovima primenili Galjak i Nikolić (Galjak,2017; Nikolić 2020).

Polazne hipoteze prethodnih istraživanja biće polazna tačka i u ovoj studiji koja će ispitati da li su ove hipoteze ostale validne ili je došlo do promena u interakcijama među strankama na Tviteru u odnosu na kampanje za izbore 2016 i 2020. godine. Hipoteze su sledeće:

- 1) Pojedini akteri, političke partije i koalicije su značajno uticajni od ostalih u analiziranim mrežama.
- 2) Kompozitni pokazatelj mera centralnosti, zasnovan na P2 odstojanju (Ivanović,1974; Pena,1977), pokazaće se kao adekvatan indikator sveukupne centralnosti aktera mreže.
- 3) Homofilija kao sklonost aktera da komuniciraju prevashodno u okviru grupe kojoj pripadaju je neravnomerno zastupljena među analiziranim grupama.
- 4) Kohezija unutar grupe merena brojem zatvorenih trijada u analiziranoj društvenoj mreži je neravnomerno zastupljena među različitim grupama.
- 5) Grupe identifikovane klaster analizom u analiziranoj društvenoj mreži preklapa se pre svega sa stranačkom pripadnošću naloga.

2 Pregled relevantnih oblasti

U ovom odeljku se razmatra aktuelna politička situacija u Srbiji, korišćenje društvenih mreža u svrhu političkog marketinga kao i osnovni koncepti analize društvenih mreža i niz postojećih metoda koje se primenjuju u okviru SNA, a koje su relevantne za istraživanje koje će biti realizovano u okviru ovog rada.

2.1 Predsednički i parlamentarni izbori u Srbiji 2022.

Prethodni parlamentarni i lokalni izbori održani 2020. godine u Republici Srbiji bili su bojkotovani od strane većeg dela opozicije, a kao glavni razlozi za takvu odluku bili su loši izborni uslovi u kojima građani nisu imali mogućnost da budu informisani i da glasaju slobodno i bez pritiska. Na ovim izborima Srpska napredna stranka (SNS) je uspeła da osvoji apsolutnu većinu poslaničkih mandata. Prema godišnjem izveštaju IREX-a iz 2021. godine (IREX & USAID, 2021), Srbija spada među države sa “slabim informativnim sistemom” što označava zemlju u kojoj su kvalitetne informacije dostupne samo za mali broj tema ili su geografski ograničene. Takođe, to je zemlja u kojoj cirkuliše značajna količina dezinformacija i jezik mržnje. Srbija se, prema poslednja dva godišnja izveštaja Reportera bez granice iz 2020. i 2021. godine, nalazi na 93. mestu na rang listi za slobodu medija (Reporters Without Borders, 2020; Reporters Without Borders, 2021). Kako ta organizacija navodi „Srbija je zemlja sa slabim institucijama u kojoj lažne vesti šire senzacionalistički mediji koje podržava vlada i u kojoj su novinari izloženi gotovo svakodnevnom napadima koji sve više dolaze od vladajuće elite i prodržavnih medija“ (Reporters Without Borders, 2021).

Nešto manje od godinu dana nakon izbora 2020. godine, u septembru 2021. godine počinju pregovori između predstavnika vlasti i opozicije uz posredovanje poslanika Evropskog parlamenta o unapređenju izbornih uslova. Jedno od glavnih pitanja bilo je pitanje cenzure i obezbeđenje strankama opozicije jednak pristup javnom medijskom prostoru, a kao rezultat tog dijaloga, potpisan je Sporazum o unapređenju uslova za održavanje izbora. Dva meseca kasnije, novembra 2021. došlo je do ujedinjenja većeg dela opozicije u okviru političke koalicije pod nazivom Ujedinjeni za pobjedu Srbije (skraćeno UZPS).

U Srbiji su 3. aprila 2022. održani predsednički i vanredni parlamentarni izbori na kojima su birani predsednik Srbije i poslanici Narodne skupštine. Pored opštih, istog dana su održani i lokalni izbori

u 12 opština i dva grada, uključujući Beograd. Na opštim izborima učestvovalo je 19 izbornih lista i osam predsedničkih kandidata.

Aktuelni predsednik Aleksandar Vučić (SNS) je u prvom krugu predsedničkih izbora uspeo da osvoji oko 58,59% glasova, dok se na drugo mesto plasirao opozicioni kandidat, Zdravko Ponoš (UZPS) sa 18,39 % osvojenih glasova. Iza njih slede Miloš Jovanović (NADA) sa 5,96% osvojenih glasova, Boško Obradović sa 4,4%, Milica Đurđević Stamenkovski sa 4,28%, Biljana Stojković (MORAMO) sa 3,16%, Branka Stamenković (Suverenisti) sa 2,03 odsto, a na poslednjem mestu, sa 0,88% osvojenih glasova se nalazi Miša Vacić (RIK, 2022).

Prema preliminarним rezultatima parlamentarnih izbora Republičke izborne komisije, raspodela glasova među političkim partijama je data u Tabeli 1.

Tabela 1. Rezultati parlamentarnih izbora 2022.

Izborna lista	Lider	Procenat (%)	Mandati 2022. godina	Razlika u odnosu na br.dobijenih mandata 2020.god.
Koalicija SNS	Aleksandar Vučić	42,97	120	-68
UZPS	Marinika Tepić	13,68	38	nova lista
Koalicija SPS	Ivica Dačić	11,44	31	0
NADA	Miloš Jovanović	5,37	15	nova lista
Moramo	Nebojša Zelenović	4,70	13	nova lista
Dveri—POKS	Boško Obradović	3,80	10	nova lista
SSZ	Milica Đurđević	3,71	10	nova lista
SVM	Ištvan Pastor	1,58	5	-3
SPP	Ušame Zukorlić	0,94	3	-1
DSHV—ZZV	Tomislav Žigmanov	0,63	2	nova lista
SDA Sandžaka	Sulejman Ugljanin	0,54	2	-1

Prelimenarni rezultati govore da je koalicija oko SNS-a izgubila većinu u Narodnoj skupštini², a na drugom mestu prema broju osvojenih mandata nalazi se lista Ujedinjeni za pobedu Srbije koja je i bila glavna opoziciona politička koalicija u Srbiji na opštim izborima 2022. godine.

² Za ostvarenje većine u parlamentu, neophodno je 126 mandata.

2.2 Društvene mreže kao novi mediji političkih kampanja

Korišćenje društvenih medija od strane pojedinaca omogućava i poslovnim firmama i političarima da dopru do svoje ciljne grupe u bilo kom trenutku. U tom kontekstu, internet je postao popularno mesto gde se politička komunikacija i kampanje ostvaruju obezbeđujući novu dimenziju političke interakcije. Kada pogledamo objave i diskusije na društvenim medijima, možemo reći da su pretvorene u otvorene političke sednice. Kako u takvim kanalima nema cenzure, pojedinci imaju slobodu da dođu do bilo koje delimične/nepriistrasne informacije i dobiju transparentne i brze povratne informacije, a u tom pogledu političke partije, lideri i kandidati imaju priliku da budu bliže biračima (Saritaş & Aydın, 2015). Sa druge strane postoje jaki dokazi da tehnologije koje su trebale da povezuju i obrazuju ljude mogu, naprotiv, povećati polarizaciju u društvu i olakšati širenje teorija zavere i lažnih vesti (Allcott & Gentzkov, 2017; Bail, 2018).

Društveni botovi odnosno automatski ili poluautomatski nalozi kreirani da “lajkuju”, dele, objavljuju ili na drugi način komuniciraju na društvenim mrežama se često povezuju sa širenjem dezinformacija na društvenim mrežama (Shao, 2018). Tviter je pokušao da se obračuna sa neautentičnim nalogima i u aprilu 2019. ukinuo više od 8.500 lažnih naloga (tzv. botova) u Srbiji koji su se bavili „neautentičnim koordiniranim aktivnostima” i radili na promociji SNS-a i Aleksandra Vučića (Bush, 2020). O ovome detaljno govori izveštaj Stanford Internet opservatorije, koja je deo Stanford univerziteta u Kaliforniji, a koja se bavi pitanjima sajber bezbednosti. Kako navodi autor izveštaja Danijel Buš: „Normalno je da raspravljaju o politici, ali ako jedna strana zloupotrebljava sistem kako bi dominirala raspravom i oterala sa Tvitera one koji imaju drugačiji stav, korisnici će početi da sumnjaju da ništa na Tviteru nije istina. To je problem i za Tviter, ali i za njegove korisnike” (Bush, 2020).

Jedna od prednosti kampanje na društvenim mrežama su i značajno niži troškovi komunikacije sa biračima u odnosu na elektronske medije (Fowler et al., 2020). Male političke stranke sa ograničenim resursima i nezavisnim kandidatima posebno mogu imati koristi od ove vrste komunikacije. Kao potvrda ovoj tezi, govore rezultati predsedničkih izbora iz 2017. godine kada je do tada anonimni Luka Maksimović – Ljubiša Beli Preletačević iz Mladenovca čija se kampanja u potpunosti zasnivala na plasiranju zanimljivih, viralnih sadržaja na društvenim mrežama, uspeo da osvoji nešto manje od 9,5 odsto glasova (RIK, 2017).

Do sada su istraživači razmatrali Facebook, Tviter i YouTube kao politički najrelevantnije društvene medije, s obzirom na ogroman broj korisnika koji svakodnevno koriste ove platforme (Tucker et al., 2018). Ipak, upotreba društvenih medija je dinamična. Korisnici se menjaju ili migriraju sa jedne na drugu, a neke platforme se napuštaju kako druge postaju popularne. TikTok, usluga društvenih mreža za deljenje videa, postala je druga najpreuzetija aplikacija na svetu u 2019. godini (Williams, 2020). TikTok se obično ne smatra platformom za političke poruke, ali je krajem 2019. godine TikTok objavio pravila o političkom sadržaju, što ukazuje na njegovo sve veće prisustvo tamo (Mahendran & Alsherif, 2020).

Tviter je jedna od najuspešnijih društvenih mreža poslednjih godina, dizajniran da omogućiti ljudima da „dele i otkriju šta je dešava upravo sada“ (Twitter, 2013). Korisnici ove platforme dele svoje mišljenje o tome „šta se trenutno dešava“ kroz „tvitove“ od 280 karaktera (Twitter, 2017). Korisnici mogu da „otkriju šta se trenutno dešava“ prateći tvitovi drugih korisnika – što znači da kada neko tvituje, drugi korisnici koji ih prate videće taj tvit u njihovom ličnom Tviter feed-u. Isto tako, uvodeći hashtag (služi za označavanje i grupisanje poruka vezanih za konkretnu temu), olakšano im je snalaženje, pretraživanje i potvrda informacija. Jedna od karakteristika Tvitera je što su većina naloga javni, tvitovi su vidljivi svima (i korisnicima i onima koji nisu korisnici) bez ikakvih posebnih privilegija, za razliku od Facebook-a, čiji nalozi najčešće ostaju privatni, vidljivi samo onima kojima je odobren pristup od strane tog korisnika.

Tviter je postao legitiman komunikacioni kanal u političkoj areni kao rezultat kampanje Baraka Obame iz 2008. godine, kada je Obama uspešno iskoristio Fejsbuk i Tviter u velikoj meri za prikupljanje sredstava za svoju kampanju (Williams, Christine & Girish, 2009).

Korišćenje Tvitera od strane političara, političkih partija i opšte publike u politici, posebno tokom predizbornih kampanja, postalo je izuzetno popularno polje istraživanja. Istraživanja o interakciji političara na društvenim mrežama ukazuju na obrasce političke komunikacije koje karakteriše snažna polarizacija sa malo interakcije između stranaka (Adamic & Glance, 2005; Feller, Kuhnert, Sprenger & Welp, 2011; Hargittai, Gallo & Kane, 2007).

Čini se da se društvene mreže i dalje uglavnom koriste kao jednosmerni elektronski mediji, uprkos njihovom velikom potencijalu da omoguće interaktivnu i dvosmernu komunikaciju.

Brojne studije su se bazirale na proučavanju mreža formiranih na Tviteru tokom izbornih kampanja kako bi se predvideli ishodi izbora (Tumasjan, Sprenger, Sandner & Welp, 2010; Oyebo, 2019; Ruowei, Xiaobai, Chenxiao & Xuebin, 2021).

Tumasjan et al. (2010) su u svom istraživanju u kontekstu nemačkih izbora 2009. godine, analizirali da li broj tvitova u kojima se politička partija pominje odražava popularnost partija u realnosti i predviđa rezultate izbora, a to su rezultati analize i potvrdili. Gayo-Avello (2012) je izneo kritike na ovu metodologiju, naglasivši da isključivo oslanjanje na broj tvitova nije dovoljno za predviđanje i da je potrebno uključiti još neki računski model. U literaturi se često mogu naći istraživanja koja se oslanjaju na eksplicitno istraživanje javnog mnjenja analizirajući sadržaj tvitova odnosno primenu analize sentimenata (sentiment analysis). Mnogu autori su koristili ovu tehniku za predviđanje izbornih rezultata. Autor Oyebo (2019) analizirao je stavove javnosti na Tviteru prema dva popularna predsednička kandidata sa ciljem da se na osnovu komentara na društvenim mrežama utvrdi njihove šanse da budu izabrani. Rezultati do kojih je došao su korespondirali sa ostvarenim izbornim rezultatima. Barghuthi (2020) je takođe koristeći ovu metodologiju pokazao da se stav javnog mnjenja na Tviteru tokom kampanje za predsedničke izbore 2020. godine u SAD-u poklapa sa rezultatima izbora, s tim da je istakao da analiza sentimenta ima ograničenja; na primer, teško je prepoznati sarkazam, tako da u nekim slučajevima, negativna osećanja se klasifikuju kao pozitivna zbog njihovog stila pisanja.

2.3 Osnovni koncepti analize društvenih mreža

Analiza društvenih mreža (SNA) se pojavila kao ključna tehnika u društvenim i bihejvioralnim naukama, ali je našla primenu i u drugim disciplinama (Vasserman and Faust, 1994; Jackson, 2010). Danas se SNA koristi u mnogo složenijim oblastima kao što su privreda, elektronska trgovina, zdravstvo i bankarstvo (Umit & Alatas, 2019). U onlajn okruženju, SNA je korišćena za ispitivanje društvenih odnosa (npr. (Lusher, Robins i Kremer 2010) i onlajn zajednica (npr. (Akar & Mardikyan, 2018; Cobb, Graham & Abrams 2009).

SNA obezbeđuje metode i tehnike istraživanja društvenih fenomena kroz upotrebu mreža i teorije grafova (Ackland, 2010; Borgatti, Everett, & Johnson, 2013). U ovom odeljku će biti detaljnije objašnjene pojmovi i metrike koje će biti korišćene u radu.

Mrežnu strukturu čine čvorovi (vertices, nodes) koji predstavljaju pojedinačne aktere, ljude ili stvari unutar mreže i interakcije tj. ivice (edges, ties) koje ih povezuju (Otte & Rousseau, 2002; Mislove et al. 2007). U zavisnosti od toga da li ivice imaju smer, mreža može biti usmerena (directed) ili neusmerena (undirected). Ivice su usmerene ukoliko se za relaciju koju predstavlja može tvrditi da važi u jednom smeru, a neusmerena ukoliko relacija važi u oba smera (Newman, 2003). Tipičan primer neusmerene mreže je Facebook jer u okviru ove društvene mreže uspostavljena prijateljska veza je obostrana ili recipročna (npr. ako korisnik prihvati zahtev za prijateljstvo od drugog korisnika onda se implicitno pretpostavlja da su te osobe jedni drugima prijatelji). Sa druge strane, Tviter je primer usmerene mreže jer je odnos praćenja asimetričan (osoba A može pratiti osobu B, ali osoba B ne mora pratiti osobu A).

Primeri društvenih pojava i procesa koji se obično analiziraju primenom SNA metoda i tehnika uključuju komunikaciju putem društvenih medija ili e-pošte, različite oblike saradnje, prijateljstva i poznanstva, mreže znanja itd. Kreirane mreže se često vizualizuju kroz sociograme (grafički prikaz društvenih veza koje osoba ostvaruje) u kojima su čvorovi predstavljeni kao tačke, a veze su predstavljene kao linije. Vizuelno predstavljanje društvenih mreža je važno za razumevanje mrežnih podataka i komunikaciju rezultata analize. Mnogi od analitičkih softvera imaju module za vizuelizaciju mreže.

Za razumevanje mrežne strukture potrebno je proceniti poziciju aktera u mreži. U tu svrhu često se koriste mere centralnosti i druge srodne metrike kojima se indentifikuju različite uloge i grupe u mreži i dolazi se do odgovora ko su najuticajniji/centralni članovi mreže, ko su posrednici, a ko vođe, mostovi, izolati, ko sačinjava klastere i ko se nalazi u jezgru mreže, a ko na periferiji?

Pored metrika specifičnih za svaki pojedinačni čvor, kao što su mere centralnosti (npr. degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality...), za razumevanje mreže i poređenje mreža neophodno je izračunati i opšte metrike mreže poput gustine, broja komponenti, broja diada...

Gustina mreže – (Edge density) predstavlja odnos između ostvarenih i broja mogućih konekcija, odnosno pokazuje koliko veza između aktera postoji u poređenju sa tim koliko je veza između aktera moguće. Gusta mreža je mreža u kojoj je broj veza blizu maksimuma (Wasserman, S. & Faust K. 1994; Borgatti, 2003; Hansen i dr.; 2011). Ako su čvorovi međusobno visoko povezani, gustina te mreže će biti visoka. Ako su čvorovi mreže međusobno slabo povezani, vrednost gustine će biti niska. Gustina ukazuje na mogućnost širenja informacija kroz mrežu. Ukoliko su mreže iste

veličine (sadrže isti broj aktera), edge density čini dobru osnovu za poređenje mreža prema njihovim mogućnostima prostiranja informacija, odnosno prema intezitetu povezanost. U slučaju različitog broja aktera, potrebno je primeniti metriku *links per node* koja predstavlja odnos između ukupnog broja ostvarenih veza i ukupnog broja aktera u mreži. Praćenjem ovih metrika mreža kroz različite periode posmatranja možemo proceniti da li je došlo do porasta broja aktera i veza koje formiraju, odnosno tendenciju širenja mreže.

Putanja (path) je niz čvorova u mreži u kojem je svaki uzastopni par (čvorova u tom nizu) povezan ivicom. Dužina putanje je jednaka broju ivica koje putanja sadrži (kod nepovezanih čvorova dužina putanje je beskonačna). Geodezik (geodesic) je najkraća putanja između dva čvora, a dijametar ili prečnik mreže (diameter) predstavlja najdužu najkraću putanju u određenoj mreži, odnosno pokazuje koliko je “koraka” u mreži najviše potrebno napraviti da bi se polazeći od bilo kog čvora stiglo do bilo kog drugog čvora mreže (Scott, 1987; Zhang, 2010).

Povezanost (connectivity) izračunava broj čvorova koje bi bilo potrebno ukloniti kako jedan akter više ne bi mogao da dođe do drugog, odnosno da bi mreža postala nepovezana. Ako postoji mnogo različitih puteva koji povezuju dva aktera, oni imaju visoku "povezanost" u smislu da postoji više načina da informacija (“signal”) stigne od jednog do drugog (White & Harary, 2001). Kompletно povezana mreža je ona kod koje su svi čvorovi koji je čine međusobno povezani.

U analizi društvenih mreža, struktura zajednice je važna karakteristika složene mreže. Zajednica je definisana kao podskup čvorova unutar grafa tako da su veze između čvorova koji čine podskup gušće od veza sa ostatkom mreže (Radicchi i dr.; 2004). Indetifikovanje ovih zajednica je bitno za razumevanje mreže.

Klika je podskup mreže (podgraf) u kome su svi čvorovi međusobno povezani, pri čemu ih mora biti najmanje tri (Jackson, 2008).

Trijada (triad) – je komponenta od tri čvora od kojih je svaki povezan sa druga dva.

Dijada (diad) – je komponenta od dva čvora koji su međusobno povezani.

Čest fokus SNA studija je homofilija, ili sklonost pojedinaca koji su slični po svojim uverenjima, stavovima, ponašanjima ili nekim drugim karakteristikama da se češće povezuju od onih koji su različiti (Meisel et al., 2013; Christakis & Fowler; 2010; Borgatti, Everett, & Johnson, 2013).

Razmatranje homofilije i podgrupa se redovno pojavljuje u literaturi za analizu društvenih mreža (Christakis & Fowler, 2010; Prell 2012; Borgatti, Everett & Johnson, 2013; Meisel i dr., 2013). Od homofilije dolazi fraza „svaka ptica svoje jato leti“, odnosno sklonost pojedinaca koji su po nekom kriterijumu slični da se povezuju. Sa druge strane homofilija ograničava naše društvene svetove i deli društvo, ograničava informacije koje primamo i ljude sa kojima možemo i sa kojima smo skloni da se družimo (McPherson, Smith-Lovin & Cook, 2001). Za merenje homofilije koristiće se koeficijent asortativnosti (assortativity coefficient). On označava stepen sličnosti između susednih čvorova na osnovu zadate karakteristike čvora (Kydros & Anastasiadis, 2015).

Mere centralnost daju odgovor na pitanje: „Ko je najvažnija ili centralna ličnost u mreži?“. Njima se meri važnost aktera u mreži i pruža informacija o položaju aktera u mreži. Najčešće korišćene mere centralnosti su centralnost stepena, bliskosti, intermedijarnosti i svojstvenog vektora (Borgatti & Cross, 2003; W. Maharani, A. A. Gozali i dr., 2014).

Centralnost stepena (*Degree centrality*) pokazuje broj direktnih veza aktera sa ostalim u mreži. Pojedinci koji ostvaruju više veza sa drugima mogu imati veći uticaj, veći pristup informacijama ili veći prestiž od onih koji imaju manji broj veza (Newman, 2010). U usmerenim mrežama vrednost in-degree čvora pokazuje broj veza usmerenih ka njemu, a vrednost za out-degree broj veza od njega ka drugim akterima. Generalno, što je veći broj veza, to je akter važniji. Ova metrika može pomoći u indentifikovanju aktivnog učešća ključnih aktera u online diskusiji (Kale, 2007). Sa druge strane čvor sa relativno niskim stepenom može biti važan posrednički čvor (npr. broker, čuvar kapije, itd.) bez kog bi se mreža raspala, dakle biti centralni čvor u mreži. Primenom metrika betweenness centrality i closeness centrality možemo izdvojiti strateški locirane aktore u mreži.

Centralnost bliskosti (*Closeness centrality*) meri koliko je neki čvor blizu svim ostalim čvorovima u mreži, tj. kolika je prosečna dužina putanje između njega i svakog drugog čvora u mreži (Zhang & Luo, 2017). Centralnost bliskosti može pomoći u pronalaženju dobrih „emitera“, odnosno za identifikaciju pojedinaca koji su u najboljem položaju da šire informacije kroz mrežu.

Centralnost intermedijarnosti (*Betweenness centrality*) omogućuje identifikaciju aktera koji se često pojavljuju kao posrednici u komunikaciji. Na osnovu nje bismo mogli identifikovati aktore koji su ključni u prenošenju informacija između članova određenih grupa odnosno pokazuje koji su čvorovi „mostovi“ između čvorova i zajednica u mreži.

Ako se jedan čvor locira na jedinom putu koji povezuje druge čvorove ,kao npr. u komunikaciji, transportu ili transakciji, ovaj čvor bi trebalo da bude važan može se identifikovati na osnovu visokog stepena centralnost intermedijarnosti.

Centralnost svojstvenog vektora (Eigenvector centrality) kao i centralnost stepena meri uticaj čvora na osnovu broja veza koje ima sa drugim čvorovima u mreži, a zatim ide korak dalje uzimajući u obzir i koliko je susedni čvor dobro povezan, i koliko veza imaju njihove veze, i tako dalje kroz mrežu (Bihari & Pandia, 2015). Bonacich je predložio centralnost sopstvenog vektora 1987. godine, a Google-ov PageRank je njegova varijanta.

3 Metodologija rada

Ovo poglavlje se sastoji od opisa načina na koji su prikupljeni podaci i modelovane mreže koje su predmet analize, metrika koje su korišćene i alati uz pomoć kojih je izvedena analiza.

3.1 Prikupljanje podataka

Prvi koraka koji je prethodio analizi jeste prikupljanje podataka sa Tvitera. Tviter dozvoljava ograničen pristup svojim bazama podataka preko interfejsa za programiranje - servisa (Twitter REST API) koji omogućava dobijanje tvitova koji sadrže zadate ključne reči ili hashtagove i tvitova koje su objavili zadati korisnici. Međutim, sam servis Twitter API nije dovoljan za dobijanje podataka sa Tvitera, potreban je i programski jezik R i njegov paketa *twitteR* (Sharma & Ghose, 2020).

Podaci su prikupljeni za naloge osnovnog i proširenog uzorka za period od mesec dana pre samih izbora odnosno za period od 03.03-03.04.2022.

Osnovni uzorak (N=48) se sastoji od naloga stranaka koje su ušle u parlament i njihovih istaknutih članova čiji nalozi su bili aktivni tokom posmatranog perioda. Na osnovu ovog kriterijuma u osnovni uzorak su uključeni predstavnici stranaka: Srpske napredne stranke, Socijalističke partije Srbije, Stranke slobode i pravde, Narodne stranke, Demokratske stranke, Pokreta slobodnih građana, Pokreta slobodna Srbija, Pokreta za preokret, Dveri, Pokreta obnove kraljevine Srbije, Pokreta Ne davimo Beograd, Ekološki pokret, Zajedno za Srbiju, Demokratske stranke Srbije i Srpske stranke Zavetnici. Zatim je osnovni uzorak proširen pomoću *snowball* metode na naloge koji su najviše komunicirali sa naložima iz osnovnog uzorka pominjanjem ili retvitom, na način kako je to urađeno u prethodnim istraživanjima na koja se ovo nadovezuje (Galjak, 2017; Nikolić 2020). Ukupno je prikupljeno 7.473 tvitova za 48 naloga koji su činili osnovni uzorak odnosno 68.692 tvitova za 180 naloga proširenog uzorka. Nakon toga, prikupljene su klasične tviter metrike naloga osnovnog uzorka po preseku iz maja 2022. Ove metrike su uključivale podatke kao što su Tviter ID, ekransko ime, broj pratilaca, praćenja i tvitova, kao i informacije o aktivnosti naloga (tj. da li je korisnik naloga bio aktivan ili ne za vreme kampanje, broj tvitova, retvitova, odgovora na tvit).

3.2 Modelovanje mreže i SNA analiza

Na osnovu prikupljenih podataka formirane su dve mreže: mreža osnovnog i mreža proširenog uzorka. Čvorovi (nodes, vertices) u obe mreže predstavljaju korisnike Tviter-a, a ivice (edges) koje opisuju vezu između njih su formirane kada korisnici spomenu jedni druge (mention), retvituju ili kad odgovore jedni drugima (reply to), pri čemu ivice imaju smer (od pominjača do pominjanog ili retvitovatnog) i težinu (broj interakcija u toku posmatranog perioda). Usmerenost veza je prikazana smerom strelice, a težina debljinom ivice.

Nakon kreiranja mreža, pristupljeno je njihovoj analizi prateći metodologiju koju su kako Galjak (2017) tako i tri godine kasnije Nikolić (2020), koristili u svojim master radovima.

Prvi deo analize podrazumevao je izračunavanje kvantitativnih metrika koje su ukazale na popularnost i aktivnost svakog nalog osnovnog uzorka. Ovi pokazatelji su obuhvatili:

- broj pratilaca (followers),
- broj prijatelja (friends),
- ukupan broj tvitova od otvaranja naloga (tweets),
- broj tvitova koje je nalog označio da mu se dopadaju (favorited),
- broj tvitova za vreme trajanja kampanje,
- broj tvitova koje je nalog označio da mu se dopadaju (favorited) za vreme trajanja kampanje,
- broj retvitova za vreme trajanja kampanje,
- prosečan retvit po tvitu za vreme trajanja kampanje.

Drugi deo analize se odnosio na mere centralnosti čvorova koje su izračunate kako za mrežu osnovnog tako i za mrežu proširenog uzorka.

Ove metrike su uključivale:

- centralnost stepena (dolaznog i odlaznog),
- centralnost bliskosti (dolazne i odlazne),
- centralnost intermedijarnosti,
- centralnost svojstvenog vektora,
- kompozitni pokazatelj koji objedinjuje sve mere centralnosti (P2 odstojanje) .

Kombinacijom analize klasičnih metrika i proračuna centralnosti pojedinačnih čvorova izvršena je provera **hipoteze 1**, odnosno pretpostavke da između pojedinačnih aktera i stranaka postoji značajna razlika u pogledu uticajnosti i aktivnosti u analiziranim mrežama.

Pokazatelji mera centralnosti najčešće različito rangiraju čvorove u analiziranom grafu, što su i Galjak i Nikolić potvrdili u svojim radovima. Prema Gajku jedan od načina prevazilaženja ovog problema jeste korišćenje kompozitnog pokazatelje tzv. P2 odstojanje (**hipoteza 2**). Za P2 odstojanje postoji R implementacija u vidu paketa *p2distance* (Perez-Perez & Bonet, 2012). Pomoću ovog pokazatelja upoređene su i rangirane sveukupne centralnosti aktera mreže.

Ove dve grupe pokazatelja, osnovne metrike popularnosti Tviter naloga i mrežne metrike su upoređene uz pomoć korelacione matrice izrađene na osnovu Spirmanove ρ korelacije ranga (**hipoteza 1**).

Hipoteza 3 koja se odnosi na sklonost aktera da prvenstveno komuniciraju u okviru grupe odnosno stranke kojoj pripadaju je testirana koeficijentom asortativnosti izračunatim za podgrafe pojedinačnih stranaka (posmatrana je samo obostrana komunikacija), a **hipoteza 4** odnosno pretpostavka da će se broj zatvorenih trijada značajno razlikovati među strankama ispitana je primenom mera tranzitivnosti.

Klaster analiza je korišćena za lociranje zajednice u mreži, što je omogućilo da se utvrdi da li se pripadnost aktera određenoj zajednici, utvrđenoj na osnovu interakcija na Tviteru, poklapa sa pripadnošću određenoj stranci (**hipoteza 5**).

Sama analiza je sprovedena uz pomoć programskog jezika R i njegovih paketa, pre svega:

- paket *twitteR* za prikupljanje podataka (Csárdi, 2020),
- paket *igraph* za izračunavanje metrika (Csárdi, 2020) ,
- paket *p2distance* (Perez-Luque et al.2012; Ciacci et al.,2021),
- paketi za vizualizacija mreže *ggraph* (Lin Pedersen, 2020), i *visNetwork* (Almende, Thieurmél & Robert, 2019) i niz paketa potrebnih za opšte oblike manipulacije podacima.

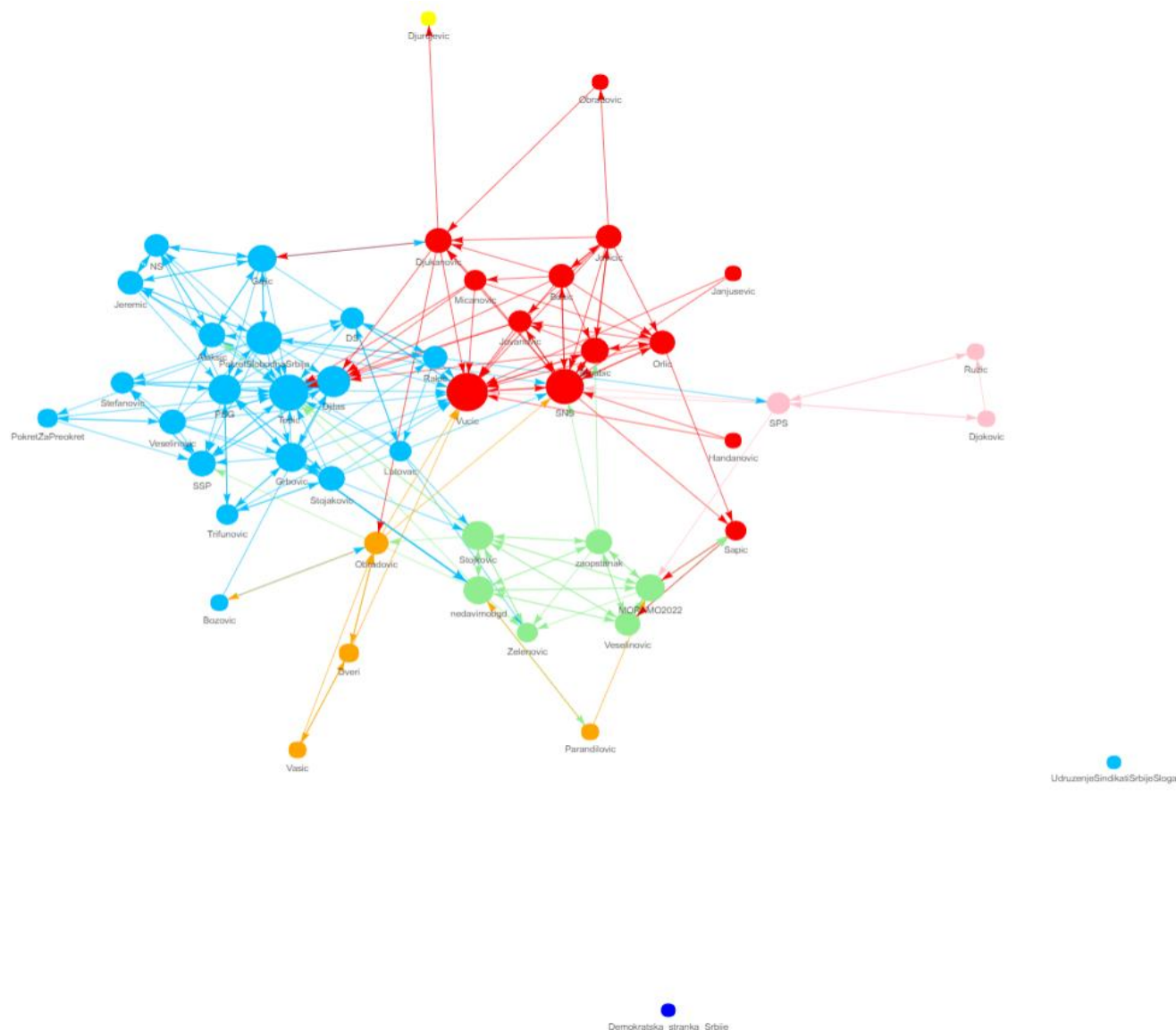
4. Rezultati istraživanja

Ovo poglavlje sadrži rezultate eksploratorne analize mreža osnovnog i proširenog uzorka, analize klasičnih Tviter metrika popularnosti i mrežnih metrika, homofilije i klaster analize praćeno adekvatnom vizualizacijom.

4.1 Eksplorativna analiza mreža

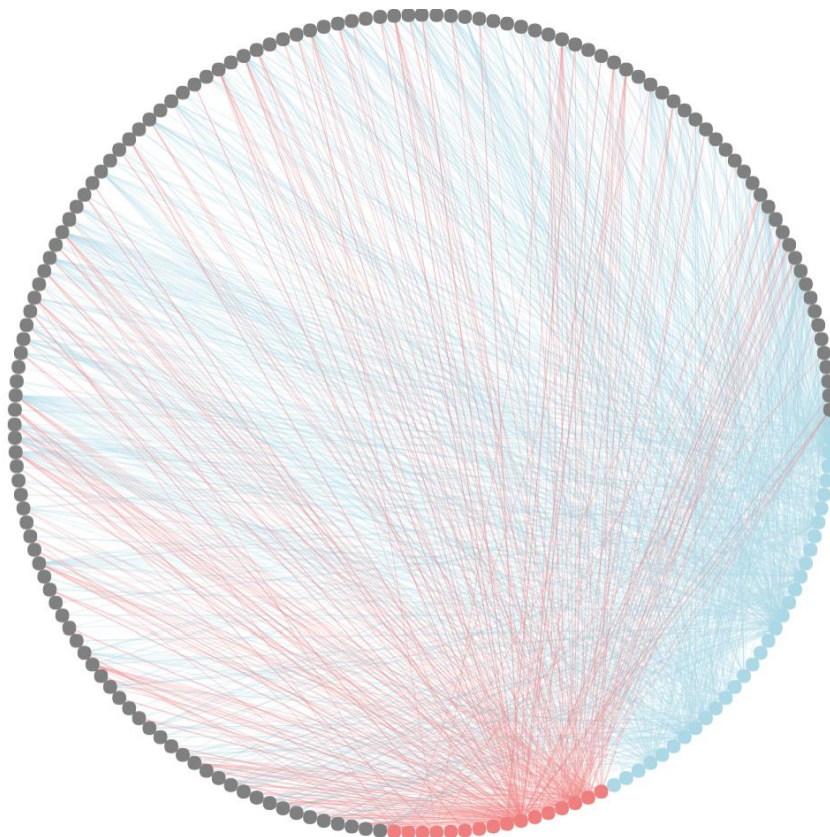
Vizuelizacija društvenih mreža doprinosi razumevanju strukturnih karakteristika mreže i prenošenju specifičnih informacija o mreži drugima. Na Slici 1. se nalazi vizuelni prikaz mreže osnovnog uzorka (N=48) pri čemu boja čvora predstavlja izbornu listu, veličina čvora zavisi od stepena čvora (uključuje i dolazni i odlazni stepen), debljina ivica zavisi od težine, tj. broja pominjanja, dok je smer komunikacije označen strelicom.

Crvenom bojom su označeni pripadnici liste „Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“, roze bojom - „Ivica Dačić - premijer Srbije“, svetlo plavom bojom - „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“, narandžastom bojom - „ Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“, zelenom bojom - Koalicija Moramo, plavom bojom - „NADA“ i žutom pripadnici liste „MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“.



Slika 1. Mreža osnovnog uzorka. Boja čvora označava izbornu listu (UZPS - svetlo plava, koalicija Moramo – zelena, DVERI-POKS – narandžasta, plava - „NADA“, žuta - „MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“, SPS – roze, crvena – SNS). Debljina ivice predstavlja intenzitet komunikacije, a veličina čvora totalnu centralnost stepena samog čvora (uključuje i dolazni i odlazni stepen). Smer komunikacije je označen strelicom i bojom ivice.

Na Slici 2, prikazan je komunikacija između predstavnika opozicije (čvorovi plave boje), vlasti (čvorovi crvene boje) i čvorova sa kojima su oni natprosečno komunicirali, a čija stranačka pripadnost nije poznata (čvorovi sive boje).



Slika 2. Mreža proširenog uzorka. Vizuelizacija komunikacije između naloga frakcije vlasti i opozicije osnovnog uzorka i ostalih naloga proširenog uzorka. Svetlo plavom su obojeni akteri opozicije i njihova komunikacija sa nalozima proširenog uzorka, a crvenom akteri vlasti.

U Tabeli 2. prikazane su globalne mrežne metrike za mreže osnovnog (N=46) i proširenog uzorka (N=179). Prateći Galjakov i Nikolićev pristup, spomenute metrike su računate za usmerenu i neusmerenu mrežu. Pojednostavlјivanje mreža odnosno pretvaranje iz neusmerenih u usmerene mreže rađeno je u zavisnosti od prirode same metrike i smislenosti njene interpretacije. Gustina i povezanost su izračunate i za usmerenu i za neusmerenu verziju mreže, dok su za izračunavanje dijametra i za utvrđivanje najudaljenijih čvorova u mreži zanemarene težine ivica. Potrebno je napomenuti i da su iz osnovnog uzorka isključena dva naloga “sindikatisloga” i “dsscentar” iz razloga što nisu ostvarili ni jednu vezu sa članovima gigantske komponente što se može videti na Slici 1. Takođe, iz istog razloga ova dva naloga su uklonjena iz mreže proširenog uzorka.

Tabela 2 : Globalne metrike mreža osnovnog i proširenog uzorka

Metrike	Osnovni uzorak	Prošireni uzorak
Broj čvorova	46	179
Broj ivica	221	2.428
Gustina	0,1068	0,0762
Gustina (neusmerena mreža)	0,1623	0,1274
Povezanost	0	0
Povezanost (neusmerena mreža)	1	1
Dijametar	8	6
Najudaljeniji čvorovi	"AcaSapic -- DjordjeDj"	"brankoruzicsps -- RaloRada"
Prosecna dužina putanje	3,2700	2,495487
Tranzitivnost	0,4149	0,26870
Asortativnost stepena	-0,0608	-0,1554
Centralizacija intermedijanosti	0,1935	0,1896
Centralizacija stepena	0,1635	0,2426
Centralizacija bliskosti	0,3766	0,3762
Centralizacija svojstvenog vektora	0,7767	0,8372

Mreža osnovnog uzorka ima gustinu mreže 0,11 i sastoji se od 46 čvorova koji su uspostavili 221 vezu od potencijalno mogućih 2.070 veza ($n*(n-1)$), dok se mreža proširenog uzorka sastoji od 179 čvora koji su uspostavili 2.428 veza od potencijalno mogućih 31.862 veze i ima nešto manju gustinu u odnosu na mrežu osnovnog uzorka (0,07).

Ako mreže posmatramo kao neusmerene, gustina mreže je neznatno veća nego kod usmerenih mreža s obzirom da se kod izračunavanja gustine neusmerenih mreža broj potencijalnih veza deli sa dva ($((n*(n-1))/2)$). Za mrežu osnovnog uzorka iznosi 0,16 dok za mrežu proširenog uzorka iznosi 0,13. Kada posmatramo metriku povezanosti obe mreže su nepovezane ako se posmatraju kao usmerene, a u slučaju neumerenog tipa, odnosno ukoliko zanemarimo smer komunikacije obe mreže su povezane, ali ta veza nije jaka. Naime, kako pokazuje metrika povezanosti dovoljno je ukloniti jedan čvor da bi one postale nepovezane.

Metrika dijametra iznosi 8 u slučaju mreže osnovnog uzorka, odnosno pokazuje da je potrebno napraviti najviše 8 „koraka” u mreži polazeći od bilo kog čvora kako bi se stiglo do bilo kog drugog čvora mreže. U mreži proširenog uzorka dolazi do njegovog smanjenja i on iznosi 6 „koraka” što znači da je sa proširenjem mreže došlo do formiranja novih, kraćih putanja između čvorova, što odgovara i meri prosečne dužine putanje koja se skraćuje sa 3,27 koliko iznosi u mreži osnovnog uzorka na 2,5 koliko iznosi u mreži proširenog uzorka. Kada su u pitanju najudaljeniji čvorovi, u mreži osnovnog uzorka to su Aleksandar Šapić SNS (AcaSapic) i Djordje Djokovic SPS (DjordjeDj), a u mreži proširenog uzorka Branko Ružić SPS (brankoruzicsps) i Radmila Vasić Dveri (RaloRada).

Tranzitivnost odnosno lokalni koeficijent grupisanja kojim se meri verovatnoća da su čvorovi koji su povezani sa istim čvorom ujedno i međusobno povezani veći je kod mreže osnovnog (0,41) u odnosu na mrežu proširenog uzorka (0,28) što je bilo i očekivano s obzirom da se osnovni uzorak sastoji od političara koji međusobno komuniciraju jer dele istu ideologiju ili se suočavaju sa neistomišljenicima.

Asortativnost stepena, kao mera koja ukazuje na tendenciju povezivanja čvorova istog stepena, je negativna i kod osnovnog (-0,0607) i kod proširenog uzorka (-0,1567) što ukazuje na postojanje tendencije da slabo povezani čvorovi komuniciraju sa dobro povezanim čvorovima.

4.2 Klasične Tviter metrike

Kada su u pitanju klasične Tviter metrike, Nikolić ih je u svom radu podelio na dve grupe (Nikolić, 2020). Jedna grupa metrika (ukupan broj pratilaca, ukupan broj prijatelja, ukupan broj tvitova od otvaranja naloga i ukupan broj favorisanih tvitova od strane posmatranog naloga od njegovog otvaranja) pokazuju popularnost naloga u momentu prikupljanja podataka (u ovom slučaju podaci su prikupljeni u maju mesecu). Druga grupa metrika (broj tvitova koje je posmatrani nalog objavio u toku posmatranog perioda, broj fejkova koje su u toku posmatranog perioda prikupili tvitovi posmatranog naloga, broj retvita pomenutih tvitova u toku posmatranog perioda i prosečni retvit) se odnosi na uticaj naloga u toku mesec dana pred same izbore, odnosno na posmatrani period od 3.3. do 4.3.2022.

Ako posmatramo dobijene rezultate za svaku od prethodno navedenih metrika (prikazane u odeljku Dodatak 2), izdvajaju se različiti nalozi. Za potrebe testiranja **hipoteze 1** koja govori o različitom uticaju između pojedinih aktera i stranaka, uzete su u obzir dve osnovne klasične metrike: broj pratilaca prema preseku iz maja 2022. i prosečni retvit u toku posmatranog perioda (03.03-03.04.2022).

Broj pratilaca je verovatno najosnovniji indikator za merenje popularnost korisnika koji govori o veličini nečije publike. Međutim, veliki broj pratilaca ne dovodi nužno do povećanja broja retvitova ili pominjanja, a pasivni pratioci ne šire dalje poruku, zbog toga je broj retvitova dobar pokazatelj uspešnosti širenja poruka.

Najpopularniji nalog u okviru osnovnog uzorka (Tabela 3) prema broja pratilaca je nalog predsednika Republike Srbije i lidera SNS-a, Aleksandra Vučića sa 388.733 pratilaca, a zatim nalog lidera NS, Vuka Jeremića sa 196.821 pratilaca, nalog Aleksandra Šapića sa 175.169 pratilaca, nalog lidera SSP Dragana Đilasa sa 150.723 pratilaca i nalog nosioca liste „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“, Marinike Tepić SSP sa 123.731 pratilaca. Ova lista top pet najpopularnijih naloga po broju pratilaca se podudara sa listom iz 2020. godine (Nikolić,2020), s tim što se sada na petoj poziciji nalazi Marinika Tepić umesto Sergeja Trifunović koji se nakon izbora 2020. godine povukao sa mesta lidera Pokreta Slobodnih građana.

Nalozi sa preko 100.000 pratilaca su: nalog Sergeja Trifunovića (PSG)-bivšeg lider Pokreta slobodnih građana sa 114.078 pratilaca i nalog prvog potpredsednika SSP-a, Borka Stefanovića sa 107.485 pratilaca.

Tabela 3: Top 5 naloga osnovnog uzorka rangiranih prema broju pratilaca

Rang	Nalog	Br. pratilaca
1	Aleksandar Vučić (SNS)	388.733
2	Vuk Jeremić (NS)	196.821
3	Aleksandar Šapić (SNS)	175.169
4	Dragan Djilas (SSP)	150.723
5	Marinika Tepić (SSP)	123.731

Sa druge strane, pet naloga u okviru osnovnog uzorka sa najmanje pratilac su nalozi: Udruženje sindikati Srbije sloga sa 416 pratilaca, Milos Parandilovic iz Pokret-a za obnovu Kraljevine (POKS) sa 512 pratilaca, Radmila Vasić (Dveri) sa 540 pratilaca, Milica Djurdjevic (SSZ) iz Srpske stranke Zavetnici (SSZ) sa 1.217 i nalog Pokret za Preokret (PZP) sa 1.317 pratilaca.

Ako posmatramo najpopularnije naloge lista uključenih u osnovni uzorak (Tabela 4), na vrhu se nalazi Aleksandar Vučić kao nosilac liste „Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“ (388.733 pratilaca), u okviru liste „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“, najpopularniji nalog je nalog lidera Narodne stranke Vuk Jeremić (196.821 pratilaca), u okviru liste „Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“ najpopularniji nalog je nosilac ove liste i lider pokreta Dveri Bosko Obradović (74.364 pratilaca), u okviru koalicije „Moramo“, nalog pokreta Ne davimo Beograd, u okviru liste „Ivica Dačić - premijer Srbije“, zvanični nalog Socijalistička partija Srbije (SPS), u okviru koalicije „NADA“, zvanični nalog Demokratske stranke Srbije i u okviru liste „MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“, nalog Milica Djurdjević koja je lider stranke Srpska stranka zavetnici čiji je nalog jedini u okviru ove liste bio aktivan.

Tabela 4: Najpopularniji nalog prema broju pratilaca u okviru lista osnovnog uzorka

Lista	Najpopularniji nalog	Br. pratilaca
„Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“	Aleksandar Vucić (SNS)	388 733
„Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobjedu Srbije“	Vuk Jeremić (NS)	196 821
„ Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“	Bosko Obradović (Dveri)	74 364
Koalicija Moramo	Nedavimobgd (Pokret Ne davimo Beograd)	44 246
„Ivica Dačić - premijer Srbije“	Nalog SPS (Socijalistička partija Srbije)	18 480
„NADA“	Nalog Demokratske stranke Srbije (DSS)	9 583
„MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“	Milica Djurdjević (SSZ)	1 217

Najpopularniji nalog među strankama koje su do sada bile na vlasti jeste nalog Aleksandra Vučića (SNS), a kada su u pitanju opozicione stranke, najpopularniji nalog je nalog lidera Narodne stranke, Vuk Jeremić (Tabela 5).

Tabela 5: Najpopularniji nalog prema broju pratilaca u okviru frakcija osnovnog uzorka

Lista	Najpopularniji nalog	Br. pratilaca
„Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“	Aleksandar Vucić (SNS)	388 733
„Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobjedu Srbije“	Vuk Jeremić (NS)	196 821

Kada su u pitanju najbolje rangiranih naloga prema prosečnom retvitu (uk.br.retvitova u posmatranom periodu/uk.br.tvitova u okviru posmatranog perioda), apsolutno prednjače nalozi Srpske napredne stranke, pri čemu se na vrhu liste nalazi njihov lider Aleskandar Vučić sa prosekom od 1 577,87 retvita čijih je 15 tvitova u toku posmatranog perioda retvitovano 23.668 puta, a ispod njega se na listi nalazi zvanični nalog SNS-a čijih je 294 tvitvova, retvitovano čak 370.029 puta (Tabela 6). Do sličnih rezultata koji se ogledaju u velikom broj retvitova naloga povezanih sa SNS-om došli su Galjak i Nikolić istražujući izbore održane 2016. odnosno 2020. Uzimajući u obzir prethodno spomenuti izveštaja Internet opservatorije američkog univerziteta Stenford o delovanju botova na Tviteru koji su za cilj imali promociju predsednika Srbije Aleksandra Vučića i njegove stranke i da je 85 % njihovog sadržaja bilo retvitovanje naloga Aleksandra Vučića i provladinih medija Informera i Alo, ove rezultate treba uzeti sa rezervom.

Tabela 6: Top 5 naloga osnovnog uzorka rangiranih prema prosečnom retvitu u toku posmatranog perioda

Rang	Nalog	Retvitovi	Tvitovi	Prosečan retvit
1	Aleksandar Vucić (SNS)	23 668	15	1 577,87
2	Nalog SNS	370 029	294	1 258,60
3	Ana Brnabić (SNS)	14 846	15	989,73
4	Vladimir Orlić (SNS)	37 390	57	655,96
5	Sandra Bozić (SNS)	47 305	86	550,06

Ukoliko izuzmemo naloge SNS-a iz rang liste najpopularnijih naloga prema prosečnom retvitu (Tabela 7), vidimo da dominiraju nalozi članova Stranke Slobode i pravde (SSP) sa izuzetkom naloga potpredsednika Narodne stranke, Miroslava Aleksić. Na prvom mestu se nalazi nalog lidera SSP, Dragana Djilasa čijih je 26 tvitova, retvitovano 4 631 put (178,12), a zatim sledi nalog Marinike Tepić (SSP) čijih je 65 tvitova, retvitovano 10 985 puta u toku posmatranog perioda (176,88), nakon nje, zvanični nalog SSP-a sa 89,2 prosečnim retvitom, zatim nalog Miroslava Aleksić (NS) sa 52,64 prosečnim retvitom i nalog Borko Stefanović (SSP) sa 35,39 prosečnim retvitom.

Tabela 7: Top 5 naloga osnovnog uzorka koji ne pripadaju SNS-u rangiranih prema prosečnom retvitu u toku posmatranog perioda

Rang	Nalog	Retvitovan	Tvitovi	Prosečan retvit
1	Dragan Djilas (SSP)	4 631	26	178,12
2	Marinika Tepić (SSP)	10 613	60	176,88
3	Nalog SSP	2 052	23	89,22
4	Miroslav Aleksić (NS)	579	11	52,64
5	Borko Stefanović (SSP)	1 345	38	35,39

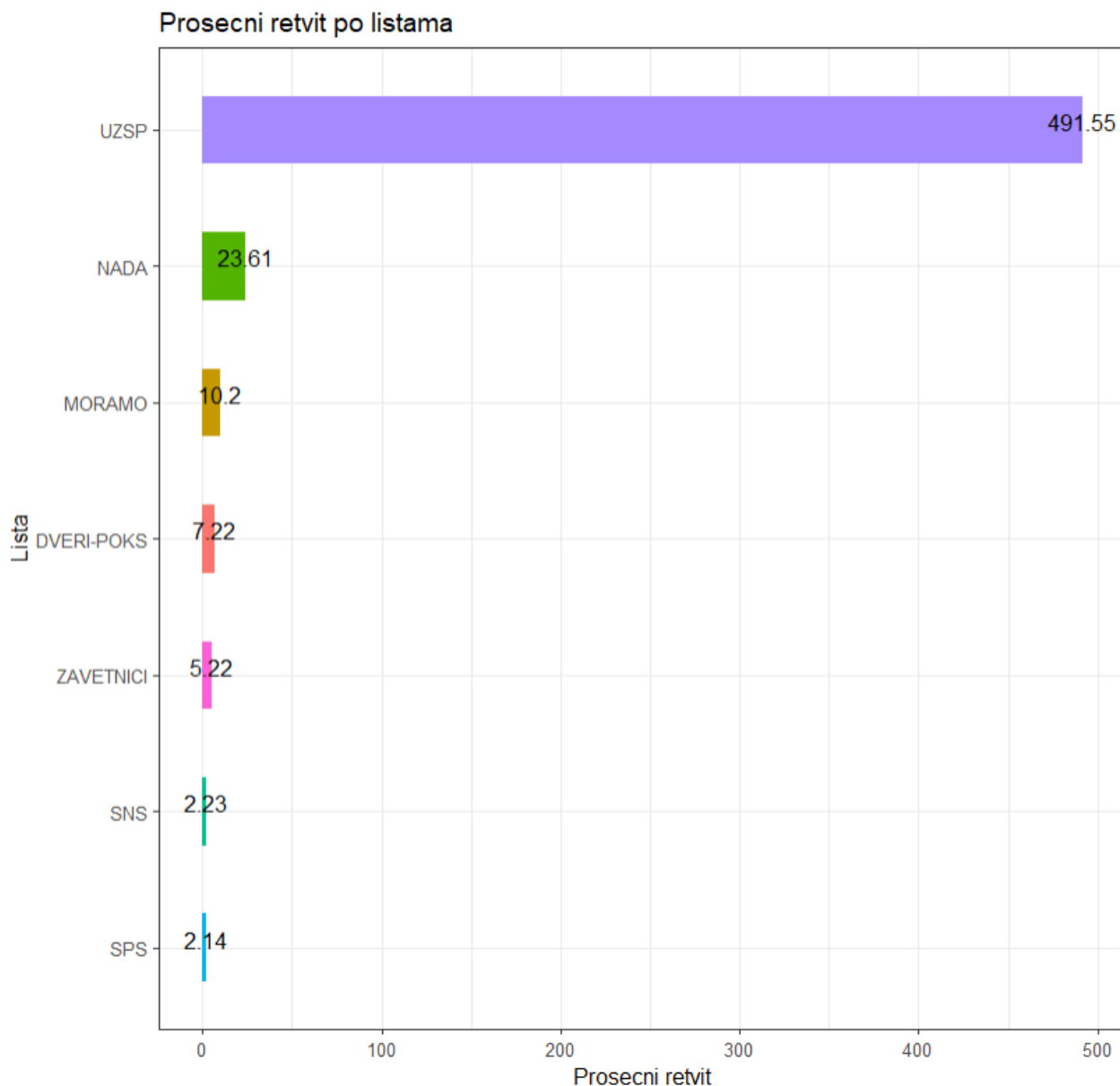
Prema prosečnom retvitu u toku posmatranog perioda, u okviru lista su se kao najpopularniji nalozi najčešće izdvojili sami nalozi nosioca liste (Tabela 8). Kada su u pitanju liste koje su ujedno i na vlasti, u okviru liste „Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“, najpopularniji je nalog Aleksandar Vucić-SNS (1 577,87), a u okviru liste „Ivica Dačić - premijer Srbije“, nalog potpredsednika SPS-a, Branko Ruzić (2,41).

Kada su u pitanju liste koje pripadaju opoziciji, u okviru liste „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“, najpopularniji je nalog Dragan Djilas-SSP (178,11), u okviru liste „Moramo“, nalog Nebojsa Zelenović, lider stranke Zajedno za Srbiju (10,70), u okviru liste „MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“, nalog Milica Djurdjević-SSZ (10,2), u okviru liste „Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“, nalog Bosko Obradović - Dveri (8,36) i u okviru liste „NADA“, nalog Nalog Demokratske stranke Srbije (2,14).

Tabela 8: Najpopularniji nalog prema prosečnom retvitu u okviru lista osnovnog uzorka

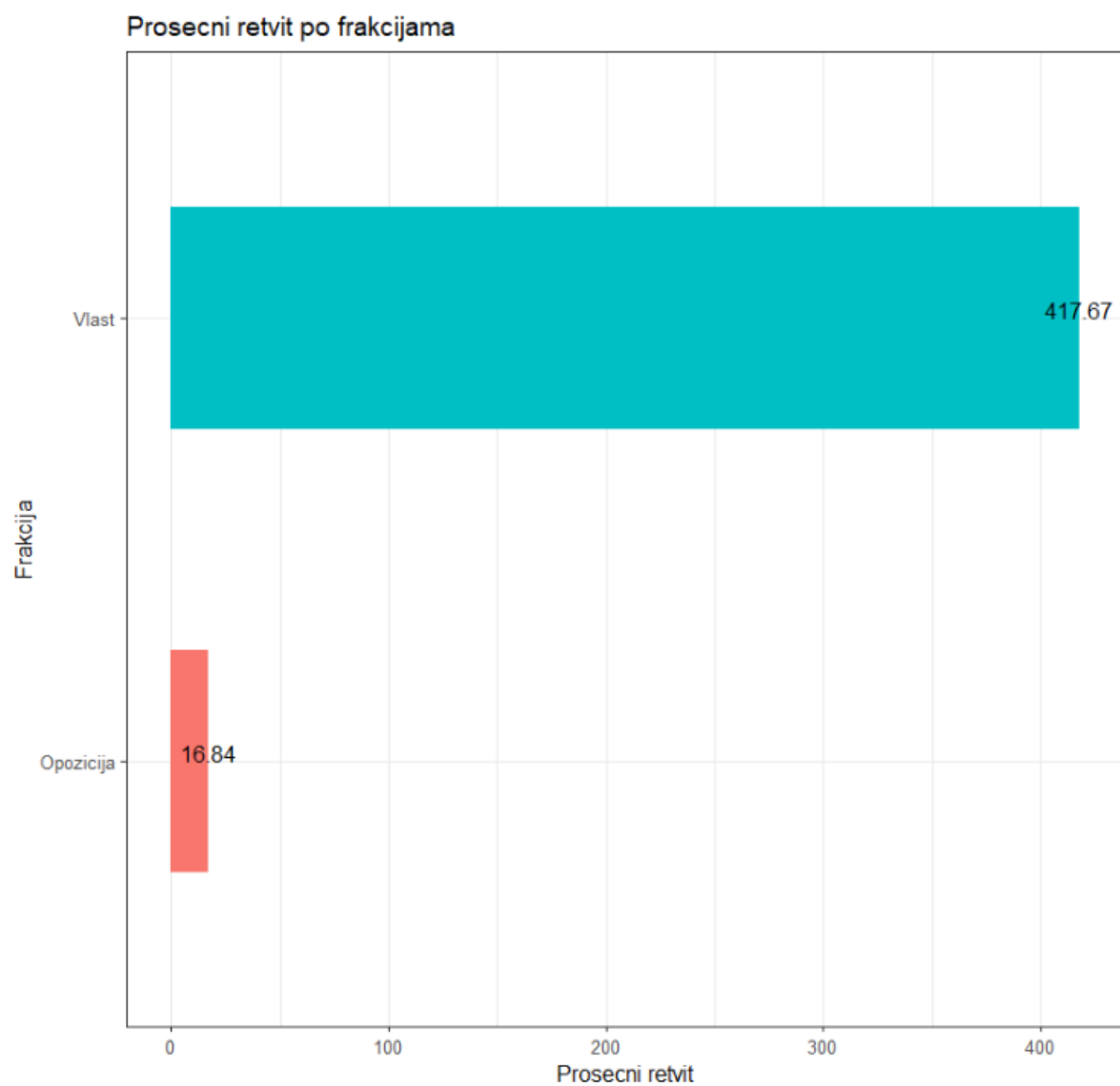
Lista	Nalog	Frakcija	Prosečan retvit
„Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“	Aleksandar Vucić (SNS)	Vlast	1 577,87
„Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“	Dragan Djilas (SSP)	Opozicija	178,11
Koalicija Moramo	Nebojsa Zelenović	Opozicija	10,70
„MILICA ĐURĐEVIĆ STAMENKOVSKI - Srpska stranka Zavetnici“	Milica Djurdjević (SSZ)	Opozicija	10,2
„ Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije”	Bosko Obradović (Dveri)	Opozicija	8,36
„Ivica Dačić - premijer Srbije“	Branko Ruzić	Vlast	2,41
„NADA“	Nalog Demokratske stranke Srbije (DSS)	Opozicija	2,14

Ako saberemo sve retvitove naloga koji pripadaju jednoj listi ili frakciji i podelimo ih sa ukupnim brojem tvitova te liste ili frakcije, dobijamo prosečan retvit koji pokazuje ukupnu popularnost jedne liste, odnosno frakcije (Slike 3 i 4).



Slika 3. Prosečni retvit po listama naloga osnovnog uzorka

Kao što se može uočiti na Slici 3, ubedljivo dominira lista SNS stranke, tj. lista „Aleksandar Vučić- Zajedno možemo sve“, a na drugom mestu se nalazi lista „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije“. Zatim slede liste „Milica Đurđević Stamenovski - Srpska stranka Zavetnici“, Koalicija Moramo, „Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“, „Ivica Dačić - premijer Srbije“ i lista „NADA“. Što se tiče frakcija, vlast je sa 417,6 retvita po nalogu ubedljivo bolje rangirana od opozicije sa 16,84 retvita po nalogu u proseku (Slika 4).



Slika 4. Prosečni retvit po frakcijama osnovnog uzorka

4.3 Centralnost aktera i centralizacija u mrežama

Rezultati koji se odnose na centralnost čvorova i distribuciju centralnosti u posmatranim mrežama mogu se naći u tabeli Dodatak 3 za čvorove osnovnog uzorka u okviru mreže osnovnog uzorka, odnosno tabeli Dodatak 4 za čvorove osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog uzorka.

Tabela 9 : Centralizacija u mrežama osnovnog i proširenog uzorka.

Metrike	Osnovni uzorak	Prošireni uzorak
Centralizacija intermedijanosti	0,1935	0,1867
Centralizacija stepena	0,1635	0,2433
Centralizacija bliskosti	0,3766	0,3777
Centralizacija svojstvenog vektora	0,7768	0,8386

Intermedijarnost čvora (betweenness centrality) omogućuje identifikaciju čvorova koji su ključni u prenošenju informacija između članova određenih grupa odnosno pokazuje koji su čvorovi „mostovi“ između čvorova i zajednica u mreži. Čvorovi sa najvećom intermedijarnošću osnovnog uzorka su Dragan Đilas-SSP (599,17), Pavle Grbović-PSG (548,16), Dragana Rakić-DS (484,92), Pokret Slobodna Srbija (427,75) i Ana Brnabić-SNS (396,5). Sa druge strane, šest čvorova osnovnog uzorka ima intermedijarnost 0, što znači da ni jedna najkraća putanja u mreži ne prolazi kroz ove čvorove i njihovo uklanjanje ne bi ugrozilo povezanost mreže. U pitanju su čvorovi: SlobodaIPravda, handanovic, KrstoJanjusevic, milicazavetnica, brankoruzicsps, RaloRada. Kada su u pitanju čvorovi osnovnog uzorka posmatrani u okviru mreže proširenog uzorka, najveću intermedijarnost imaju čvorovi: Vladimir Đukanović SNS (adv_djukanovic), Pavle Grbović PSG (PavleGrbovic), Dobrica Veselinović NDBG(dobrinacelnik), Nina Stojaković –PSG (niinochka) i Balša Božović DS Balshone. Gledano uopšteno, centralizacija intermedijanosti ima relativno niske vrednosti (0,19) i kod osnovnog i kod proširenog uzorka što ide u prilog tezi o većoj demokratskoj Tvitera u odnosu na tradicionalne medije (Nikolić, 2020), odnosno može ukazivati na to da niko nema autoritet nad informacijama koje se prenose u okviru mreže.

Centralizacija stepena je nešto viša u proširenom uzorku (0.16) u odnosu na osnovni (0.24), što je posledica prisustva čvorova sa znatno višim stepenom u odnosu na ostale.

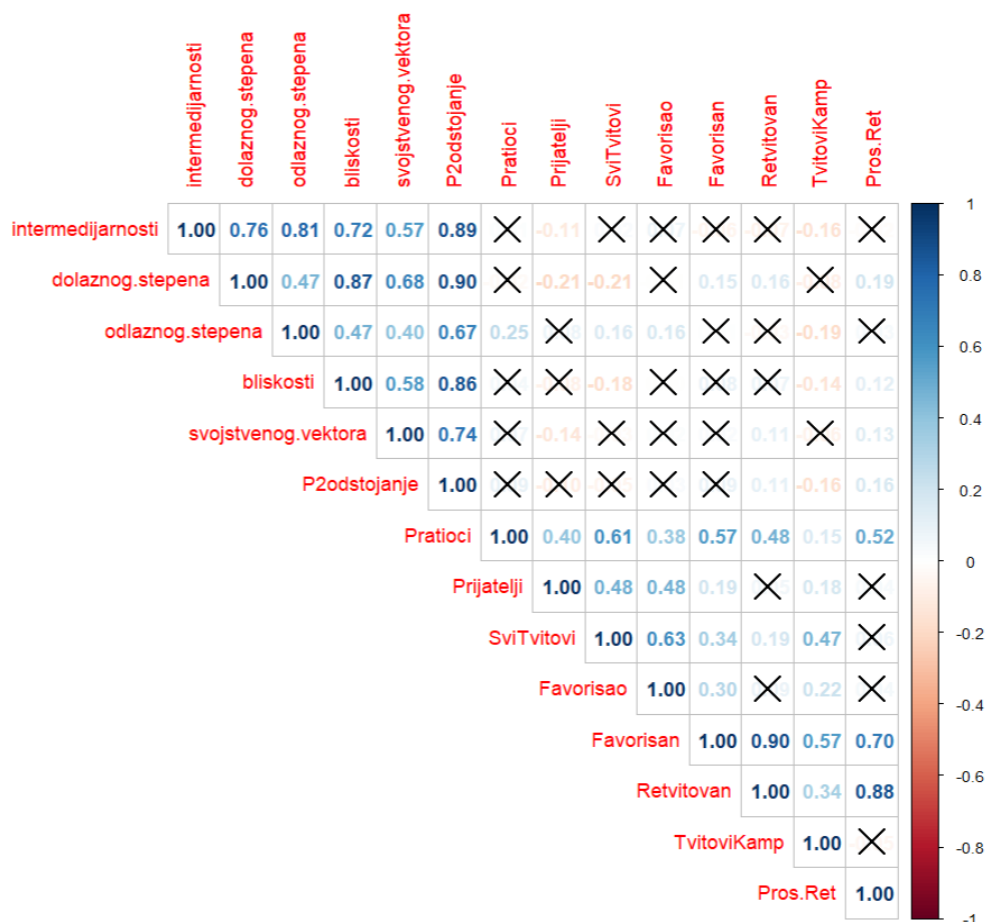
U mreži osnovnog uzorka čvorovi koji su najčešće pominjani su nalozi Aleksandar Vučić-SNS (avucic), Dragan Djilas-SSP (DraganDjilas), Pavle Grbović-PSG (PavleGrbovic) i Marinika Tepić –SSP (MarinikaTepic), a čvorovi koji su najviše pominjali druge su: Vladimir Đukanović-SNS (adv_djukanovic), Nina Stojaković –PSG (niinochka), Pavle Grbović-PSG (PavleGrbovic) i Biljana Stojkovic – Moramo (pajaoliver).

Centralnost bliskosti koja meri koliko je neki čvor blizu svim ostalim čvorovima u mreži, računata je za neusmerene verzije mreža osnovnog i proširenog uzorka i u oba slučaja iznosi 0,37. Čvorovi sa najvećom centralnošću bliskosti (0,007) u mreži osnovnog uzorka su: SlobodnaSrbija_, MarinikaTepic, avucic, vladimirgajic1, pokretslobodnih i MiikiAleksic, a sa najmanjom, nalozi: RaloRada (0,0018), brankoruzicsps (0,0022), milicazavetnica (0,0033), DjordjeDj (0,0035) i dobrinacelnik (0,0035).

Centralizacija svojstvenog vektora je veoma visoka i kod mreže osnovnog (0,77) i kod mreže proširenog uzorka (0,83) što ukazuje da mali broj čvorova ima izuzetno visoke vrednosti centralnosti svojstvenog vektora, dok ostatak čvorova ima niske vrednosti ove centralnosti. Najveće vrednosti za ovu metriku u mreži osnovnog uzorka imaju nalozi sns_srbija (1), Vladimir_Orlic (0,9) i avucic (0,5), a slična situacija je i kod mreže proširenog uzorka sns_srbija (1), avucic (0,9) i Vladimir_Orlic (0,6). S obzirom da svi nabrojani nalozi pripadaju članovima SNS stranke, visoka vrednost centralizacije svojstvenog vektora se može objasniti njihovom intenzivnom međusobnom komunikacijom.

4.4. Međuzavisnost pokazatelja i kompozitni pokazatelj centralnosti

Spirmanov koeficijent korelacije između klasičnih Tviter metrika i metrika centralnosti računate za naloge osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog, prikazan je na Slici 5.



Slika 5. Matrica korelacija ranga svih pokazatelja naloga osnovnog uzorka. Metrike centralnosti se odnose na naloge osnovnog uzorka u okviru proširenog. U matrici su precrtane korelacije koje nisu prelazile prag statističke značajnosti ($\alpha = 0.05$).

Matrica korelacije (Slika 5) pokazuje jaku korelaciju (0.90) između broja fejevova (Favorisan) i broja retvita (Retvitovan) što proizilazi iz sklonosti ljudi da podele tvit koji im se svideo. Takođe, veći broj pratilaca povećava mogućnost za favorisanjem i retvitovanjem tvitova tog naloga, s toga postoji pozitivna korelacija između broja pratilaca i broja fejevova (0,57) odnosno broja retvita (0,48).

Kada je reč o mrežnim metrikama, postoji jaka korelacija između pokazatelja centralnosti bliskosti i dolaznog stepena (0,87) i nešto slabija u odnosu na vezu sa odlaznim stepenom (0,47). Ove korelacije se mogu objasniti time što veći broj čvorova koji je u direktnoj (odlaznoj ili dolaznoj) vezi sa čvorom koji se posmatra, povećava broj potencijalnih putanja preko kojih se od tog čvora može doći do bilo kog drugog u mreži. Takođe, metrike dolaznog (0,68) i odlaznog stepena (0,40) su u jakoj vezi i sa metrikom svojstvenog vektora. Uopšteno gledano, može se reći da je metrika centralnosti stepena u visokoj korelaciji sa većinom drugih metrika centralnosti, a razlog za to može biti veća verovatnoća da dobro povezani čvor bude i prema drugim metrikama ocenjen kao centralni.

Pretpostavka koja se odnosi na adekvatnost korišćenja kompozitnog pokazatelja mera centralnosti zasnovanog na P2 odstojanju (Ivanović,1974; Pena,1977) za utvrđivanje razlike u ostvarenom uticaju merenom pomoću klasičnih Tviter metrika i metrika centralnosti, koja je potvrđena i u Nikolićevom i Galjakovom radu (Nikolić,2020; Galjak 2016) i u ovom istraživanju se pokazala tačnom. Potvrda leži u jakoj pozitivnoj korelaciji P2 odstojanja sa svim ostalim korišćenim metrikama centralnosti (centralnost intermedijarnosti (0.89), centralnost dolaznog stepena (0.90), centralnost odlaznog stepena (0.67), centralnost bliskosti (0.86), centralizacija svojstvenog vektora (0.74)) . Sa druge strane, ne postoji statistički značajna veza između klasičnih Tviter metrika popularnosti i kompozitnog pokazatelja centralnosti, što znači da P2 odstojanje kao pokazatelj ukupne centralnosti daje različitu sliku uticajnih naloga u odnosu na tradicionalne metrike popularnosti.

Nalog osnovnog uzorka sa najvećom vrednošću kompozitnog pokazatelja centralnosti (Tabela 10) u okviru mreže proširenog uzorka je Vladimir Đukanović – SNS (16,11), zatim nalozi: Pavle Grbović – PSG (14,53), Aleksandar Vucić – SNS (14,05), Nalog SNS (12,92), Nina Stojaković – PSG (10,11), Vladimir Gajić – NS (9,47), Dobrica Veselinović – NDBG (9,38), Dragan Đilas – SSP (9,27), Balša Božović - DS (9,2) i Marinika Tepić - SSP (8,78).

Ovi rezultati se razlikuju u odnosu na rezultate koje je dala analiza klasičnih Twitter metrika popularnosti. Sa jedne strane Srpska napredna stranka prema broju pratilaca i prosečnom retvitu apsolutno dominira i može se proglasi najpopularnijom, a sa druge strane, od top deset naloga prema vrednosti kompozitnog pokazatelja, samo tri su u vezi sa SNS.

Ako posmatramo vrednosti P2 pokazatelja, Aleksandar Vučić se nalazi na trećem mestu dok je ubedljivo bio prvi po broju pratilaca i prosečnom retvitu, a značajno se razlikuje uticaj naloga Pavla Grbovića i Nine Stojaković (drugo i peto mesto prema P2) koji se ne nalaze ni među top 10 naloga ni po prema prosečnom retvitu ni po broju pratioca, kao ni prvo rangirani Vladimir Djukanović.

Tabela 10: Top 10 naloga osnovnog uzorka u mreži proširenog prema vrednosti kompozitnog pokazatelja centralnosti P2 odstojanja

Rang	Nalog	P2 odstojanje
1	adv_djukanovic (Vladimir Đukanović - SNS)	16,11
2	PavleGrbovic (Pavle Grbović - PSG)	14,53
3	avucic (Aleksandar Vucić - SNS)	14,05
4	sns_srbija (zvanični nalog SNS)	12,92
5	Niinochka (Nina Stojaković - PSG)	10,11
6	vladimirgajic1 (Vladimir Gajić - NS)	9,47
7	Dobrinacelnik (Dobrica Veselinović - Moramo)	9,38
8	DraganDjilas (Dragan Đilas - SSP)	9,27
9	Balshone (Balša Božović - DS)	9,2
10	MarinikaTepic (Marinika Tepić - SSP)	8,78

Ako izuzmemo liste čiji su članovi mahom neaktivni na Tviteru (Zavetnici, NADA i SPS), zanimljivo je da najveću vrednost kompozitnog pokazatelja centralnosti u okviru lista imaju nalozi koji nisu nosioci liste (Tabela 11), izuzev liste DVERI-POKS u okviru koje najveću vrednost pokazatelja P2 ima Boško Obradović koji je i nosilac liste. U okviru SNS liste najveću vrednost kompozitnog pokazatelja centralnosti ima Vladimir Djukanović, u okviru liste UZPS - Pavle Grbović (PSG) i u okviru liste Moramo - Dobrica Veselinović (NDBG).

Tabela 11: Nalog sa najvećom vrednošću kompozitnog pokazatelja centralnosti P2 odstojanja u okviru svake liste osnovnog uzorka

Lista	Najpopularniji nalog	P2 odstojanje
SNS	Vladimir Djukanović (SNS)	16,1152
UZPS	Pavle Grbović (PSG)	14,5321
Koalicija Moramo	Dobrica Veselinović (NDBG)	9,3831
DVERI-POKS	Boško Obradović (DVERI)	7,1393
SPS	Nalog SPS	4,5155
NADA	dsscentar	3,5989
Zavetnici	Milica Stamenovski (Zavetnici)	1,8990

Kada su u pitanju frakcije, Vladimir Djukanović (SNS) ima najveću centralnost u okviru vlasti, a Pavle Grbović (PSG) u okviru opozicije (Tabela 12).

Tabela 12: Nalog sa najvećom vrednošću kompozitnog pokazatelja centralnosti P2 odstojanja u okviru svake frakcije osnovnog uzorka

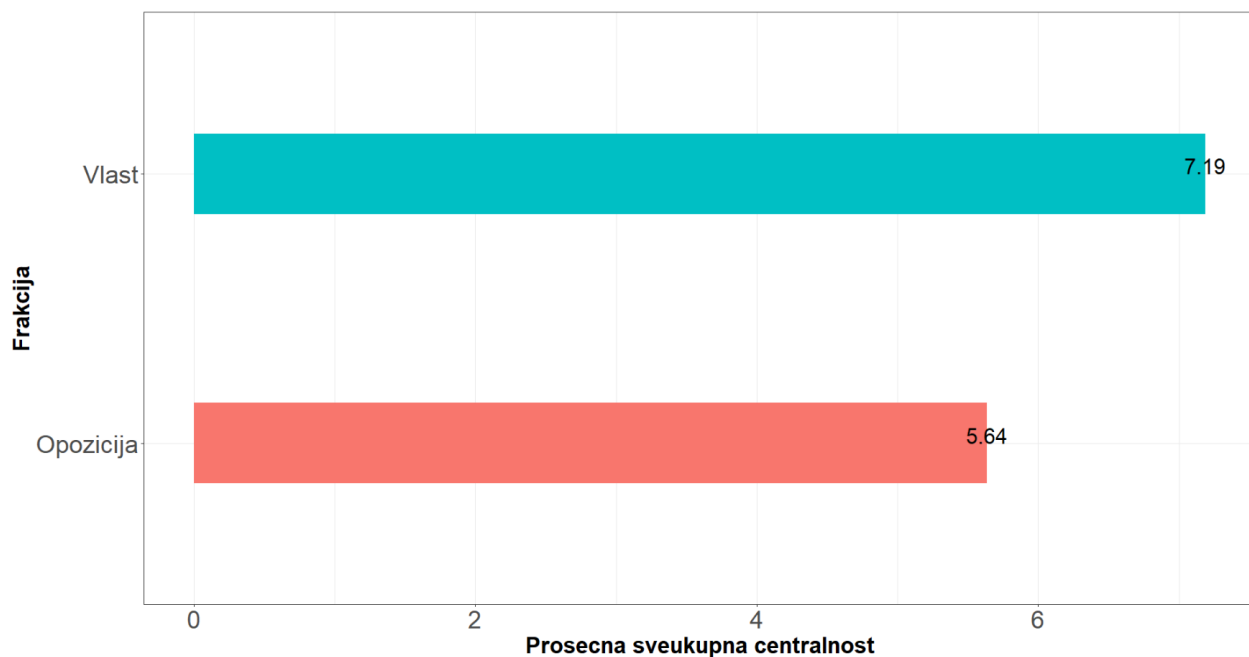
Frakcija	Najpopularniji nalog	P2 odstojanje
Vlast	Vladimir Djukanović (SNS)	16,1152
Opozicija	Pavle Grbović (PSG)	14,5321

Rezultati rangiranja lista i frakcija prema prosečnoj sveukupnoj centralnosti naloga u okviru istih (zbir vrednosti P2 odstojanja svih naloga liste ili frakcije podeljen brojem pomenutih naloga), stavljaju SNS (7,72) odnosno vlast na prvo mestu po uticaju (Slike 7 i 8), ali je taj uticaj manji i ne tako dominantan kao što su klasične Twitter metrike pokazale. Odmah ispod SNS liste, se nalaze liste Moramo (6,66) i UZPS (5,75).



Slika 6: Prosečna sveukupna centralnost po listama (nalozi osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog uzorka).

Gledano prema frakcijama, vlast (7,19), ima veću prosečnu sveukupnu centralnost u odnosu na opoziciju (5,64).



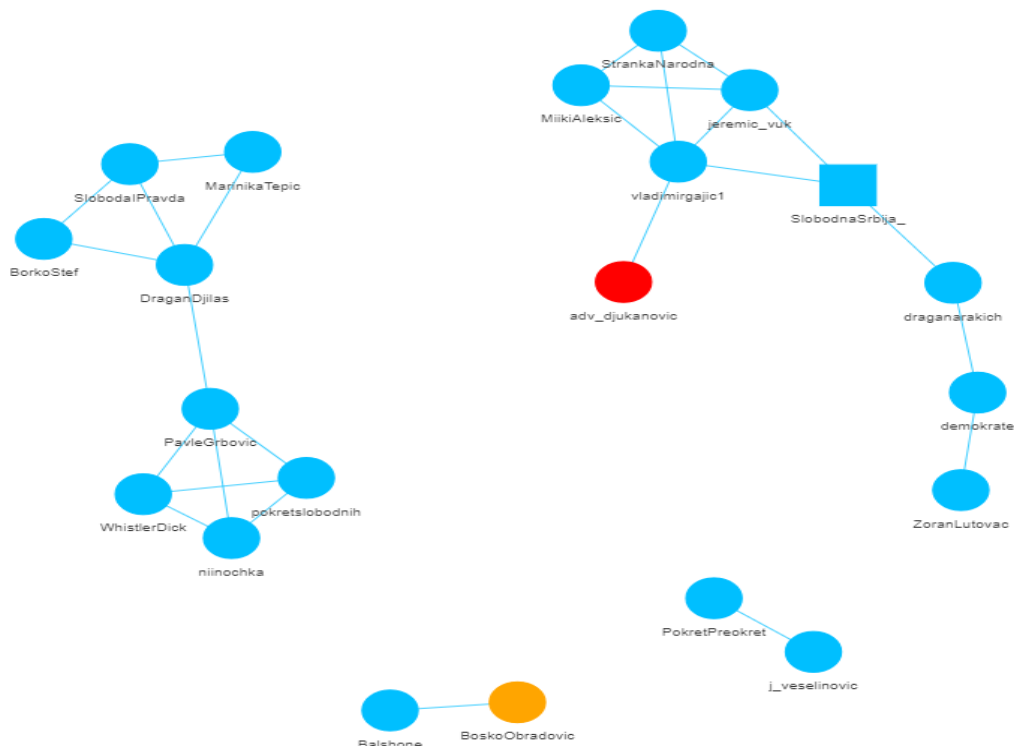
Slika 7: Prosečna sveukupna centralnost po frakcijama (nalozi osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog uzorka).

4.5. Homofilija i klaster analiza

Homofilija koja govori o sklonosti pojedinaca da se povezuju sa sebi sličnima odnosno u kontekstu hipoteze 4, pretpostavka da će komunikacija između naloga koji pripadaju istoj stranci biti intenzivnija, testirana je na osnovnom uzorku. Homofilija je računata tako što je graf osnovnog podeljen na 5 podgrafova (po jedan za svaku listu; Slika 8 i 9), odnosno 2 podgrafa (po jedan za svaku frakciju; vlast i opoziciju, Slika 10). Za liste NADA i Milica Đurđević Stamenkovski – Srpska stranka Zavetnici, homofilija nije računata jer su imali po jednog aktivnog predstavnika na Twitteru. Potrebno je napomenuti da je uzeta u obzir samo obostrana komunikacija između naloga, kao i da su usvaki podgraf uključeni i akteri drugih lista / frakcija koji su u toku posmatranog perioda ostvarili dvosmernu komunikaciju sa akterima liste / frakcije na koju se konkretni podgraf odnosi. Za svaki podgraf izračunati su koeficijent asortivnosti, čije se vrednosti kreću između -1 (heterofilična mreža) i 1 (homofilična mreža). Takođe, izračunata je i tranzitivnost (koeficijent grupisanja) odnosno još jedna mera koja se može koristiti u proveru sklonosti ka stvaranju malih, jako povezanih grupa. Za utvrđivanje najznačajnijih posrednika unutar grupa, izabrana je mera centralnosti intermedijarnosti, a čvor sa najvećom intermedijarnošću unutar grupe prikazan je kvadratom.

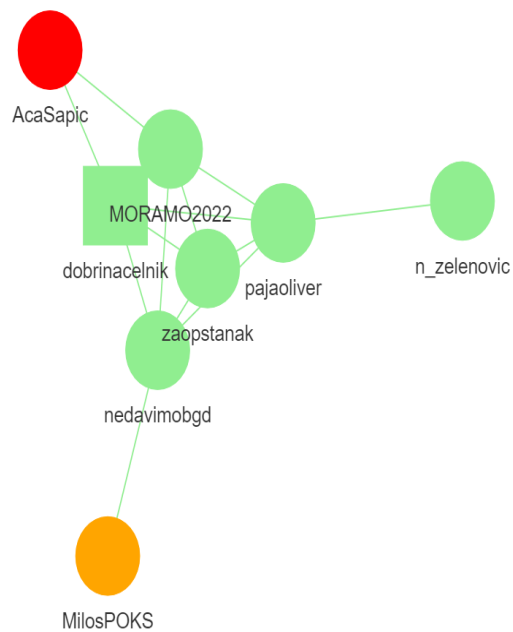
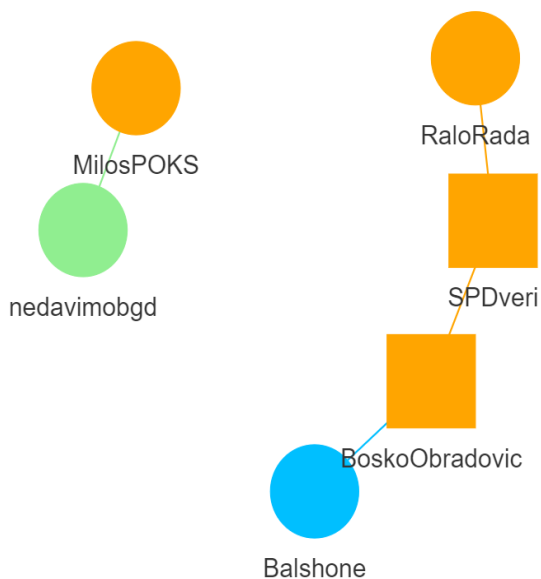
Gledano spram koeficijenta asortativnosti (Slika 8), postoji izražena tendencija komunikacije pre svega između naloga koji su članovi iste liste, a u slučaju liste SPS („Ivica Dačić - premijer Srbije“) isključivo. U najmanjoj meri, sklonost da se komunicira pre svega sa svojim stranačkim kolegama imale su liste „Boško Obradović – Srpski pokret DVERI – POKS – Miloš Parandilović – Patriotski blok za obnovu Kraljevine Srbije“ ($r=-0,231$), zatim „Aleksandar Vučić-Zajedno možemo sve“ ($r=-0,108$), Koalicija Moramo ($r=-0,091$) i lista „Marinika Tepić – Ujedinjeni za pobedu Srbije (UZPS)“ ($r=-0,03$). Ako posmatramo centralnost intermedijarnosti, u okviru liste UZPS, nalog sa najvećom intermedijarnošću je zvanični nalog pokreta Slobodna Srbija (SlobodnaSrbija_), u okviru liste Moramo je Dobrica Veselinović NDB, u okviru liste DVERI-POKS je zvanični nalog DVERI, u okviru SPS liste je Branko Ružić i u okviru SNS liste je Ana Brnabić. Posmatrajući podgraf liste UZPS-a (Slika 8), vidimo da je podeljen na 4 nepovezane komponente, a takođe se vidi i značaj naloga SlobodnaSrbija_ i veze između naloga Pavla Grbovića i Dragana Djilasa jer bez njih, ovaj podgraf bi imao 6 nepovezanih komponenti.

Marinika_Tepic_Ujedinjeni_za_pobedu_Srbije: $r = -0.03$; $tr = 0.623$



Bosko_Obradovic_Srpski_pokret_Dveri_POS_Milos_Parandilovic: $r = -0.231$; $tr = 0$

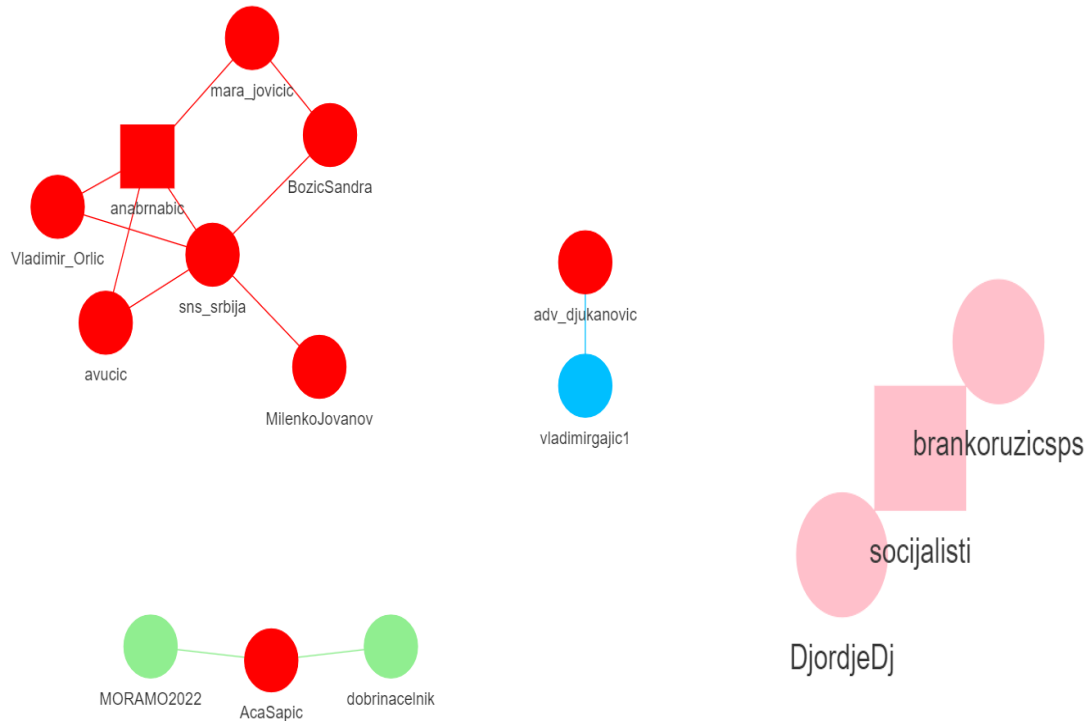
Koalicija_Moramo: $r = -0.091$; $tr = 0.702$



Slika 8. Podgrafovi opozicionih lista iz osnovnog uzorka za koje su izračunati: koeficijent nominalne asortativnosti prema listi (r) i tranzitivnosti (tr). Boja čvora označava izbornu listu (UZPS - svetlo plava, koalicija Moramo – zelena, DVERI-POKS – narandžasta, SPS – roze, crvena – SNS), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom.

Aleksandar_Vucic_Zajedno_mozemo_Sve: $r = -0.108$; $tr = 0.286$

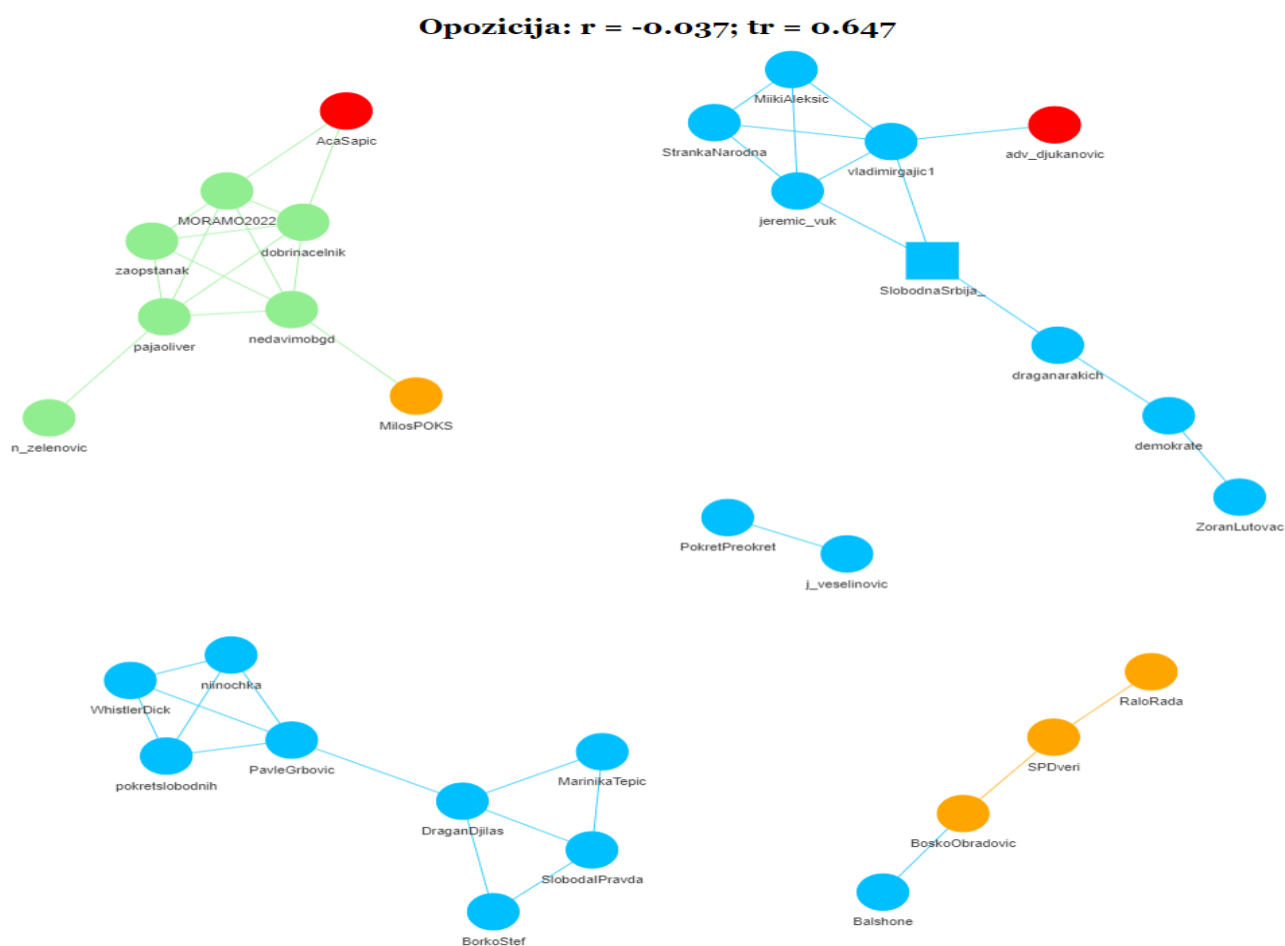
Ivica_Dacic_Premijer_Srbije: $r = NA$; $tr = 0$



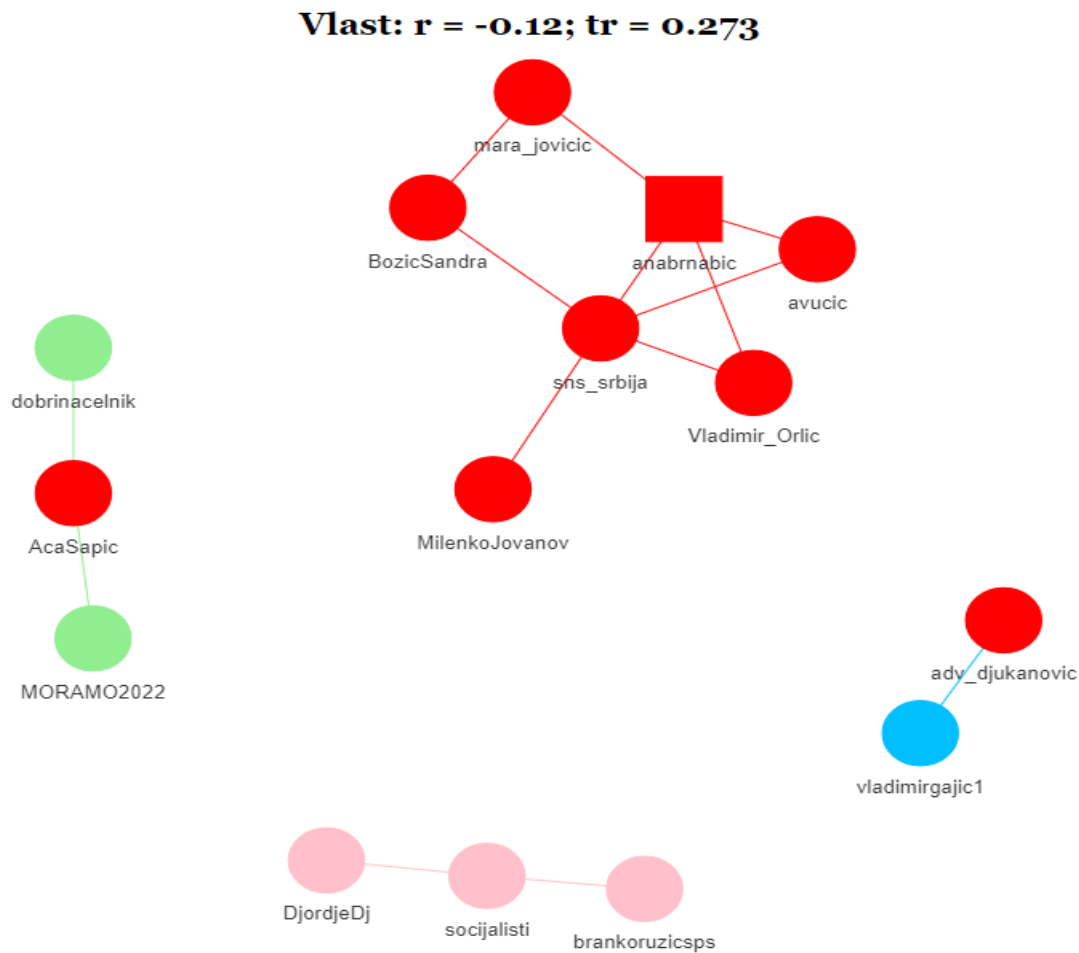
Slika 9. Podgrafovi vladajućih lista iz osnovnog uzorka za koje su izračunati: koeficijent nominalne asortativnosti prema listi (r) i tranzitivnosti (tr). Boja čvora označava izbornu listu (crvena – SNS, SPS – roze, UZPS - svetlo plava, koalicija Moramo – zelena, DVERI-POKS – narandžasta), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom.

Sklonost formiranja zatvorenih trijada (Slike 8 i 9), merena tranzitivnošću u slučaju SPS i DVERI-POKS jednaka je nuli, dok u slučaju ostalih lista najveću tranzitivnost imala je Koalicija Moramo ($tr=0,702$), zatim lista UZPS ($tr=0,603$) i SNS ($tr=0,286$). Veća tranzitivnost unutar lista Moramo i UZPS ukazuje na intenzivniju komunikaciju između stranka koje su sačinjavale ove liste, dok je visoka tranzitivnost unutar liste SNS očekivana jer je u pitanju jednostranačka lista.

Ako govorimo o homofiliji unutar frakcija (Slika 10 i 11), homofilija je izraženija u okviru frakcije vlasti ($r = -0.12$) u okviru koje je najveću intermedijarnost imala Ana Brnabić, dok je u okviru opozicije ($r = -0.037$), najveću intermedijarnost imalo nalog Pokreta Slobodna Srbija. Kada je u pitanju tranzitivnost, gledano u odnosu na frakcije, veća kohezija je bila prisutna kod opozicije ($tr=0,647$) u odnosu na vlast ($tr=0,273$).



Slika 10. Podgrafovi unutar opozicionih lista. Za svaki podgraf je izračunat koeficijent nominalne asortativnosti prema frakciji (r) i tranzitivnosti (tr), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom. Boja čvora označava izbornu listu (UZPS - svetlo plava, koalicija Moramo – zelena, DVERI-POKS – narandžasta, SPS – roze, crvena – SNS).



Slika 11. Podgrafovi unutar vladajućih lista. Za svaki podgraf je izračunat koeficijent nominalne asortativnosti prema frakciji (r) i tranzitivnosti (tr), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom. Boja čvora označava izbornu listu (crvena – SNS, SPS – roze, UZPS - svetlo plava, koalicija Moramo – zelena, DVERI-POKS – narandžasta).

Pretpostavka koja govori o sklonosti aktera da pre svega komuniciraju u okviru svojih lista leži i u osnovi hipoteze 5, koja je, koristeći mrežnu terminologu, izražena pretpostavkom da će se grupe identifikovane klaster analizom (tj. primenom algoritama za identifikovanje zajednica u mreži) u analiziranoj društvenoj mreži preklapati pre svega sa stranačkom pripadnošću naloga. Ovo je ispitano primenom igrph-ove "cluster_optimal ()" funkcije (Csárdi, 2020) koji računa optimalnu strukturu zajednica u okviru mreže na osnovnu maksimizacije modularnosti, odnosno deli mrežu na grupe tj. klastere koje karakteriše intenzivna interna komunikacija, a slaba komunikacija sa nalogima u okviru drugih grupa. Rezultati klaster analize dati su u Tabeli 13.

Tabela 13: Članstvo naloga osnovnog uzorka u klasterima prepoznatim pomoću funkcije "cluster_optimal ()"

Klasteri	Članovi
1	"SlobodaIPravda", "DraganDjilas", "MarinikaTepic", "BorkoStef", "PokretPreokret", "j_veselinovic", "milicazavetnica", "adv_djukanovic", "marijatvkv"
2	"demokrate", "ZoranLutovac", "draganarakich"
3	" <u>Balshone</u> ", "SPDveri", "BoskoObradovic", "RaloRada"
4	"StrankaNarodna", "jeremic_vuk", "MiikiAleksic", "vladimirgajic1", " <u>SlobodnaSrbija</u> "
5	"pokretslobodnih", "WhistlerDick", "PavleGrbovic", "niinohka"
6	"sindikatisloga"
7	"dsscentar"
8	"MORAMO2022", "zaopstanak", "nedavimobgd", "dobrinacelnik", "pajaoliver", "n_zelenovic", " <u>MilosPOKS</u> "
9	"AcaSapic", "sns_srbija", "avucic", "anabrnabic", "micanovic_s", "Vladimir_Orlic", "MilenkoJovanov", "handanovic", "mara_jovicic", "KrstoJanjusevic", "BozicSandra"
10	"DjordjeDj", "socijalisti", "brankoruzicsps"

Članovi klastera 1 (SSP), 2 (DS), 3 (DVERI), 4 (NS), 5 (PSG), 9 (SNS) i 10 (SPS) su skoro savršeno usaglašeni sa pripadnošću stranci, odnosno svaki od ovih klastera čini jedna stranka. Ako govorimo o listama, izdvaja se klaster 8 čiji članovi skoro savršeno odgovaraju pripadnicima koalicije Moramo koja se sastojala od pokreta Ekološki ustanak, Ne davimo Beograd i Zajedno za Srbiju, što i nije iznenađenje s obzirom da je u fokusu ovih pokreta ekologija i socijalna pravda. Sa druge strane, ako posmatramo stranke liste UZPS, one su jasno podeljene u klastere prema stranačkoj pripadnosti. Ovo se može objasniti činjenicom da je lista formirana pre svega sa ciljem smene dosadašnje vlasti, a ne na osnovu istih ideologija i stavova.

5. Diskusija rezultata

Ovo poglavlje sadrži tumačenje prethodno prikazanih rezultata u kontekstu postavljenih hipoteza.

1) Pojedini akteri, političke partije i koalicije su značajno uticajni od ostalih u analiziranim mrežama.

Uticaj posmatranih političkih aktera, partija i koalicija meren je kombinacijom klasičnih metrika popularnosti i metrika mrežne centralnosti. Analiza ovih metrika jasno je ukazala na postojanje razlike u uticaju različitih aktera/partija/koalicija u komunikaciji na Tviteru.

Za merenje popularnosti posmatranih aktera, u obzir su uzeti broj pratilaca kao osnovni indikator veličine njihove publike i prosečni retvit kao mera uspeha širenja svojih političkih ideja i poruka. Kao najpopularniji nalozi prema broju pratilaca u okviru osnovnog uzorka (Tabela 3) izdvojili su se nalozi: Aleksandar Vučić (SNS), Vuk Jeremić (NS), Aleksandar Šapić (SNS), Dragan Đilas (SSP) i Marinika Tepić (SSP). Prema prosečnom retvitu, apsolutno su prednjačili nalozi Srpske napredne stranke, pri čemu se na vrhu liste našao nalog njihovog lidera Aleksandra Vučić čijih je 15 tvitova u toku posmatranog perioda retvitovano 23.668 (prosečan retvit – 1 577,87), a odmah iza njega zvanični nalog SNS-a čijih je 294 tvitova, retvitovano čak 370.029 puta (prosečan retvit – 1 258,60). Ovakav vid komunikacije među pripadnicima članova ili simpatizera SNS stranke, koji se ogleda u malom broju tvitova, a veliki broju retvitova bio je prisutan i tokom kampanje za izbore 2016 i 2020 (Galjak, 2016; Nikolić, 2020). Jedan od mogućih razlog leži u organizovanom retvitovanju radi promocije i povećanja popularnost Aleksandra Vučića i njegove stranke. Ukoliko izuzmemo naloge SNS-a iz rang liste najpopularnijih naloga prema prosečnom retvitu, dominiraju nalozi članova Stranke Slobode i pravde (SSP) sa izuzetkom naloga potpredsednika Narodne stranke, Miroslava Aleksić.

Sa druge strane rezultati ukupne centralnosti, merene kompozitnim pokazateljem, P2 odstojanjem, su izdvojili SNS kao najuticajniju listu, ali taj uticaj je slabiji nego što su to klasične metrike popularnosti pokazale. Ova razlika u rezultatima dobijenim na osnovu dve grupe metrika potencijalno se može objasniti postojanjem prethodno spomenutih organizovanih stranačkih aktivista koji šire propagandu na društvenim mrežama na šta ukazuje već spomenutu mali broj tvitova, a veliki broju retvitova članova ili simpatizera SNS stranke, a koji su doprineli da istaknuti članovi SNS zauzmu prvih deset mesta na osnovu prosečnog retvita.

Sa prosečnom sveukupnu centralnošću od 7,72 SNS je na prvom mestu, a odmah ispod sa 6,66 je lista Moramo i UZPS sa 5,75. Ako posmatramo uticajne naloge rangirane prema kompozitnom pokazatelju od top deset naloga, tri naloga su vezana za SNS (Vladimir Đukanović, Aleksandar Vučić i zvanični nalog SNS), a ostatak čine nalozi koji pripadaju članovima opozicionih lista.

Ono što je zanimljivo jeste što najuticajniji nalozi prema ovoj metrici u okviru lista nisu njihovi nosioci, tako da u okviru SNS liste najveću vrednost kompozitnog pokazatelja centralnosti ima Vladimir Djukanović, u okviru liste UZPS - Pavle Grbović (PSG) i u okviru liste Moramo - Dobrica Veselinović (NDBG).

2) Kompozitni pokazatelj mera centralnosti, zasnovan na P2 odstojanju (Ivanović,1974; Pena,1977), pokazaće se kao adekvatan indikator sveukupne centralnosti aktera mreže.

Ova teza koja je potvrđena i u Nikolićevom i Galjakovom radu (Nikolić,2020; Galjak 2016) i u ovom istraživanju se pokazala tačnom. Potvrda leži u jakoj pozitivnoj korelaciji P2 odstojanja (Odeljak 4.4) sa svim ostalim korišćenim metrikama centralnosti (centralnost intermedijarnosti (0.89), centralnost dolaznog stepena (0.90), centralnost odlaznog stepena (0.67), centralnost bliskosti (0.86), centralizacija svojstvenog vektora (0.74)) .

3) Homofilija kao sklonost aktera da komuniciraju prevashodno u okviru grupe kojoj pripadaju je neravnomerno zastupljena među analiziranim grupama.

Rezultati analize homofilije (Odeljak 4.5) potvrđuju ovu tezu odnosno pokazuju da je homofilija neravnomerna zastupljena u okviru mreže osnovnog uzorka. Ako izuzmemo članove liste NADA i Milica Đurđević Stamenkovski – Srpska stranka Zavetnici koji nisu ostvarili obostranu komunikaciju sa drugim akterima, rezultati merenja homofilije pokazuju da postoji izražena tendencija komunikacije pre svega između naloga koji su članovi iste liste odnosno pripadaju istoj frakciji. Takođe ove zaključke treba uzeti sa rezervom usled razlike u broju članova liste/frakcije.

Gledano spram koeficijenta asortativnosti, najmanje homofilična je bila lista DVERI – POKS ($r=-0,231$), zatim SNS ($r=-0,108$), koalicija Moramo ($r=-0,091$), lista UZPS ($r=-0,03$) i na kraju se nalazi lista SPS koja je bile apsolutno homofilična.

Gledano spram frakcija, homofilija je izraženija u okviru frakcije vlasti ($r = -0.12$) u odnosu na opoziciju ($r = -0.037$), što znači da su liste opozicije sklonije dijalogu sa političkim protivnicima i neistomišljenicima.

4) Kohezija unutar grupe merena brojem zatvorenih trijada u analiziranoj društvenoj mreži je neravnomerno zastupljena među različitim grupama.

Rezultati prikazani ukazuju da je kohezija odnosno sklonost formiranja zatvorenih trijada merena koeficijentom tranzitivnosti neravnomerno zastupljena među listama (Odeljak 4.5). Liste SNS i DVERI-POKS nisu imale ni jednu zatvorenu trijadu dok je najveću tranzitivnost imala Koalicija Moramo ($t=0,702$), zatim lista UZPS ($t=0,603$) i SNS ($t=0,286$). Kada je u pitanju tranzitivnost, gledano u odnosu na frakcije, veća kohezija je bila prisutna kod opozicije ($tr=0,647$) u odnosu na vlast ($tr=0,273$).

5) Grupe identifikovane klaster analizom u analiziranoj društvenoj mreži preklapaju se pre svega sa stranačkom pripadnošću naloga.

Rezultati prikazani u Odeljku 4.5. pokazali su da se grupe identifikovane klaster analizom koja se zasniva na indentifikaciji grupa (klastera) između kojih postoji intenzivna interna komunikacija, u velikoj meri poklapaju sa stranačkom pripadnošću naloga, dok je poklapanje sa izbornim listama značajno manje. Ovo ukazuje da je pripadnost stranci igrala značajniju ulogu od pripadnosti listi odnosno članovi stranaka su znatno intenzivnije komunicirali sa svojim stranačkim kolegama nego sa svojim koalicionim partnerima. Članovi klastera 1 (SSP), 2 (DS), 3 (DVERI), 4 (NS), 5 (PSG), 9 (SNS) i 10 (SPS) su skoro savršeno usaglašeni sa pripadnošću stranci (Tabela 13), odnosno svaka stranka zauzima svoj klaster.

Kada bismo posmatrali liste, izdvaja se klaster 8 koga čine stranke Koalicija Moramo (Pokret Ekološki ustanak, Ne davimo Beograd i Zajedno za Srbiju) što znači da je među koalicionim partnerima u okviru ove liste postojala intenzivnija interakcija na Tviteru. Pored njih, i liste SNS i SPS se savršeno poklapaju sa pripadnošću listi ali je to i očekivano s obzirom na prethodno razmatrane rezultate homofilije. Sa druge strane, ako pogledamo listu UZPS, kao najveću opozicionu listu, ona je jasno podeljene u klastere prema stranačkoj pripadnosti. Izostanak intenzivnije interakcije na Tviteru među strankama UZPS liste se može objasniti činjenicom da je

lista formirana pre svega sa ciljem smene dosadašnje vlasti, a ne na osnovu istih ideologija i stavova.

6. Zaključak

Kako je navedeno u uvodnom delu rada, prvi cilj sprovedene analize je bio kreiranje i analiza društvenih mreža koje odražavaju interakciju političkih stranaka i njihovih istaknutih akteri na Tviteru za vreme trajanja kampanje za parlamentarne i predsedničke izbore u Srbiji 2022. godine. Studija se bavila pitanjima: ko su bili ključni akteri u okviru formiranih mreža kako iz vlasti, tako i opozicije, kako se komunikacija odvijala u okviru ovih mreža i da li je dolazilo do komunikacije sa predstavnicima različitih političkih grupacija. Odgovori na ova pitanja dati su kombinacijom analize klasičnih metrika popularnosti na Tviteru (poput broja pratioca i prosečnog retvita) i mrežnih metrika, kao i analizom homofilije i klasterovanjem.

Rezultati uticaja pojedinih aktera i lista mereni klasičnim metrikama popularnosti nisu se u potpunosti poklopili sa rezultatima metrika mrežne centralnosti. Gledano spram prosečnog retvita, nalozi koji pripadaju listi SNS ubedljivo su dominirali, a na drugom mestu se nalaze UZPS. Rezultati ukupne centralnosti, merene kompozitnim pokazateljem, baziranim na P2 odstojanju, su potvrdili SNS kao najuticajnijiu listu, ali je taj uticaj slabiji nego što su to klasične metrike popularnosti pokazale. Kada govorimo o homofilčnosti, rezultati ukazuju da postoji izražena tendencija komunikacije pre svega između naloga koji su članovi iste liste, a u slučaju liste SPS („Ivica Dačić - premijer Srbije“) isključivo. Gledano spram frakcije, opozicione stranke su bile sklonije dijalogu sa političkim protivnicima i neistomišljenicima u odnosu na vladajuće. Klaster analiza je takođe potvrdila da je pripadnost stranci igrala značajniju ulogu od pripadnosti listi, pa su se tako članovi identifikovanih klastera skoro savršeno usaglašeni sa pripadnošću stranci. Na kraju, treba pomenuti da neke od lista koje su prešle cenzus i ušle u parlament nisu imale fokusiranu kampanju na Tviteru, tako da su samo marginalno obuhvaćene sprovedenom analizom. Konkretno reč je o listama Zavetnika i Nada koje su imale po jednog aktivnog predstavnika, dok liste poput Savez vojvođanskih Mađara, Stranka pravde i pomirenja i SDA Sandžak nisu imale ni po jednog predstavnika.

Drugi primarni cilj ovog rada, bio je da se na novom setu podataka, testira metodologija koji su prvo Galjak (2017), a zatim prateći isti pristup i Nikolić četiri godine kasnije (2020), primenili u analizi Tviter kampanje za vreme parlamentarnih izbora 2016. odnosno 2020. godine. S obzirom da je bila u pitanju replikativna studija, podaci su bili prikupljeni i analizirani na način na koji je to urađeno u prethodno navedenim istraživanjima, pri čemu se primena ove metodologije na

novom skupu podataka pokazala adekvatnom. Evaluacija hipoteza je imala isti rezultat kao i kod Galjaka i Nikolića sa malim razlikama u rangiranju političkih aktera i stranaka prema uticaju što je posledica nešto drugačije političke situacije u Srbiji, pre svega ukupnjavanja opozicionih stranaka kroz formiranje novih lista.

Za kraj potrebno je spomenuti određena ograničenja vezana za analizu podataka prikupljenih sa Tvitera. Za početak potrebno je napomenuti da u Srbiji postoji oko 402. 800 Tviter korisnika (5% ukupne populacije)³, što je mali broj u poređenju sa konzumentima televizije ili štampanih medija. Zatim, postoje ograničenja Tviter API-ja zbog kojih je moguće preuzeti samo 3200 najnovijih tvitova za svakog korisnika, pri čemu nije moguće prikupiti podatke za naloge koji su ugašeni u vreme prikupljanja podataka ili imaju podešenu opciju privatnosti. Pored ovoga, postoji velika razlika u broju aktivnih članova stranaka/lista na Tviteru što isto otežava prikupljanje reprezentativnog uzorka, tako da je teško dovoditi rezultate izbora u vezu sa rezultatima koje su predizborne kampanje ostvarile na Tviteru.

S obzirom da je fokus u ovom radu bio na analizi mrežne strukture koja proizilazi iz toga ko je sa kim i koliko komunicirao, radi boljeg razumevanja same interakcije između političkih aktera i njihovih pratioca, bilo bi poželjno analizirati sadržaj preuzetih tvitova.

Celokupan R kod korišćen za potrebe prikupljanja i sređivanja podataka, kao i analize dostupne su na sledećem linku (<https://github.com/NevenaBogicevic>).

³ Procena sa www.datareportal.com na osnovu Tviterove procene veličine domaćeg tržišta za reklamiranje preko ove mreže u Januaru 2022. <https://datareportal.com/reports/digital-2022-serbia>

Literatura

- Akar, E., Mardikyan, S. 2018: User Roles and Contribution Patterns in onlIne Communities: A Managerial Perspective. Sage Open 8.(3), 2158244018794773.
- Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017): Social media and fake news in the 2016 election. *Journal of economic perspectives*, 31(2), 211-36.
- Almende, B. V., Thieurmel, B., & Robert, T. (2019): visNetwork: Network visualization using 'vis. js' library. 2019. R package version, 2(9).
- Bail, C. A., Argyle, L. P., Brown, T. W., Bumpus, J. P., Chen, H., Hunzaker, M. F., ... & Volfovsky, A. (2018): Exposure to opposing views on social media can increase political polarization. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(37), 9216-9221.
- Bermingham, A., & Smeaton, A. (2011, November): On using Twitter to monitor political sentiment and predict election results. In *Proceedings of the Workshop on Sentiment Analysis where AI meets Psychology (SAAIP 2011)* (pp. 2-10).
- Borgatti, S. P., & Cross, R. (2003): A relational view of information seeking and learning in social networks. *Management science*, 49(4), 432-445.
- Carrington, P. J., Scott, J., & Wasserman, S. (Eds.). (2005). *Models and methods in social network analysis* (Vol. 28). Cambridge university press.
- Christakis, N. A., & Fowler, J. H. (2010). *Connected: The amazing power of social networks and how they shape our lives*. HarperCollins UK.
- Can, Umit & Alatas, Bilal (2019) : *A new direction in social network analysis: Online social network analysis problems and applications*. North-Holland, Elsevier.
- Ciacci, A., Ivaldi, E., & González-Relaño, R. (2021): A partially non-compensatory method to measure the smart and sustainable level of Italian municipalities. *Sustainability*, 13(1), 435.
- Cobb, N. K., Graham, A. L., & Abrams, D. B. (2010). Social network structure of a large online community for smoking cessation. *American journal of public health*, 100(7), 1282-1289.

Council of Europe (2018): Internet and electoral campaigns - Study on the use of internet in electoral campaigns. The Council of Europe and the European Union.

Daniel Bush (2020): Fighting Like a Lion for Serbia: An Analysis of Government-Linked Influence Operations in Serbia. Stanford Internet Observatory. Dostupno na: https://fsi-live.s3.us-west-1.amazonaws.com/s3fs-public/serbia_march_twitter.pdf

Fowler, E. F., Franz, M. M., Martin, G. J., Peskowitz, Z., & Ridout, T. N. (2021). Political advertising online and offline. *American Political Science Review*, 115(1), 130-149.

Garcia, D., Mavrodiev, P., Casati, D., & Schweitzer, F. (2017). Understanding popularity, reputation, and social influence in the Twitter society. *Policy & Internet*, 9(3), 343-364.

Galjak, Marko (2017) Primena programskog jezika R u računarskoj analizi društvenih mreža: primer izbora u Srbiji, master rad, Univerzitet u Beogradu, Beograd.

Grant, W. J., Moon, B., & Busby Grant, J. (2010). Digital dialogue? Australian politicians' use of the social network tool Twitter. *Australian journal of political science*, 45(4), 579-604.

Grover, P., Kar, A. K., Dwivedi, Y. K., & Janssen, M. (2019). Polarization and acculturation in US Election 2016 outcomes—Can twitter analytics predict changes in voting preferences. *Technological Forecasting and Social Change*, 145, 438-460.

Hansen, D., Shneiderman, B., and Smith, M.A. (2011): Analyzing Social Media Networks with NodeXL: Insights from a Connected World by Derek Hansen, Ben Shneiderman, and Marc A. Smith. *International Journal of Human-Computer Interaction*.

IREX(2021), The 2021 The 2021 Europe & Eurasia Vibrant Information Barometer <https://www.irex.org/sites/default/files/pdf/vibrant-information-barometer-2021.pdf>

Jackson, M. O. (2011). An overview of social networks and economic applications. *Handbook of social economics*, 1, 511-585.

Jackson, S. J., Bailey, M., & Welles, B. F. (2020). # HashtagActivism: Networks of race and gender justice. Mit Press.

Johnson, D. S., & Trick, M. A. (Eds.). (1996). Cliques, coloring, and satisfiability: second DIMACS implementation challenge, October 11-13, 1993 (Vol. 26). American Mathematical Soc.

- Kas, M., Wachs, M., Carley, K. M., & Carley, L. R. (2013, August). Incremental algorithm for updating betweenness centrality in dynamically growing networks. In *Proceedings of the 2013 IEEE/ACM international conference on advances in social networks analysis and mining* (pp. 33-40).
- Kale, U. (2007): *Online communication patterns in a teacher professional development program* (Doctoral dissertation, Indiana University).
- Kleinberg, J. M., Kumar, R., Raghavan, P., Rajagopalan, S., & Tomkins, A. S. (1999, July). The web as a graph: Measurements, models, and methods. In *International Computing and Combinatorics Conference* (pp. 1-17). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Kumar, S., Zafarani, R., & Liu, H. (2011, August). Understanding user migration patterns in social media. In *Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*.
- Lefky, T., Brewer, P. R., & Habegger, M. (2015). Tweets on television news: The nature and effects of campaign coverage of Twitter. *Electronic News*, 9(4), 257-269.
- Lim, M. (2012). Clicks, cabs, and coffee houses: Social media and oppositional movements in Egypt, 2004–2011. *Journal of communication*, 62(2), 231-248.
- Lusher, D., Robins, G., & Kremer, P. (2010). The application of social network analysis to team sports. *Measurement in physical education and exercise science*, 14(4), 211-224.
- Mahendran, L., & Alsherif, N. (2020). Adding clarity to our community guidelines. *TikTok Newsroom*, 8.
- Maharani, W., & Gozali, A. A. (2014, October). Degree centrality and eigenvector centrality in twitter. In *2014 8th international conference on telecommunication systems services and applications (TSSA)* (pp. 1-5). IEEE.
- McPherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. M. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual review of sociology*, 415-444.
- Meisel, M. K., Clifton, A. D., MacKillop, J., Miller, J. D., Campbell, W. K., & Goodie, A. S. (2013). Egocentric social network analysis of pathological gambling. *Addiction*, 108(3), 584-591.

- Mislove, A., Marcon, M., Gummadi, K. P., Druschel, P., & Bhattacharjee, B. (2007, October). Measurement and analysis of online social networks. In Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM conference on Internet measurement (pp. 29-42).
- Newman, Mark (2010): Networks. An Introduction. Oxford: Oxford University Press.
- Nikolić, Ratko (2020): Primena analize društvenih mreža za proučavanje političke komunikacije na Tviteru: Primer parlamentarnih izbora u Srbiji 2020., master rad, Univerzitet u Beogradu, Beograd.
- Otte, E., & Rousseau, R. (2002). Social network analysis: a powerful strategy, also for the information sciences. *Journal of information Science*, 28(6), 441-453.
- Okan, E. Y., Topcu, A., & Akyüz, S. (2014). The role of social media in political marketing: 2014 local elections of turkey. *European Journal of business and Management*, 6(22), 131-140.
- Parmelee, J. H., & Bichard, S. L. (2011). Politics and the Twitter revolution: How tweets influence the relationship between political leaders and the public. Lexington books.
- Palmer, A., & Koenig-Lewis, N. (2009). An experiential, social network-based approach to direct marketing. *Direct Marketing: An International Journal*.
- Pedersen, T. L. (2018). An implementation of grammar of graphics for graphs and networks.
- Popa, S. A., Fazekas, Z., Braun, D., & Leidecker-Sandmann, M. M. (2020). Informing the public: How party communication builds opportunity structures. *Political Communication*, 37(3), 329-349.
- Reporters Without Borders. (2021). Reporters without Borders (online)/rsf.
- Ruowei Liu, Xiaobai Yao, Chenxiao Guo & Xuebin Wei (2021): Can We Forecast Presidential Election Using Twitter Data? An Integrative Modelling Approach, *Annals of GIS*, 27:1, 43-56, DOI: 10.1080/19475683.2020.1829704
- RIK. (2016). Ukupni rezultati izbora 2016. Dostupno na: <http://arhiva.rik.parlament.gov.rs/izbori-za-narodne-poslanike-2016-rezultati.php>

RIK. (2017). Izveštaj o konačnim rezultatima izbora za predsednika Republike Srbije 2017. Dostupno na: <http://arhiva.rik.parlament.gov.rs/izbori-za-predsednika-republike-2017-konacni-2004.php>

RIK. (2020). Ukupni rezultati izbora za narodne poslanike Narodne skupštine 2020. godine. Dostupno na: <https://www.rik.parlament.gov.rs/tekst/9386/ukupni-rezultati-izbora-za-narodne-poslanike-narodne-skupstine-2020-godine.php>

RIK. (2022). Izveštaj o ukupnim rezultatima Izbora za predsednika Republike Srbije 2022. Dostupno na: <https://www.rik.parlament.gov.rs/vest/317359/70-sednica-republicke-izborne-komisije.php>

Sarıtaş, A., & Aydın, E. E. (2015).: Elections and Social Media. Public Affairs and Administration: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications. Information Resources Management Association (USA) Chapter 15. 314-328.

Safiullah, M., Pathak, P., Singh, S., & Anshul, A. (2017). Social media as an upcoming tool for political marketing effectiveness. Asia Pacific Management Review, 22(1), 10-15.

Sharma, A., & Ghose, U. (2020). Sentimental analysis of twitter data with respect to general elections in india. Procedia Computer Science, 173, 325-334.

Scott, J. (2013). Social Network Analysis (Third Edition). Los Angeles: SAGE.

Stier, S., Bleier, A., Lietz, H., & Strohmaier, M. (2018). Election campaigning on social media: Politicians, audiences, and the mediation of political communication on Facebook and Twitter. Political communication, 35(1), 50-74.

Stieglitz, S., Brockmann, T., & Xuan, L. D. (2012). Usage of social media for political communication.

Shao, C., Ciampaglia, G. L., Varol, O., Yang, K. C., Flammini, A., & Menczer, F. (2018). The spread of low-credibility content by social bots. Nature communications, 9(1), 1-9.

Tucker, J. A., Guess, A., Barberá, P., Vaccari, C., Siegel, A., Sanovich, S., ... & Nyhan, B. (2018). Social media, political polarization, and political disinformation: A review of the scientific

literature. Political polarization, and political disinformation: a review of the scientific literature (March 19, 2018).

Tjong Kim Sang, E., and J. Bos (2012): Predicting the 2011 Dutch Senate Election Results with Twitter. 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, April 23–27. Avignon, France.

Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., & Welpe, I. (2010, May). Predicting elections with twitter: What 140 characters reveal about political sentiment. In Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (Vol. 4, No. 1, pp. 178-185).

Twitter, 2013: Connecting advertisers to Twitter users around the world.

https://blog.twitter.com/en_us/a/2013/connecting-advertisers-to-twitter-users-around-the-world

Twitter, 2017: Tweeting Made Easier.

https://blog.twitter.com/en_us/topics/product/2017/tweetingmadeeasier

Williams, C. B., & Gulati, G. J. J. (2013). Social networks in political campaigns: Facebook and the congressional elections of 2006 and 2008. *New media & society*, 15(1), 52-71.

Wasserman, S., and K. Faust (1994): *Social Network Analysis: Methods and Application*. Edited by Cambridge University Press. 1st ed. 8 vols. New York, NY: Cambridge University Press

Yang, X. N., Yang, H. W., Wu, Z., & Lu, Z. M. (2013, September). Detecting the Key Links by Community Detecting Algorithms. In 2013 Third International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (pp. 972-975). IEEE.

Zhang, J., & Luo, Y. (2017, March). Degree centrality, betweenness centrality, and closeness centrality in social network. In 2017 2nd international conference on modelling, simulation and applied mathematics (MSAM2017) (pp. 300-303). Atlantis Press.

Zachary Neal (2015) Borgatti, S. P., Everett, M. G., & Johnson, J. C. (2013). Analyzing Social Networks, *The Journal of Mathematical Sociology*, 221-222.

Dodatak 1. Osnovni podaci naloga osnovnog uzorka

Političar	Nalog	Stranka	Lista	Frakcija	Datum Otvaranja
Nalog SSP	SlobodaIPravda	SSP	UZPS	Opozicija	2/20/2019
Dragan Djilas	DraganDjilas	SSP	UZPS	Opozicija	10/20/2010
Marinika Tepic	MarinikaTepic	SSP	UZPS	Opozicija	2/21/2017
Borko Stefanovic	BorkoStef	SSP	UZPS	Opozicija	12/13/2012
Nalog DS	demokrate	DS	UZPS	Opozicija	7/31/2009
Zoran Lutovac	ZoranLutovac	DS	UZPS	Opozicija	8/30/2013
Dragana Rakic	draganarakich	DS	UZPS	Opozicija	1/27/2017
Balsa Bozovic	Balshone	DS	UZPS	Opozicija	3/25/2011
Nalog NS	StrankaNarodna	NS	UZPS	Opozicija	9/27/2017
Vuk Jeremic	jeremic_vuk	NS	UZPS	Opozicija	9/18/2012
Miroslav Aleksic	MiikiAleksic	NS	UZPS	Opozicija	6/27/2014
Vladimir Gajic	vladimirgajic1	NS	UZPS	Opozicija	6/24/2016
Nalog PSG	pokretslobodnih	PSG	UZPS	Opozicija	12/26/2016
Sergej Trifunovic	WhistlerDick	PSG	UZPS	Opozicija	4/10/2017
Pavle Grbovic	PavleGrbovic	PSG	UZPS	Opozicija	10/28/2017
Nina Stojakovic	niinochka	PSG	UZPS	Opozicija	11/21/2014
PokretSlobodnaSrbija	SlobodnaSrbija_	PokretSlobodnaSrbija	UZPS	Opozicija	2/13/2020
PokretZaPreokret	PokretPreokret	PZP	UZPS	Opozicija	6/21/2015
UdruzenjeSindikatiSrbijeSloga	sindikatisloga	UdruzenjeSindikatiSrbijeSloga	UZPS	Opozicija	5/29/2013
Veselinovic	j_veselinovic	PZP	UZPS	Opozicija	10/4/2013
Demokratska_stranka_Srbije	dsscentar	DSS	NADA	Opozicija	6/9/2011
MORAMO2022	MORAMO2022	Koalicija_Moramo	Moramo	Opozicija	1/16/2022
zaopstanak	zaopstanak	Pokret_Ekoloski_ustanak	Moramo	Opozicija	11/29/2021
nedavimobgd	nedavimobgd	Pokret_Ne_Davimo_Beograd	Moramo	Opozicija	4/5/2015
Dobrica Veselinovic	dobrinacelnik	Pokret_Ne_Davimo_Beograd	Moramo	Opozicija	8/13/2017
Biljana Stojkovic	pajaoliver	Zajedno_za_Srbiju	Moramo	Opozicija	5/27/2012
Nebojsa Zelenovic	n_zelenovic	Zajedno_za_Srbiju	Moramo	Opozicija	7/11/2014
Nalog Dveri	SPDveri	Dveri	Dveri_POKS	Opozicija	12/9/2010
Bosko Obradovic	BoskoObradovic	Dveri	Dveri_POKS	Opozicija	12/17/2014
Radmila Vasic	RaloRada	Dveri	Dveri_POKS	Opozicija	4/26/2016
Milos Parandilovic	MilosPOKS	POKS	Dveri_POKS	Opozicija	11/5/2011
Milica Djurdjevic	milicazavetnica	SSZ	Zavetnici	Opozicija	10/4/2021
Aleksandar Sagic	AcaSagic	SNS	SNS	Vlast	11/20/2012
Nalog SNS	sns_srbija	SNS	SNS	Vlast	1/31/2011
Aleksandar Vucic	avucic	SNS	SNS	Vlast	8/16/2011
Ana Brnabic	anabrnic	SNS	SNS	Vlast	4/8/2015
Slavisa Micanovic	micanovic_s	SNS	SNS	Vlast	7/4/2020
Vladimir Orlic	Vladimir_Orlic	SNS	SNS	Vlast	2/12/2016
Vladimir Djukanovic	adv_djukanovic	SNS	SNS	Vlast	12/5/2021
Milenko Jovanovic	MilenkoJovanov	SNS	SNS	Vlast	5/16/2011

Damir Handanovic	handanovic	SNS	SNS	Vlast	9/18/2009
Marija Jovicic	mara_jovicic	SNS	SNS	Vlast	5/24/2015
Marija Obradovic	marijatvkv	SNS	SNS	Vlast	4/21/2012
Krsto Janjusevic	KrstoJanjusevic	SNS	SNS	Vlast	5/10/2019
Sandra Bozic	BozicSandra	SNS	SNS	Vlast	6/24/2012
Djordje Djokovic	DjordjeDj	SPS	SPS	Vlast	2/3/2010
Nalog SPS	socijalisti	SPS	SPS	Vlast	5/27/2010
Branko Ruzic	brankoruzicsps	SPS	SPS	Vlast	3/4/2016

Dodatak 2: Klasične Tviter metrike naloga osnovnog uzorka

Nalog	Ukupan broj maj 2022				Za vreme kampanje			
	Pratioci	Prijatelji	Tvitovi	Favorisao	Favorisan	Retvitovan	Tvitovi	Pros.Ret
SlobodaIPravda	27764	1339	4532	177	11080	2052	23	89.21739
DraganDjilas	150723	980	2081	11474	33164	4631	26	178.1154
MarinikaTepic	123731	9604	6252	67761	85716	10613	60	176.8833
BorkoStef	107485	13189	15473	39574	10679	1345	38	35.39474
demokrate	46547	1527	18714	1890	9104	1290	119	10.84034
ZoranLutovac	36637	4668	27684	21979	19361	1667	118	14.12712
draganarakich	10179	4353	1820	33907	14839	1481	55	26.92727
Balshone	39182	3229	17778	60763	15598	563	205	2.746341
StrankaNarodna	25486	308	8714	3380	25279	3657	175	20.89714
jeremic_vuk	196821	1641	18860	48707	4986	458	15	30.53333
MiikiAleksic	26932	698	4305	31743	5035	579	11	52.63636
vladimirgajic1	62219	1919	16492	15283	29309	2001	138	14.5
pokretslobodnih	35265	8599	8656	5531	12612	1504	91	16.52747
WhistlerDick	114078	1107	43035	40149	7938	535	23	23.26087
PavleGrbovic	26985	1928	10496	17439	90642	5052	204	24.76471
niinochka	18542	790	8268	22248	81035	4963	261	19.01533
SlobodnaSrbija_	4526	4076	5569	7790	6760	1065	135	7.888889
PokretPreokret	1317	743	1918	125	858	146	41	3.560976
sindikatisloga	416	201	3109	70	42	22	19	1.157895
j_veselinovic	18297	2687	15260	23734	13487	1469	153	9.601307
dsscentar	9583	1956	7179	1511	1717	188	88	2.136364
MORAMO2022	4107	56	601	333	10615	1226	182	6.736264
zaopstanak	1582	515	572	1116	657	105	51	2.058824
nedavimobgd	44246	793	22843	16647	14075	1934	265	7.298113
dobrinacelnik	20343	564	11542	57512	13327	978	154	6.350649
pajaoliver	27372	8945	9545	107901	19044	1269	129	9.837209
n_zelenovic	29674	9238	1100	691	3429	396	37	10.7027
SPDveri	26801	2900	24807	12925	3589	412	111	3.711712
BoskoObradovic	74364	251	7908	1170	16658	1195	143	8.356643
RaloRada	540	769	1733	6976	113	18	20	0.9
MilosPOKS	521	35	166	67	508	50	47	1.06383
milicazavetnica	1217	313	62	17	547	51	5	10.2
AcaSapic	175169	1488	13721	1548	30229	19066	54	353.0741
sns_srbija	81953	398	22801	3027	459935	370029	294	1258.602
avucic	388733	801	3619	2367	32344	23668	15	1577.867
anabrnabic	40277	296	1184	1514	18805	14846	15	989.7333
micanovic_s	8716	115	896	1120	3010	2513	6	418.8333
Vladimir_Orlic	16275	246	4415	15939	46329	37390	57	655.9649
adv_djukanovic	6551	1098	3236	470	78132	37857	545	69.46239

MilenkoJovanov	23984	287	5875	6942	12620	9533	21	453.9524
handanovic	13445	328	3685	7827	81	2	15	0.133333
mara_jovicic	11898	1127	37147	52005	416	23	29	0.793103
marijatvkv	12109	832	1743	2482	2435	1581	10	158.1
KrstoJanjusevic	4104	153	443	317	0	0	0	NA
BozicSandra	4382	589	3700	12048	58141	47305	86	550.0581
DjordjeDj	3040	1738	3593	12488	31	3	4	0.75
socijalisti	18480	732	13194	9570	1990	241	113	2.132743
brankoruzicsps	7231	101	1478	10038	2304	210	87	2.413793

Dodatak 3: Mere centralnosti individualnih čvorova najvećeg klastera osnovnog uzorka

Nalog	intermedijarnosti	dolaznog stepena	odlaznog stepena	bliskosti	svojtvenog vektora	P2odstojanje
sns_srbija	341.0833	14	7	0.006993	1	12.96606
avucic	256.25	22	2	0.007194	0.5601	11.37403
SlobodnaSrbija_	427.75	4	15	0.007874	0.005386	10.16696
DraganDjilas	599.1667	13	4	0.006944	0.011689	9.828086
PavleGrbovic	548.1667	6	9	0.006329	0.008568	8.873805
Vladimir_Orlic	36.83333	5	5	0.005525	0.976681	8.41179
MarinikaTepic	0.25	20	2	0.007634	0.003036	7.951056
anabrnabic	396.5	6	6	0.005917	0.168484	7.845727
pokretslobodnih	173.5833	7	9	0.007042	0.00556	7.616952
draganarakich	484.9167	3	6	0.006329	0.005769	7.531233
vladimirgajic1	233.3333	5	8	0.007143	0.002308	7.500499
pajaoliver	246.8333	7	8	0.006452	0.001987	7.355877
adv_djukanovic	295	6	5	0.005988	0.047967	6.737269
BoskoObradovic	238.1667	5	4	0.006135	0.01244	6.084742
MiikiAleksic	38	7	4	0.007042	0.000356	6.004209
nedavimobgd	56.33333	6	8	0.006061	0.005381	5.924361
socijalisti	199.3333	3	5	0.006329	0.009114	5.882684
zaopstanak	161.3333	4	7	0.005814	0.005797	5.792151
BozicSandra	101.0833	2	8	0.005464	0.185671	5.759841
j_veselinovic	40	1	10	0.006289	0.006274	5.589104
ZoranLutovac	171.3333	2	5	0.006369	0.000698	5.579295
jeremic_vuk	77.83333	4	6	0.006329	0.000425	5.553012
mara_jovicic	67.66667	2	8	0.004739	0.304296	5.48373
micanovic_s	25.33333	1	6	0.006667	0.092398	5.416588
MORAMO2022	111.8333	7	6	0.005181	0.005437	5.343809
niinochka	20.5	4	7	0.006024	0.015606	5.258012
SlobodaIPravda	0	9	3	0.006098	0.001837	5.227941
BorkoStef	89.58333	4	4	0.00625	0.000725	5.199402
demokrate	1	4	4	0.00641	0.00408	4.874152
MilenkoJovanov	30	4	4	0.005525	0.072558	4.609741
StrankaNarodna	2.5	5	4	0.005747	0.000777	4.520579
PokretPreokret	44.25	2	3	0.006173	0.001038	4.415084
WhistlerDick	58.58333	3	4	0.005464	0.003095	4.291782
dobrinacelnik	154	5	5	0.003521	0.003662	3.79922
Balshone	70.5	1	2	0.005376	0.000159	3.606421
AcaSapic	131.6667	4	2	0.003984	0.032191	3.4545
n_zelenovic	3.5	5	1	0.004975	0.000582	3.403272
SPDveri	45	2	3	0.004464	0.006464	3.137027
MilosPOKS	45.83333	1	2	0.004717	5.24E-05	2.975204
marijatvkv	19.83333	1	1	0.004902	0.00114	2.807557

handanovic	0	0	2	0.004405	0.016568	2.405458
KrstoJanjusevic	0	0	2	0.004405	0.016568	2.405458
DjordjeDj	43	1	2	0.003521	0.000123	2.049069
miliczavetnica	0	1	0	0.003344	0.000466	1.336858
brankoruzicsps	0	2	1	0.002174	0.002656	0.787226
RaloRada	0	1	2	0.001799	0.000592	0.514248

Dodatak 4: Mere centralnosti individualnih čvorova osnovnog uzorka u okviru proširenog uzorka

Nalog	intermedijarnosti	dolaznog stepena	odlaznog stepena	bliskosti	svojtvenog vektora	P2odstojanje
adv_djukanovic	4239.618	63	47	0.002257	0.187374	16.11523
PavleGrbovic	3754.968	82	31	0.002262	0.06425	14.5321
avucic	432.8306	97	2	0.002525	0.934089	14.05472
sns_srbija	633.0079	45	7	0.002353	1	12.9216
niinochka	1788.07	60	34	0.002169	0.039441	10.10917
vladimirgajic1	1574.761	43	23	0.002519	0.019629	9.473119
dobrinacelnik	1986.166	38	17	0.002299	0.033875	9.383148
DraganDjilas	930.2353	83	4	0.002519	0.077221	9.271493
Balshone	1557.31	44	20	0.002481	0.007438	9.199741
MarinikaTepic	552.6428	80	3	0.002667	0.071204	8.783106
pajaoliver	814.2997	56	26	0.002463	0.045215	8.693842
Vladimir_Orlic	28.66285	24	5	0.002237	0.613866	8.464576
anabrnbic	857.5564	42	6	0.002387	0.15947	8.094955
nedavimobgd	653.697	43	21	0.002364	0.053887	7.627864
pokretslobodnih	639.1605	34	15	0.002475	0.023221	7.160249
BoskoObradovic	434.6403	54	8	0.002257	0.09916	7.139288
MORAMO2022	703.4499	40	11	0.002237	0.061604	6.995126
mara_jovicic	628.3977	4	15	0.002123	0.144162	6.094753
draganarakich	700.4215	16	13	0.002212	0.012465	5.93225
MiikiAleksic	123.7733	30	6	0.002525	0.025002	5.917468
SlobodaIPravda	34.36448	36	5	0.002404	0.02616	5.638895
j_veselinovic	461.5516	19	15	0.002132	0.029871	5.60302
StrankaNarodna	145.1003	33	5	0.002304	0.035012	5.557886
demokrate	185.0245	23	5	0.002375	0.031617	5.451968
ZoranLutovac	393.8526	14	10	0.002217	0.028031	5.324188
SlobodnaSrbija_	448.2588	9	15	0.002203	0.003463	5.260494
BozicSandra	265.1659	8	10	0.001996	0.124742	4.981227
MilenkoJovanov	319.6746	11	7	0.002088	0.048951	4.810229
zaopstanak	258.0661	8	15	0.002066	0.018114	4.664462
SPDveri	162.8659	20	3	0.002114	0.032611	4.636362
socijalisti	253.4699	10	5	0.002169	0.006275	4.515521
BorkoStef	240.5453	13	6	0.002105	0.00969	4.498017
WhistlerDick	50.06173	18	5	0.00216	0.017166	4.460541
AcaSapic	98.63045	20	2	0.002096	0.029506	4.425505
jeremic_vuk	28.58239	13	7	0.002053	0.014839	4.073113
micanovic_s	23.58902	5	6	0.002045	0.066715	4.068686
n_zelenovic	23.23936	15	2	0.001969	0.016159	3.75052
dsscentar	0	11	0	0.002037	0.005271	3.598863
PokretPreokret	7.427781	4	3	0.001873	0.007031	3.125589
handanovic	0	0	4	0.001739	0.011607	2.73665

marijatvkv	36.17366	2	2	0.001736	0.000713	2.715784
brankoruzicsps	0	4	1	0.001689	0.001401	2.573553
MilosPOKS	5.14561	2	2	0.001616	0.000476	2.3774
milicazavetnica	0	3	0	0.001425	0.003818	1.899047
KrstoJanjusevic	0	0	2	0.001333	0.011125	1.708705
DjordjeDj	23.15	2	3	0.001012	0.000114	1.031355
RaloRada	4.80119	2	3	0.000707	0.002608	0.299241

Izjava o akademskoj čestitosti

Nevena Bogićević

Broj indeksa: 90/2019

Potpisivanjem izjavljujem:

- da je rad isključivo rezultat mog sopstvenog istraživačkog rada;
- da sam rad i mišljenja drugih autora koje sam koristila u ovom radu naznačila ili citirala u skladu sa Uputstvom;
- da su svi radovi i mišljenja drugih autora navedeni u spisku literature/referenci koji su sastavni deo ovog rada i pisani u skladu sa Uputstvom;
- da sam dobila sve dozvole za korišćenje autorskog dela koji se u potpunosti/celosti unose u predati rad i da sam to jasno navela;
- da sam svestna da je plagijat korišćenje tuđih radova u bilo kom obliku (kao
- citata, parafraza, slika, tabela, dijagrama, dizajna, planova, fotografija, filma, muzike,
- formula, veb sajtova, kompjuterskih programa i sl.) bez navođenja autora ili
- predstavljanje tuđih autorskih dela kao svojih, kažnjivo po zakonu (Zakon o
- autorskom i srodnim pravima, Službeni glasnik Republike Srbije, br. 104/2009,
- 99/2011, 119/2012), kao i drugih zakona i odgovarajućih akata Univerziteta u Beogradu;
- da sam da sam svestan/na da plagijat uključuje i predstavljanje, upotrebu i distribuiranje rada predavača ili drugih studenata kao sopstvenih;
- da sam svestna posledica koje kod dokazanog plagijata mogu prouzrokovati na predati master rad i moj status;
- da je elektronska verzija master rada identična štampanom primerku i pristajem na njegovo objavljivanje pod uslovima propisanim aktima Univerziteta.

U Beogradu, _____

Potpis studenta _____