

Univerzitet u Beogradu



Master program

**Računarstvo u društvenim  
naukama**

## **Master rad**

*Primena analize društvenih mreža za proučavanje političke  
komunikacije na Tviteru: Primer parlamentarnih izbora u  
Srbiji 2020.*

*Mentorka:*

Prof. dr Jelena Jovanović

*Student:*

Ratko Nikolić

37/2018

[ratkonikolic92@gmail.com](mailto:ratkonikolic92@gmail.com)

*Beograd, novembar 2020.  
godine*

# Sadržaj

1. Uvod .....	3
1.1. Predmet rada .....	3
1.2. Ciljevi rada i polazne hipoteze .....	4
1.3. Pregled rada po poglavljima .....	7
2. Pregled relevantnih oblasti .....	8
2.1. Parlamentarni izbori u Srbiji 2020. ....	8
2.2. SNA: osnovni pojmovi i primena .....	9
2.3. Primena SNA u proučavanju političke komunikacije na Tviteru .....	14
2.4. SNA analiza u programskom jeziku R .....	17
3. Metodologija .....	19
3.1. Osnovni i prošireni uzorak .....	19
3.2. Prikupljanje i priprema podataka za analizu .....	20
3.4. Analiza .....	21
4. Rezultati .....	25
4.1. Eksploratorna analiza mreža .....	25
4.2. Uticaj na Tviteru .....	29
4.2.1. Klasične Tviter metrike .....	29
4.2.2. Centralnost čvorova i centralizacija u mrežama .....	36
4.2.3. Međuzavisnost pokazatelja i kompozitni pokazatelj centralnosti .....	38
4.3. Homofilija i klaster analiza .....	46
5. Zaključak .....	52
5.1. Evaluacija hipoteza .....	52
5.2. Analiza izbora na Tviteru i njena ograničenja i mogući pravci budućeg istraživanja .....	56
Literatura .....	60
Dodaci .....	68

# 1. Uvod

## 1.1. Predmet rada

Predmet ovog master rada je primena metoda analize društvenih mreža (*Social Network Analysis* – SNA u nastavku) na mreže koje su domaće političke partije i izborne liste formirale svojom komunikacijom na Tviteru u toku kampanje za parlamentarne izbore u Srbiji 2020. Usled izražene kontrole medija u zemlji koja se progresivno pojačava od 2012. godine (Freedom House, 2020; Reporters Without Borders, 2020), kao i sledstvene rezervisanosti medija sa nacionalnom frekvencijom i najčitanijih dnevnih listova za kampanje vladajuće Srpske napredne stranke i nekolicine stranaka okupljenih oko nje, online društvene mreže, a pogotovo Tviter, preuzimaju ulogu neformalnog javnog foruma na kome je moguća relativno slobodna i necenzurisana rasprava o pitanjima od javnog značaja; time one postaju primarni kanal preko kog opozicija može neometano da komunicira sa svojim potencijalnim biračima. Pored relativne necenzurisanosti, činjenica da ga koristi većina pripadnika domaće političke elite, kao i da omogućava direktnu i dvosmernu komunikaciju sa glasačima, Tviter čini posebno važnim kanalom političke komunikacije, a time i važnim izvorom podataka za proučavanje predizbornih kampanja koje su predmet ovog rada.

Prateći pristup koji je Marko Galjak primenio u svom master radu proučavajući parlamentarne izbore 2016. (Galjak, 2017), ovaj rad će izborne kampanje 2020. analizirati kombinacijom kvantitativne analize klasičnih metrika popularnosti na Tviteru (poput broja pratilaca, ritvitova, fejkova i sl.), kao i analize topologije i ključnih aktera društvenih mreža koje su političari svojom komunikacijom na Tviteru formirali tokom mesec dana pred izbore. Rezultati analize društvenih mreža i klasičnih metrika popularnosti biće kombinovani u nastojanju da se otkrije koja frakcija je koliko pažnje posvetila kampanji na ovoj društvenoj mreži, koji politički akteri i grupe su se svojim uticajem izdvojili od ostalih, koliko su same Tviter kampanje bile koordinisane, u kojoj meri su uključivale komunikaciju sa konkurentskim političarima, kao i u kojoj su meri bile delotvorne spram rezultata postignutih na samim izborima.

Kako je pored borbe za glasove, ključno pitanje predizbornih kampanja koje su fokus ovog rada bilo da li na izbore uopšte izaći ili ih bojkotovati (više o tome u pregledu relevantnih oblasti u nastavku), rad će analizirati i uporediti performanse tri ključne frakcije podeljene spram stava prema ovom pitanju:

- 1) Frakciju naloga predstavnika opozicije koja je odlučila da izbore bojkotuje, i čije su se kampanje fokusirale na smanjenje izborne izlaznosti i delegitimizaciju samih izbora.
- 2) Frakciju naloga predstavnika opozicije koja je odlučila da na izbore izađe i čije su se kampanje fokusirale na prelazak cenzusa.
- 3) Frakciju naloga vladajuće Srpske napredne stranke (SNS u nastavku) i Socijalističke partije Srbije (SPS u nastavku) čije su se kampanje fokusirale na podizanje izborne izlaznosti i osiguravanje što boljeg izbornog rezultata.

Kao i kod Galjaka (Galjak, 2017), analiza društvenih mreža biće izvršena primenom više različitih pristupa poput utvrđivanja ključnih aktera svake frakcije i izborne liste pomoću računanja metrika mrežne centralnosti individualnih Tviter naloga, zatim poređenjem sveukupne centralnosti po frakcijama i listama, kao i utvrđivanjem mere u kojoj je posmatrana komunikacija težila da se odvija u okviru same liste ili frakcije nasuprot interakciji sa predstavnicima drugih lista ili frakcija. Na kraju, biće utvrđeno i u kojoj meri se grupisanje aktera u mreži poklapalo sa njihovom pripadnošću određenoj stranci, listi ili frakciji.

## **1.2. Ciljevi rada i osnovne hipoteze**

Glavni ciljevi ovog master rada su:

- 1) Politikološko-komunikološki koji nastoji da kombinovanjem SNA i tradicionalne kvantitativne analize Tviter metrika, analizira i uporedi strukturu komunikacije kojom su 3 prethodno definisane glavne frakcije domaćih političara nastojale da korisnike ove mreže motivišu na željeno izorno ponašanje. Glavna pitanja koja će rad u tom pogledu razmatrati tiču se 1) zastupljenosti konkretnih frakcija, odnosno izbornih lista u okviru tih frakcija, na Tviteru u toku predizborne kampanje; 2) otkrivanja ključnih aktera koji su se svojom komunikacijom izdvojili u okviru frakcije ili liste; 3)

koordinisanosti komunikacije u okviru liste / frakcije; 4) stepena u kojem se ostvarena komunikacija odvijala unutar grupe ili sa članovima drugih grupa; kao i 5) povezanosti svega navedenog sa uspehom koji je konkretna lista / frakcija ostvarila u odnosu na svoje ciljeve vezane za parlamentarne izbore 2020.

2) Metodološki cilj koji planirani master rad određuje kao replikativnu studiju koja nastoji da na novom setu podataka i sa modifikovanim hipotezama (u skladu sa promenjenim društvenim i političkim prilikama) testira adekvatnost metodologije koju je Galjak (2017) primenio analizirajući parlamentarne izbore 2016. U ovom smislu, rad će se fokusirati na korišćenje statističkog jezika R, odnosno njegovih paketa namenjenih analizi društvenih mreža za potrebe a) prikupljanja i pripreme materijala za analizu, b) vizualizacije i analize mreža konstruisanih na osnovu tog materijala, kao i c) prezentacije i interpretacije dobijenih nalaza. Iako će se rad uglavnom držati Galjakove metodologije, na nekim mestima će biti korišćeni drugi, savremeniji softverski paketi, odnosno za potrebe konkretne analize suvisliji metodi, a razilaženje sa paketima i Galjakovom metodologijom posebno naznačeno.

U skladu sa prethodno definisanim ciljevima rada, polazne hipoteze rada su sledeće:

- 1) Pojedini akteri i grupe biće značajno uticajni od ostalih u analiziranim mrežama.
- 2) Homofilija kao sklonost aktera da komuniciraju prevashodno u okviru grupe kojoj pripadaju biće neravnomerno zastupljena među analiziranim grupama.
- 3) Kohezija unutar grupe koja će se meriti brojem zatvorenih trijada u analiziranoj društvenoj mreži biće neravnomerno zastupljena među različitim grupama.
- 4) Grupe identifikovane klaster analizom u analiziranoj društvenoj mreži preklapaće se pre svega sa formalnom pripadnošću stranci aktera kojima nalozi pripadaju.
- 5) Kompozitni pokazatelj mera centralnosti, zasnovan na P2 odstojanju, pokazaće se kao adekvatan indikator sveukupne centralnosti aktera mreže.
- 6) Rangiranje uspeha kampanje na Tviteru značajnije će se preklapati sa izbornim rezultatima kod građanski orijetisanih listi u odnosu na nacionalno orijetisane liste.

Hipoteze 1) – 3) o neravnomernom uticaju različitih aktera u okviru analiziranih mreža, odnosno neravnomernoj zastupljenosti homofilije i kohezije u okviru različitih grupa, počivaju na pretpostavci o različitom značaju koje prisustvu na Tviteru različite političke grupe pridaju, baziranoj na rezultatima Galjakove analize iz 2017, ali i zapažanjima dobijenim tokom formiranja osnovnog uzorka.

Hipoteza 4) koja pretpostavlja da će se grupe detektovane klaster analizom preklapati pre svega sa stranačkom pripadnošću njihovih članova, bazirana je na pretpostavci da je saradnja između različitih aktera tešnja i češća ukoliko postoji dublje slaganje oko ideoloških pozicija i stavova o praktičnim politikama, kao i kada postoji lično poznavstvo između samih aktera, što je u slučaju stranaka svakako češći slučaj u odnosu na izborne liste koje se formiraju po potrebi i često rasipaju nakon što su ostvarile svoj cilj (izbornu pobjedu). Ovo je posebno slučaj u situacijama kada liste sadrže stranke sa fundamentalno različitim ideološkim pozicijama (poput Dveri u SZS-u) i formirane su prevashodno na temelju protivljenja aktuelnom režimu i slaganja oko osnovnih demokratskih načela, a ne široj vrednosnoj i strateškoj viziji razvoja zemlje.

Hipoteza 5) koja pretpostavlja da će kompozitni pokazatelj mera centralnosti, zasnovan na P2 odstojanju, pokazati kao adekvatan indikator sveukupne centralnosti aktera mreže, počiva na rezultatima koje je dobio Galjak proučavajući mreže kampanja na Tviteru za parlamentarne izbore 2016. (Galjak, 2017).

Hipoteza 6) koja pretpostavlja da će uspeh na Tviteru imati značajniju korelaciju sa izbornim rezultatima kod građanski orijentisanih listi, bazirana je rezultatima istraživanja koja pokazuju da je publika ove društvene mreže prevashodno urbana, obrazovanija i liberalnija od ostatka elektorata (Mellon & Prosser, 2017), kao i iz zapažanja dobijenih tokom formiranja osnovnog uzorka koja su pokazala da nacionalno orijetisane stranke često ni nemaju aktivne predstavnike na ovoj mreži.

### 1.3. Pregled rada po poglavljima

U tekućem, prvom poglavlju (Uvod) dat je predmet rada, ciljevi istraživanja i osnovne istraživačke hipoteze koje će predstavljati osnovu za analize predstavljene u nastavku rada; definisane su i frakcije političkih aktera čije će kampanje za parlamentarne izbore 2020. na Tviteru biti analizirane.

U drugom poglavlju (Pregled relevantnih oblasti) daje se opšti kontekst parlamentarnih izbora koji su predmet rada, definišu i obrazlažu osnovni koncepti metoda analize društvenih mreža (SNA) i ukratko predstavlja dosadašnje korišćenje ovih metoda pri proučavanju političke komunikacije u stranoj i domaćoj akademskoj literaturi. Takođe se razmatra korišćenje programskog jezika R za potrebe izvođenja SNA analize.

Treće poglavlje (Metodologija) opisuje postupak formiranja osnovnog i proširenog uzorka, kao i postupak prikupljanja i obrade podataka za potrebe dalje analize. Za svako istraživačko pitanje, odnosno hipotezu, izlistani su analitički postupci kojima će oni biti evaluirani.

Četvrto poglavlje (Rezultati) rezimira i upoređuje rezultate izvršenih analitičkih postupaka i na osnovu njih evaluira istraživačke hipoteze definisane u prvom poglavlju.

Peto poglavlje (Zaključak) rezimira ključne nalaze četvrtog u pogledu evaluacije istraživačkih hipoteza i primarnih ciljeva ovog rada, bavi se ograničenjima sprovedene analize izbornih kampanja na Tviteru i predlaže postupke za njihovo prevazilaženje u budućim radovima koji se budu bavili ovom temom.

Šesto poglavlje (Literatura) izlistava korišćenu literaturu, a sedmo (Dodaci) sadrži tabele sa detaljnim pregledom osnovnih podataka, klasičnih i mrežnih metrika naloga čija je komunikacija na Tviteru bila predmet ovog rada. Kompletan kod korišćen u radu, raspoloživ je u okviru GitHub repozitorijuma na sledećem linku: (<https://github.com/RatkoNikolic/SNAizbori2020Serbia/>)

## 2. Pregled relevantnih oblasti

### 2.1. Parlamentarni izbori u Srbiji 2020.

Inicijalno zakazani za 26. april 2020., redovni parlamentarni izbori u Srbiji pomereni su usled pandemije COVID-19 virusa za dva meseca i održani 21. juna iste godine i pored insistiranja dela javnosti i opozicije da pandemija nije gotova i da sami izbori predstavljaju zdravstveni rizik. Ova teza se odmah nakon izbora pokazala tačnom te je već 22. juna Krizni štab Vlade Srbije počeo da razmatra ponovno uvođenje restriktivnih mera koje su obeležile mart i april<sup>1</sup>, a BIRN je objavio rezultate istraživanja po kome je Vlada Srbije aktivno zataškivala broj registrovanih mrtvih i zaraženih kako bi izbori mogli da se održe<sup>2</sup>.

Pored dileme da li ih zbog pandemije treba održati ili ne, ove izbore je obeležila i debata unutar opozicije o tome da li na njih uopšte treba izlaziti. Potpisivanjem Sporazuma sa narodom iz februara 2019. brojne opozicione stranke predvođene Savezom za Srbiju obavezale su se da će bojkotovati izbore sve dok se ne uspostave odgovarajući uslovi za njihovo održavanje<sup>3</sup>, no do maja 2020. kada su izbori zvanično raspisani, pri ovoj odluci ostale su samo stranke u okviru Saveza za Srbiju, dok su potpisnice Sporazuma poput Pokreta slobodnih građana, Nove stranke i Stranke moderne Srbije ipak odlučile da na njih izađu<sup>4</sup> nakon spuštanja cenzusa sa 5% na 3%<sup>5</sup>, odsustva podrške EU za bojkotovanje istih<sup>6</sup>, kao i rezultata istraživanja javnog mnjenja koja su nekim od ovih stranka predviđala prelazak cenzusa<sup>7</sup> da bi se na kraju pokazala kao netačna. I pored spuštanja na 3%, cenzus su mimo manjinskih stranaka na kraju prešle samo SNS (60,65% glasova), koalicija SPS-JS (10,38%) i SPAS Aleksandra Šapića (3.83%)<sup>8</sup>. Izbore su obeležile vrlo niska

---

<sup>1</sup> <https://www.danas.rs/drustvo/novosti-krizni-stab-zaseda-sutra-zbog-porasta-broja-inficiranih-koronom/>

<sup>2</sup> <https://www.danas.rs/drustvo/birn-broj-umrlih-i-zarazenih-visestruko-veci-od-zvanicno-saopstenog/>

<sup>3</sup> <https://www.danas.rs/politika/predstavnici-opozicije-usvojili-predlog-sporazuma-sa-narodom/>

<sup>4</sup> <https://www.danas.rs/politika/izbori-2020/ko-sve-ucestvuje-na-izborima-video/>

<sup>5</sup> <http://balkans.aljazeera.net/vijesti/skupstina-srbije-izborni-cenzus-spusten-na-tri-posto>

<sup>6</sup> <https://www.danas.rs/politika/eu-nece-pritisnuti-vlast-u-srbiji/>

<sup>7</sup> <http://rs.n1info.com/Izbiri-2020/a610032/Vukadinovic-i-Pejic-Izlaznost-okolo-45-odsto-vise-zbog-korone-nego-zbog-bojkota.html>

<sup>8</sup> <https://www.rik.parlament.gov.rs/vest/9434/saopstenje-za-javnost-.php>



izlaznost od svega 48.93%, kao i brojne nepravilnosti kojih je po posmatračkim misijama CeSID-a, OEBS-a i CRTA-e bilo duplo više nego tokom parlamentarnih izbora 2016. godine<sup>9</sup>.

Usled izražene kontrole medija od strane vladajuće SNS i opšteg pada medijskih sloboda u zemlji koji se nastavlja u proteklih par godina, uz sve izraženije napade i pritiske na nezavisne novinare (Freedom House, 2020<sup>10</sup>; Reporters Without Borders, 2020<sup>11</sup>), tradicionalni mediji bili su gotovo rezervisani za kampanju vladajuće stranke, dok su se kampanje opozicionih stranaka, kao i debate o bojkotu izbora i pandemiji mogle naći pretežno na internetu i društvenim mrežama među kojima je Tviter prednjačio, što ga je učinilo posebno interesantim za analizu u kontekstu ciljeva ovog rada.

## 2.2. SNA: osnovni pojmovi i primena

U literaturi postoji više različitih pristupa definisanju pojma i domena analize društvenih mreža (*Social Network Analysis*, u nastavku: *SNA*). O njoj se osim kao o pristupu, govori i kao o metodi, strategiji, paradigmi ili skupu tehnika kojima se relacioni podaci predstavljaju i analiziraju kao mreže međupovezanih objekata (Tabassum, Pereira, Fernandes, & Gama, 2018). Barabasi SNA posmatra kao deo šire shvaćene, interdisciplinarne nauke o mrežama (*Network Science*) (Barabasi, 2017), a Ote i Ruso je definišu kao strategiju za proučavanje društvenih struktura, odnosno kao proces proučavanja društvenih mreža pomoću matematičke teorije grafova (Otte & Rousseau, 2002; prema Galjak, 2017).

Nasuprot različitim pristupima definisanju pojma i domena mrežnog pristupa podacima, u literaturi postoji relativni konsenzus oko njegovog sadržaja - nezavisno od tipa podataka koji se proučava (od mreža srednjoškolskog drugarstva ili pratilaca na Tviteru, preko mreža kojima se šire glasine ili zarazne bolesti, pa sve do mreža koje predstavljaju infrastrukturu elektrodistribucije određene regije ili interakcije molekula u okviru metaboličkog procesa), radi se o predstavljanju određenog skupa relacija kao mreže (*graph*, *sociogram*) u kojoj su akteri ili objekti predstavljeni

---

<sup>9</sup> <http://rs.n1info.com/Izbori-2020/a617096/Konacni-rezultati-i-sumnje-u-regularnost-izbora.html>

<sup>10</sup> <https://freedomhouse.org/country/serbia/freedom-world/2020>

<sup>11</sup> <https://rsf.org/en/serbia>

čvorovima (*vertices, nodes*), a veze između njih ivicama (*ties, edges*), pri čemu se fokus stavlja na proučavanje mrežne strukture, odnosno međuzavisnost i obrasce interakcije, nasuprot tradicionalnom proučavanju karakteristika samih aktera/objekata kao nezavisnih (Tabassum, Pereira, Fernandes, & Gama, 2018; Otte & Rousseau, 2002; Barabási, 2017).

Svoje korene ovaj pristup vuče iz matematičke teorije grafova koju je 1735. začeo Leonard Ojler nastojeći da reši problem Keningzberških mostova (Barabási, 2017) i iz strukturalističke sociološke tradicije Ogista Konta i Emila Dirckema, kao i prve konkretnije sociološke formulacije samog pristupa u vidu formalističke sociologije Georga Zimela i njegovih intelektualnih naslednika (Freeman, 2004; Scott, 2010). Tokom 20. veka brojni sociolozi i socijalni psiholozi dalje su razvijali SNA analitički okvir, a njegova korisnost je prepoznata i u biologiji, fizici, informatici, ekonomiji, kriminalistici, komunikologiji, menadžmentu i brojnim drugim disciplinama (Tabassum, Pereira, Fernandes, & Gama, 2018). Prema Barabasiju, razlog za ovako široku primenu SNA pristupa leži u prednosti koje mrežni modeli imaju pri predstavljanju i analiziranju kompleksnih sistema sa brojnim komponentama u složenoj međusobnoj interakciji, kao i u univerzalnim načelima pomoću kojih se struktura i evolucija tih mreža može analizirati, nezavisno od prirode podataka, veličine same mreže ili njenih drugih partikularnih karakteristika (Barabasi, 2017). Eksplozija različitih sfera primene SNA posebno je vidljiva u poslednjih 20ak godina, usled povećane dostupnosti mrežnih mapa (poput mape interneta, mape neuronskih veza u mozgovima sisara, ili mape interakcija na društvenim mrežama), kao i generalno znatno veće dostupnosti mrežnih podataka u odnosu na prethodne periode, ali i usled snižavanja nivoa tehničkog znanja neophodnog za analizu posredovanog razvojem velikog broja komercijalnih i besplatnih softvera za SNA (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018; Barabasi, 2017; Galjak 2017).

Kao što je već rečeno, u SNA, mreža (*graph*) se sastoji od konačnog skupa čvorova i ivica koje ih povezuju (Wasserman & Faust, 1994; prema Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018). Zavisno od partikularne mreže, čvorovi mogu predstavljati različite entitete (ljude, organizacije, zemlje, proizvode...), a ivice određeni tip relacije između tih entiteta (prijateljstvo, interakcija, saradnja, tok informacija...). Osim upravo opisanog grafa, standardni načini predstavljanja mreže uključuju i matricu povezanosti (*adjacency matrix*) ili listu ivica (*edge list*) koja u odnosu na

matricu povezanosti ima prednost pri skladištenju mreža male povezanosti (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Spram toga da li je relacija koju ivice predstavljaju asimetrična ili simetrična, mreže se dele na usmerene (*directed*) i neusmerene (*undirected*), pri čemu se smer, pri prikazu mreže u formi grafa, uglavnom predstavlja strelicom. Kao intuitivan primer za neusmerenu mrežu možemo uzeti mrežu prijateljstva na Fejsbuku gde je status veze recipročan (ako je A prijatelj B, i B je prijatelj A), dok za primer usmerene mreže možemo uzeti mrežu Tviter praćenja u kojoj ako A prati B, ne sledi nužno i da B prati A. Maksimalni broj ivica za neusmerenu mrežu  $e_{max} = n(n-1)/2$ , a za usmerenu  $e_{max} = n(n-1)$ , gde je  $n$  broj čvorova (aktera) mreže. Osim usmerenosti, ivice se mogu razlikovati i prema svojoj težini (*weight*) koja se najčešće koristi za predstavljanje jačine ili intenziteta veze. Prema Granoveteru (1973; 1995; prema Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018), u društvenim mrežama se težinom najčešće predstavljaju dužina veze, emotivni intenzitet, učestalost interakcije, intimnost ili razmena usluga. Prema ovom kriterijumu, mreže mogu biti otežane (*weighted*) ili neotežane (*unweighted*) ukoliko ivice ne nose informaciju o intenzitetu veze koju predstavljaju.

Prema tome da li čvorovi predstavljaju samo jedan ili više tipova entiteta, mreže se dele na unipartitne (jedan tip), bipartitne (2 tipa – primer: glumci i filmovi u kojima su glumili) ili multipartitne (3 ili više tipova entiteta), a ukoliko mreža predstavlja lokalnu mrežu određenog čvora, ona se naziva *ego mrežom* tog čvora (Barabasi, 2017; Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Prema Džeksonu (Jackson, 2008; prema Galjak, 2017), da bi se određena mreža opisala tako da je moguće klasifikovati je i porediti sa drugim mrežama, neophodno je sumirati njene glavne karakteristike pomoću sledećih pokazatelja: 1) distribucije stepena; 2) prečnika, prosečne dužine putanje i gustine; 3) sklonosti ka stvaranju klika, koheziji i grupisanju; i 4) centralnosti. Pomenuti pokazatelji biće korišćeni i u ovom radu, a njihove definicije i procedure izračunavanja date su u nastavku.

Među metrikama koje opisuju strukturu mreže u globalu, u ovom radu biće korišćeni:

1) Gustina (*density*) koja meri udeo ivica koje u mreži postoje u odnosu na ukupan mogući broj ivica sa datim brojem čvorova. Za realne mreže prijateljstva i društvene mreže poput Fejsbuka i Tvitera, ona je tipično mala (*sparse*) (Hampton, Goulet, Marlow & Rainie, 2012; prema Galjak, 2017; Barabasi, 2017);

2) Povezanost (*connectivity*) koja predstavlja najmanji broj čvorova koji je iz mreže neophodno ukloniti da bi ta mreža postala nepovezana i koristi se kao mera robustnosti mreže (Barabasi, 2017);

3) Dijametar ili prečnik mreže (*diameter*) koji predstavlja najdužu najkraću putanju u određenoj mreži, odnosno najveću udaljenost između dva čvora u okviru mreže ako bi se gledala najkraća moguća putanja između njih (*geodesic distance*) (Barabasi, 2017);

4) Prosečna dužina putanje (*average path length*) koja predstavlja prosečnu dužinu najkraćih putanja između svakog mogućeg para čvorova (Barabasi, 2017).

Mrežne metrike koje se u SNA koriste kako bi se razumeli relativni značaj, uloga i mesto koje određeni čvor zauzima u široj mrežnoj strukturi nazivaju se metrike centralnosti ili prestiža, a u radu će za ovu svrhu biti korišćene: centralnost stepena (*degree centrality*), intermedijarnost (*betweenness*), blizina (*closeness*) i centralnost svojstvenog vektora (*eigenvector centrality*) (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Centralnost stepena (*degree centrality*) ili valenca (*valency*), odnosi se na neposrednu povezanost konkretnog čvora i meri se brojem čvorova sa kojim je taj čvor direktno povezan. Iako relativno jednostavna za izračunavanje, ova metrika je vrlo korisna za ispitivanje relativnog značaja ili uticaja koji konkretan čvor ima u mreži, no glavno ograničenje joj je to što ne uzima u obzir širu strukturu mreže. Kod usmerenih mreža ova metrika ima 2 varijante: dolaznu centralnost stepena (*in-degree* - broj veza usmerenih ka čvoru) i odlaznu centralnost stepena (*out-degree* – broj veza od čvora ka drugim čvorovima). U proučavanju društvenih mreža, *in-degree* se često naziva podrškom (*support*), a *out-degree* uticajem (*influence*) (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama,

2018). U literaturi je posebna pažnja posvećena proučavanju distribucije stepena (*degree distribution*), odnosno raspodele frekvencija čvorova sa različitom vrednošću centralnosti stepena, a Albert i Barabasi ukazuju da za razliku od nasumično generisanih mreža (*random graphs*) koje prate Puasonovu raspodelu, mreže realnog sveta najčešće prate Paretovu raspodelu (*power law distribution*) koju karakteriše mali broj čvorova sa velikim stepenom i veliki broj čvorova sa malim stepenom (Albert & Barabasi, 2002; prema Galjak, 2017).

Intermedijarnost čvora (*betweenness centrality*) meri broj najkraćih putanja između drugih čvorova u mreži na kojima leži dati čvor. Čvorovi sa visokom intermedijarnošću posebno su značajni za očuvanje povezanosti mreže i često spajaju različite zajednice u okviru iste. Takvi čvorovi se nazivaju mostovima (*bridges*) i čuvarima prolaza (*gatekeepers*) i ključni su za neometani protok informacija kroz mrežu, kao i saradnju između čvorova koji nisu direktno povezani (Wasserman & Faust, 1994; prema Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Blizina (*closeness*) predstavlja sveukupnu poziciju koju čvor zauzima u mreži, odnosno prosečnu dužinu najkraćih putanja kojima se od tog čvora može stići do bilo kog drugog čvora u mreži. U kontekstu društvenih mreža, ova metrika meri koliko brzo određeni akter može doći do drugih aktera u mreži. Računa se uglavnom za najveću komponentu mreže (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Svojstveni vektor (*eigenvector centrality*) meri u kojoj meri je određeni čvor povezan sa drugim dobro povezanim čvorovima i bazira se na ideji da su moć i status određenog aktera zavisni od moći i statusa njegovih neposrednih kontakata. Ova metrika stoji u osnovi Guglovog PageRank algoritma koji rangira internet stranice u okviru rezultata pretrage (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018).

Osim merenja centralnosti za individualne čvorove, u radu će biti merena i centralizacija celokupne mreže u odnosu na svaku od pomenutih metrika (centralizacija intermedijarnosti, centralizacija stepena, centralizacija bliskosti i centralizacija svojstvenog vektora). Pod centralizacijom mreže prema određenoj metrici centralnosti podrazumeva se izračunavanje "razlike između centralnosti najcentralnije tačke i centralnosti svih drugih tačaka", odnosno

"proporcija sume tih razlika i maksimalne moguće sume razlika" (Scott, 2013; prema Galjak, 2017).

Preostala grupa sumarnih pokazatelja koju Džekson (Jackson, 2008; prema Galjak, 2017) navodi kao ključnu za opisivanje mreže - sklonost ka stvaranju klika, koheziji i grupisanju, u radu će biti merena pomoću više različitih pokazatelja. Pojava zajednica u okviru globalne topologije određene mreže proizilazi iz heterogenosti raspodele njenih ivica – određene regije u okviru mreže najčešće imaju veću koncentraciju ivica (gustinu), dok ostale imaju manju (Tabassum, Pereira, Fernandes & Gama, 2018). One regije u kojima je koncentracija ivica velika nazivaju se zajednicama, a lokalna topologija takvih zajednica opisuje se pomoću pojmova poput: 1) dijada (*diad*) - komponenta od dva čvora koji su međusobno povezani; 2) trijada (*triad*) - komponenta od tri čvora od kojih je svaki povezan sa druga dva; i 3) klika (*clique*) – komponenta od najmanje 3 čvora od kojih je svaki povezan sa svim ostalim članovima klike, pri čemu jedan čvor može biti član više klika u isto vreme (Easley & Kleinberg, 2010; Simmel & Wolff, 1964; prema Galjak, 2017). Sklonost ka formiranju zajednica, u radu će biti korišćena za određivanje kohezije unutar grupe (frakcije, liste, ili partije), a merena pomoću tranzitivnosti (*transitivity*) ili koeficijenta grupisanja (*clustering coefficient*).

Homofilija, koja će u ovom radu biti shvaćena kao sklonost čvorova da pretežno komuniciraju sa članovima svoje grupe (frakcija, lista, ili partija), biće merena koeficijentom nominanle asortativnosti (*nominal assortativity*) prema grupi. Ukoliko ova sklonost postoji, rezultat će biti biti pozitivan (maksimum 1), odnosno negativan ukoliko su članovi grupe pretežno komunicirali sa članovima drugih grupa (minimum -1). Za kvantifikaciju sklonosti posmatranih čvorova da komuniciraju pre svega sa čvorovima sličnog stepena, biće korišćena asortativnost stepena (*degree assortativity*). (Csardi & Nepusz, 2006; prema Galjak, 2017).

### **2.3. Primena SNA u proučavanju političke komunikacije na Tviteru**

Tokom proteklih 14 godina (od svog osnivanja, 2006.), Tviter se uspostavio kao jedan od ključnih kanala političke komunikacije kako u svetu, tako i u Srbiji. Veliki broj političara i političkih partija, ali i društvenih aktivista, novinara i zainteresovanih pripadnika javnosti, svakodnevno koristi ovu

mrežu da bi se informisao o politici, sukobio mišljenja o aktuelnim političkim pitanjima, ostvario direktnu interakciju sa drugim akterima, ili podigao pažnju javnosti u vezi određenog društvenog problema. Osim kao platforma za informisanje i izražavanje stavova o politici, Tviter se, u pomenutom periodu, pokazao i kao ključan alat za političko delovanje, često služeći kao stožer okupljanja brojnih društvenih pokreta, protesta i revolucija (Morozov, 2009; Buettner & Buettner, 2016; Hayes, 2017; Sabatovych, 2019). Ova uloga prepoznata je i od strane autoritarnih režima širom sveta, te je proteklih 14 godina obeleženo potpunim ili povremenim zabranama korišćenja ove mreže u Iranu<sup>12</sup>, Kini<sup>13</sup>, Severnoj Koreji<sup>14</sup>, Venecueli<sup>15</sup>, Turskoj<sup>16</sup> i drugim državama. Osim otvorenom cenzurom, vlade širom sveta su se protiv nepoželjne komunikacije na ovoj mreži borile i zahtevima za cenzurom konkretnih naloga<sup>17</sup>, kao i formiranjem mreža botovskih naloga namenjenih koordinisanom deljenju provladinih poruka i suzbijanju opozicije, a nedavno je i u Srbiji otkriveno i ukinuto preko 8500 takvih naloga<sup>18</sup>.

Pored pomenutog, faktori koji Tviter čine posebno zanimljivim za proučavanje političke komunikacije, uključuju i činjenicu da ga koristi većina pripadnika političke elite, njegovu demokratičnost oličenu u mogućnosti bilo kog korisnika da uđe u direktnu, dvosmernu i nemoderisanu komunikaciju sa političkim akterima, kao i široku dostupnost podataka o ostvarenoj komunikaciji putem Tviterovog programskog interfejsa (*Twitter Application Programming Interface - API*)<sup>19</sup>. Dodatno, u kontekstu jake kontrole mejnstrim medija, kao što je slučaj i u Srbiji (Freedom House, 2020; Reporters Without Borders, 2020), Tviter dobija posebnu važnost kao primarna platforma na kojoj je moguća otvorena i relativno necenzurisana komunikacija o javnim pitanjima.

---

<sup>12</sup> <https://apnews.com/fa030c4f6ada4131a2b03147a06cc58e>

<sup>13</sup> <https://www.theguardian.com/technology/2009/jun/02/twitter-china>

<sup>14</sup> <https://www.theguardian.com/world/2016/apr/01/north-korea-announces-blocks-on-facebook-twitter-and-youtube>

<sup>15</sup> <https://www.bloomberg.com/news/articles/2014-02-14/twitter-says-venezuela-blocks-its-images-amid-protest-crackdown>

<sup>16</sup> [https://blog.twitter.com/official/en\\_us/a/2014/challenging-the-access-ban-in-turkey.html](https://blog.twitter.com/official/en_us/a/2014/challenging-the-access-ban-in-turkey.html)

<sup>17</sup> <https://www.hurriyetdailynews.com/turkey-top-country-seeking-removal-of-content-on-twitter-report-118172>

<sup>18</sup> <https://www.nedeljnik.rs/tviter-ugasio-8-558-naloga-koji-su-sluzili-za-promovisanje-sns-i-vucica/>

<sup>19</sup> <https://help.twitter.com/en/rules-and-policies/twitter-api>

Korišćenje ove društvene mreže za potrebe predizbornih kampanja prepoznato je još od američkih predsedničkih izbora 2008. (Galjak, 2017) i dobro dokumentovano u akademskoj literaturi (Jungherr, 2015), a objavljeni radovi ovu temu pokrivaju iz različitih uglova: od proučavanja karakteristika predizborne komunikacije političara (Kruikemeier, 2014; Alonso-Muñoz, Marcos-García & Casero-Ripollés, 2016; McGregor & Mourão, 2016) i polarizacije medija i korisnika Tvitera pred izbore (Marozzo & Bessi, 2017), preko utvrđivanja stepena uplitanja stranih aktera u referendum o Bregzitu ili američke predsedničke izbore 2016. (Mora-Cantalops, Sánchez-Alonso & Visvizi, 2019; Badawy, Ferrara & Lerman, 2018), pa sve do utvrđivanja uloge ove društvene mreže u političkom diskursu zemalja u razvoju (Udanor, Aneke, & Ogbuokiri, 2016) i predviđanja izbornih rezultata pomoću Tvitera (Castro, Kuffo, & Vaca, 2017; Tumasjan, Sprenger, Sandner & Welp, 2010).

U užem kontekstu primene SNA za potrebe analize političke komunikacije i predizbornih kampanja na Tviteru, ovaj metod se najčešće kombinuje sa drugim komplementarnim metodima kako bi se nalazi o topologiji mreže, zajednicama koje se u njoj mogu detektovati, stepenu homofilije i drugim karakterističnim SNA nalazima, dopunili analizom tema (*topic analysis*) i sentimenata (*sentiment analysis*) prisutnih u samoj komunikaciji, kao i nalazima dobijenim pomoću deskriptivne analize klasičnih Tviter metrika (poput broja tvitova, pratilaca, retvitova, geografske lokacije i sl.) i drugih tradicionalnih statističkih analitičkih metoda. Tako, na primer, Jun i Park (2012), kombinujući SNA sa regresijom proučavaju dominantne obrasce komunikacije između pripadnika južnokorejske političke elite na Tviteru, a grupa autora iz SAD (Grover, Kar, Dwivedi & Janssen, 2018) proučavajući uticaj Tviter kampanja na ideološku akulturaciju i polarizaciju korisnika tokom kampanje za američke predsedničke izbore 2016, SNA kombinuje sa deskriptivnom analizom klasičnih tviter metrika, analizom sentimenata i geospacijalnom analizom (*geospatial analysis*).

U literaturi se često mogu naći i radovi autora koji se pri analizi predizborne komunikacije na Tviteru pomoću SNA, fokusiraju na mreže formirane oko određenog heštega, kao što je slučaj sa Bruns i Highfield (2013) koji su proučavajući mrežu formiranu oko heštega *#qldvotes* vezanog za lokalne izbore u Kvinslendu u Australiji 2012, ustanovili jasan značaj rasta predizbornih kampanja na ovoj društvenoj mreži, kao i znatno manje izraženu homofiliju, odnosno prisustvo ideoloških



eho komora (*echo-chambers*) u odnosu na komunikaciju ostvarenu u okviru političke blogosfere u SAD (Adamic & Glance, 2005, prema Bruns & Highfield, 2013).

Od domaćih autora koji su se bavili ovom temom svakako treba pomenuti Marka Galjaka (Galjak, 2017) koji je u svom master radu, kombinovanjem deskriptivne analize klasičnih Tviter metrika sa SNA, proučavao domaće predizborne kampanje na Tviteru za parlamentarne izbore 2016, a čija će metodologija biti korišćena i u ovom radu. Nastojeći da pruži svojevrsni tutorijal za primenu metoda analize društvenih mreža pomoću programskog jezika R na političke kampanje na Tviteru, Galjak je analizirao mrežu koju su tokom predizborne kampanje svojom međusobnom komunikacijom (pominjanjem u tvitu) proizveli Tviter nalozi 40 najistaknutijih predstavnika izbornih lista kandidovanih za pomenute izbore, kao i mrežu njihove primarne publike, sačinjenu od naloga koji su u toku posmatranog perioda natprosečno često komunicirali sa kandidovanim političarima. Rangirajući uticaj posmatranih naloga i listi kojima su pripadali na osnovu klasičnih i mrežnih metrika, otkrio je značajne razlike u pogledu zastupljenosti različitih domaćih političkih opcija na Tviteru, kao i različite obrasce komunikacije među njima kako u pogledu međusobne koordinacije i grupisanja u okviru mreže, tako i u pogledu recipričnosti i homofiličnosti te komunikacije, odnosno sklonosti da se pre komunicira sa kolegama sa liste, nego da se upušta u debatu sa političkim protivnicima. Nastojeći da prevaziđe poteškoće rangiranja uticaja proučavanih naloga prema metrikama centralnosti, odnosno njihovog mesta u topologiji mreže, uveo je P2 odstojanje kao kompozitni pokazatelj centralnosti koji je bio u jakoj Spirmanovoj korelaciji ranga sa svim ostalim korišćenim mrežnim metrikama naloga (Galjak, 2017). Kako su postupak formiranja uzoraka, kao i sama analiza mreža, u ovom radu bazirani na Galjakovom pristupu, kroz rad će, gde je svrsishodno, i rezultati analize biti upoređeni sa rezultatima iz 2016. Detaljniji opis analitičkih procedura i njihov smisao u kontekstu evaluacije istraživačkih hipoteza sledi u sekciji 3 (Metodologija), a razilaženja sa Galjakovim pristupom, kao i razlozi za ista, biće jasno naznačeni u nastavku rada.

## **2.4. SNA analiza u programskom jeziku R**

U poslednjih 20tak godina, tačnije, pojavom do tada nezamislivo velikih mrežnih mapa, kao i generalno znatno većom dostupnošću mrežnih podataka u odnosu na prethodne periode (Barabasi,

2017), razvijen je veliki broj komercijalnih i besplatnih softvera za SNA, što je ujedno dovelo i do snižavanja nivoa tehničkog znanja neophodnog za ove oblike analize. Sajt [kdnuggets.com](https://www.kdnuggets.com)<sup>20</sup> nudi pregledne i ažurirane liste takvih softvera u 2020. godini, kao i njihove kratke opise. Iako se funkcionalnosti koje izlistani softveri nude često preklapaju, aspekti SNA na koje se oni fokusiraju, kao i njihova popularnost variraju.

Programski jezik R koji se nalazi u vrhu lista popularnih alata za SNA i sam nudi veliki broj paketa za SNA od kojih se po popularnosti i funkcionalnostima koju nude izdvajaju *igraph* (Csárdi, 2020), *sna* (Butts, 2019) i *network* (Butts, Hunter, Handcock, Bender-deMoll, Horner & Wang, 2019). Kako je jedan od ciljeva ovog rada replikacija metoda koje je Galjak u svom master radu primenio proučavajući Tviter komunikaciju domaćih političara tokom predizbornih kampanja za parlamentarne izbore 2016. (Galjak, 2017), i u ovom radu je kao osnovni alat za SNA korišćen paket *igraph* (Csárdi, 2020). Za razliku od Galjaka koji je za vizualizaciju velike mreže proširenog uzorka koristio paket *hiveR* (Hanson, Memisevic & Chung, 2020), a za ostale mrežne vizualizacije pomenuti *igraph*, u ovom radu je za sve mrežne vizualizacije korišćen paket *visNetwork* (Almende, Thieurmél & Robert, 2019) koji unapređuje nedostatke *igraph*-a i nudi preglednije i estetski lepše vizualizacije.

---

<sup>20</sup> <https://www.kdnuggets.com/software/social-network-analysis.html>

### 3. Metodologija

U ovom poglavlju prvo će biti opisan proces formiranja osnovnog i proširenog uzorka, njihova funkcija spram istraživačkih ciljeva i hipoteza ovog rada, kao i proces prikupljanja podataka za izvršenu analizu. Zatim će svaka od izvršenih analiza biti povezana sa hipotezom koja se pomoću nje testira.

#### 3.1. Osnovni i prošireni uzorak

U radu su analizirani metapodaci i tvitovi naloga relevantnih predstavnika tri frakcije koje su definisane u prvom poglavlju (pozicija, opozicija koja bojkotuje izbore i opozicija koja na izbore izlazi), kao i naloga koji su sa njima bili u natprosečno često direktnoj interakciji (pominjanje) u toku mesec dana pred izbore (21.5.2020.-21.6.2020.). Osnovni uzorak (N=58) je sastavljen od po 20 naloga obe frakcije opozicije, kao i 18 naloga predstavnika vlasti koji su zadovoljili sledeće kriterijume:

- a) Nalog pripada predstavniku stranke koja je na parlamentarnim izborima osvojila više ili jednako 0.95%<sup>21</sup> glasova ili pripada relevantnom pripadniku Saveza za Srbiju kao najveće opozicione grupacije koja je bojkotovala parlamentarne izbore;
- b) Nalog pripada relevantnom predstavniku partije / izborne liste u javnosti prepoznatom kao takvom;
- c) Nalog je bio aktivan tokom posmatranog perioda.

Na osnovu ovih kriterijuma, u osnovni uzorak su uključeni predstavnici: Srpske napredne stranke, Socijalističke partije Srbije, Saveza za Srbiju, Srpskog patriotskog saveza, Pokreta slobodnih građana, Dosta je bilo, Metle 2020, Ujedinjene demokratske Srbije i Srpske radikalne stranke. Usled neaktivnosti predstavnika na Tviteru tokom posmatranog perioda ili nemanja aktivnih profila na ovoj društvenoj mreži, iako zadovoljavaju ostale prethodno navedene uslove, u osnovni

---

<sup>21</sup> Ovaj prag je arbitraran i odabran sa ciljem uključivanja u analizu većeg broja opozicionih lista koje su izašle na izbore. Kada bi se u ove svrhe koristio izborni cenzus kao što je to bilo kod Galjaka (2017), samo bi SPAS Aleksandra Šapića bio uključen, što bi onemogućilo smisljeno poređenje mreža.

uzorak nisu uključeni predstavnici: Pokreta za obnovu Kraljevine Srbije, Srpske stranke Zavetnici, Saveza vojvođanskih Mađara i liste Zdravo da pobedi. Tabela sa osnovnim podacima o nalozima koji čine osnovni uzorak nalaze se u tabeli *Dodatak 1* na kraju rada.

Prošireni uzorak (N=419) pored naloga osnovnog uzorka, čine i nalozi koji su sa pomenutim bili u natprosečno čestoj direktnoj interakciji (pominjanje) tokom posmatranog perioda. Formiran je tako što su pobrojani svi nalozi koji su u toku posmatranog perioda u svojim tvitovima pomenuli neki od naloga osnovnog uzorka. Zatim je izračunat prosečan broj pominjanja, a u proširen uzorak uključeni samo nalozi kod kojih je ova metrika bila viša od proseka. Primarna svrha proširenog uzorka bila je svrsishodnije izračunavanje metrika centralnosti analiziranih naloga političara, jer se mrežni uticaj nosioca predizborne kampanje daleko bolje procenjuje ukoliko su u mrežu uključeni i predstavnici publike predizborne komunikacije, a ne samo političari u borbi za mandat.

### **3.2. Prikupljanje i priprema podataka za analizu**

Podaci su prikupljeni pomoću Tviterovog REST API-ja i pomoću R paketa *twitter* (Gentry, 2015) Ukupno je prikupljeno 12517 tvitova 58 naloga osnovnog uzorka objavljenih u toku posmatranog perioda, odnosno 214436 tvitova 419 naloga proširenog uzorka, jer tvitovi 39 naloga koji su zadovoljili kriterijume za ulazak u prošireni uzorak, nisu bili dostupni. Nakon prikupljanja tvitova, pomoću istog paketa, prikupljene su klasične tviter metrike naloga osnovnog uzorka po preseku iz septembra 2020. (broj pratilaca, broj naloga koje posmatrani nalog prati, broj tvitova od otvaranja tog naloga, broj tvitova koje je taj nalog favorisao i datum otvaranja samog naloga), kao i metrike tvitova naloga osnovnog uzorka u toku posmatranog perioda (broj favorisanih tvitova, kao i broj retvita i objavljenih tvitova na osnovu kojih je sračunat prosečan retvit u toku posmatranog perioda).

Na osnovu prikupljenih tvitova, pomoću paketa *igraph* (Csárdi, 2020), formirane su dve mreže (mreža osnovnog i mreža proširenog uzorka) u kojima su nalozi predstavljeni kao čvorovi (*nodes*, *vertices*), a interakcija među njima (pominjanje) kao ivice (*edges*) koje imaju smer (od pominjača do pominjanog) i težinu (broj pominjanja u toku posmatranog perioda). Spram potreba i

moćnosti konkretnog analitičkog metoda, određeni čvorovi (nepovezani sa ostatkom mreže) su na nekim mestima isključeni iz analize, a ivice posmatrane kao neusmerene što je u nastavku rada jasno naznačeno.

### 3.3. Analiza

Kako bi se stekla osnovna slika o mrežama analiziranim u ovom radu, one su, najpre, vizualizovane pomoću paketa *visNetwork* (Almende, Thieurmél & Robert, 2019). Zatim su za obe mreže izračunate globalne metrike na osnovu kojih su upoređene: a) broj čvorova, b) broj ivica, c) gustina, d) gustina neusmerene mreže, e) povezanost, f) povezanost neusmerene mreže, g) dijametar, h) najudaljenije čvorove, i) prosečna dužinu putanje, j) tranzitivnost, k) asortativnost stepena, l) centralizacija intermedijarnosti, m) centralizacija stepena, n) centralizacija bliskosti i o) centralizacija svojstvenog vektora.

Za potrebe utvrđivanja razlika u uticaju koji su posmatrani nalozi, odnosno liste i frakcije kojima su oni pripadali, ostvarili u toku mesec dana pred izbore (**Hipoteza 1**), upoređen je njihov performans prvo na osnovu klasičnih Tviter metrika, a zatim i na osnovu metrika centralnosti u okviru posmatranih mreža.

Među klasičnim Tviter metrikama, broj pratilaca prema preseku iz septembra 2020. i prosečni retvit u toku posmatranog perioda, iskorišćeni su za rangiranje najpre individualnih naloga, a zatim i lista i frakcija kojima su pripadali, jer se prva metrika, ukazujući na veličinu publike kojoj su dostupni tvitovi nečijeg naloga, inače koristi kao primarna mera nečije uticajnosti na Tviteru, a druga najdirektnije ukazuje na efikasnost komunikacije konkretnog naloga u pogledu širenja željenih poruka široj publici ove društvene mreže. Za svaku listu i frakciju izdvojen je najuticajni nalog prema obe metrike, a zatim i su i same liste i frakcije rangirane prema prosečnom retvitu (računatom kao količnik ukupnog broja retvitova tvitova određene liste ili frakcije i ukupnog broja tvitova iste).

Metrike centralnosti su računate za mrežu osnovnog uzorka, kao i za naloge osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog (kako bi se stekla slika o njihovom uticaju u okviru mreže koja uključuje

i publiku) i uključivale su centralnost intermedijarnosti, dolaznog i odlaznog stepena, bliskosti i svojstvenog vektora, a ukupna centralnost je rezimirana pomoću kompozitnog pokazatelja *p2distance* baziranog na Ivanovićevom odstojanju (Galjak, 2017) koji je omogućio direktnije poređenje uticaja koji su konkretni čvorovi imali u proučavanim mrežama tokom kampanje. Pomoću ovog pokazatelja upoređene su i rangirane i prosečne sveukupne centralnosti konkretnih lista i frakcija u okviru mreže proširenog uzorka (računate kao zbir vrednosti kompozitnog pokazatelja centralnosti svih naloga liste ili frakcije podeljen brojem članova te liste ili frakcije).

Detalji o korišćenju i proceduri izračunavanja *p2distance* kompozitnog pokazatelja mogu se naći u uputstvu za upotrebu R paketa *p2distance: Welfare's Synthetic Indicator*<sup>22</sup> (Perez-Luque, Moreno, Perez-Perez & Bonet, 2012), no treba reći da on omogućava izvlačenje varijabiliteta svih ulaznih pokazatelja bez dupliranja varijabiliteta između srodnih pokazatelja (Galjak, 2017). Računa se na sledeći način:

$$DP_2 = \sum_{i=1}^n \left\{ \left( \frac{d_i}{\sigma_i} \right) (1 - R_{i,i-1,i-2,\dots,1}^2) \right\}$$

sa  $R_{i-1}^2 = 0$  ; gde je  $d_i = |x_{ri} - x_{*i}|$  za skup promenljivih  $X_* = (x_{*1}, x_{*2}, \dots, x_{*n})$  gde je:

- $n$  broj promenljivih
- $x_{ri}$  vrednost promenljive  $i$  za entitet  $r$
- $\sigma_i$  standardna devijacija promenljive  $i$
- $R_{i,i-1,\dots,1}^2$  koeficijent determinacije u regresionom modelu sa  $X_i$  kao zavisnom promenljivom i  $X_{i-1}, X_{i-2}, \dots, X_1$  kao nezavisnim promenljivima. (Galjak, 2017: 23)

Sam pokazatelj se formira postupno time što se "počinje se integracijom celokupnog diskriminacionog efekta promenljive  $X_1$ , tj. promenljive koja sadrži najveću količinu informacije o entitetu koji se rangira (što se postiže izračunavanjem zbira apsolutnih vrednosti korelacija matrice). Zatim se dodaje onaj deo diskriminacionog efekta druge (po rangu) promenljive, koji

<sup>22</sup> <https://cran.r-project.org/web/packages/p2distance/index.html>

nije bio uključen u diskriminacionom efektu prve promenljive, pa onaj deo diskriminacionog efekta treće promenljive koji nije bio uključen u diskriminacionom efektu prve dve promenljive itd" (Jeremić, 2012; prema Galjak, 2017: 23). Prvobitni redosled promenljivih prema količini informacija koju nose određuje se na osnovu Frešeovog odstojanja (Galjak, 2017).

Kako bi se utvrdila adekvatnost P2 odstojanja kao rezimirajućeg kompozitnog pokazatelja centralnosti (**Hipoteza 5**), izračunata je Spirmanova korelacija ranga između ovog pokazatelja i svih ostalih pokazatelja korišćenih u radu, i na osnovu toga konstruisana matrica korelacija, a visoka korelacija ranga sa svim metrikama centralnosti iskorišćena kao ključni kriterijum pomenute adekvatnosti. Treba napomenuti da su metrike centralnosti u ovom kontekstu računate za čvorove osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog uzorka jer se uključivanjem predstavnika šire javnosti, odnosno ciljnih grupa samih kampanja u računicu, a ne samo partijskih kolega i suparničkih političara, dobija nešto realnija slika o ostvarenom uticaju vođenih kampanja.

**Hipoteza 2** pretpostavlja da će homofilija, kao sklonost aktera da komuniciraju prevashodno u okviru grupe kojoj formalno pripadaju biti neravnomerno rasprostranjena među grupama, a **Hipoteza 3** da će isti slučaj biti i sa kohezijom, shvaćenom kao relativno prisustvo zatvorenih trijada u okviru posmatrane grupe. Obe hipoteze su testirane na mreži osnovnog uzorka tako što je graf podeljen na 8 podgrafova (po jedan za svaku listu), odnosno 3 podgrafa (po jedan za svaku frakciju), pri čemu je kriterijum za postojanje ivice bila dvosmerna komunikacija. U svaki od navedenih podgrafova uključeni su i akteri drugih lista / frakcija koji su u toku posmatranog perioda ostvarili dvosmernu komunikaciju sa akterima liste / frakcije na koju se konkretni podgraf odnosi. Zatim su za svaki podgraf utvrđene nominalna asortativnost prema listi / frakciji i tranzitivnost, a čvor sa najvećom intermedijarnošću (sračunatom u okviru podgrafa) je vizuelno istaknut (odgovarajući čvor je predstavljen kvadratom). Centralnost intermedijarnosti je u ovom kontekstu izabrana kao najbolja mera za utvrđivanje čvora koji je najznačajniji za posredovanje u komunikaciji između ostalih čvorova i bez koga bi sam podgraf bio fragmentiraniji i potencijalno nepovezan. Liste i frakcije su zatim rangirane prema izračunatim koeficijentima nominalne asortativnosti prema grupi i tranzitivnosti.

Nakon utvrđivanja homofilije na osnovu pripadnosti listi, odnosno frakciji, teza o sklonosti aktera da pre svega komuniciraju u okviru svojih lista testirana je i klaster analizom (**Hipoteza 4**). Za istu je korišćen *igraph*-ov "cluster\_optimal()" algoritam (Csárdi, 2020) koji računa optimalnu strukturu zajednica u okviru grafa na osnovnu maksimizacije modularnosti, a rezultirajuće članstvo u klasterima upoređeno sa pripadnošću strankama, listama i frakcijama.

**Hipoteza 6** koja pretpostavlja da će uspeh na Tviteru imati značajniju korelaciju sa izbornim rezultatima kod građanski orijentisanih listi, evaluirana je poređenjem rangiranja na osnovu klasičnih Tviter metrika uticaja i metrika centralnosti sa rangiranjem lista na osnovu izbornih rezultata.

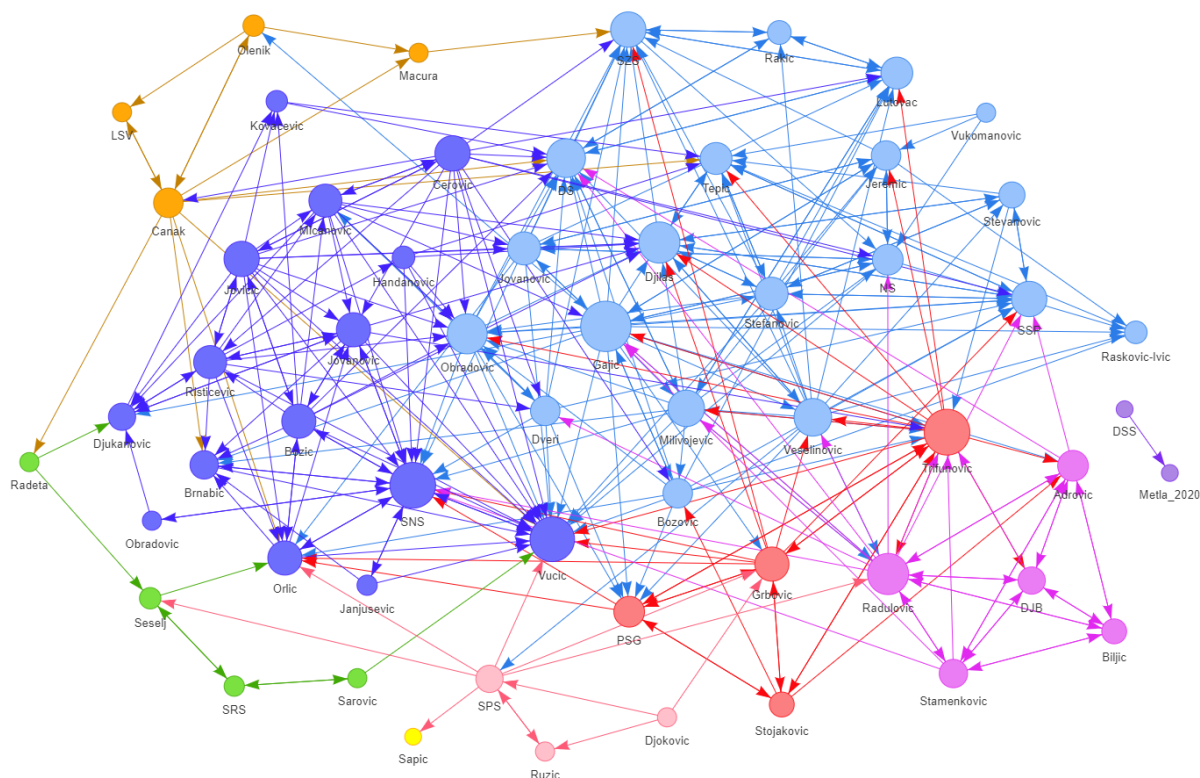
Celokupan R kod korišćen za potrebe prikupljanja i sređivanja podataka, kao i analize može se naći na sledećem linku (<https://github.com/RatkoNikolic/SNAizbori2020Serbia/>) na kome se mogu naći i digitalna verzija ovog rada kao i .csv fajlovi sa prikupljenim tvitovima osnovnog i proširenog uzorka.



## 4. Rezultati

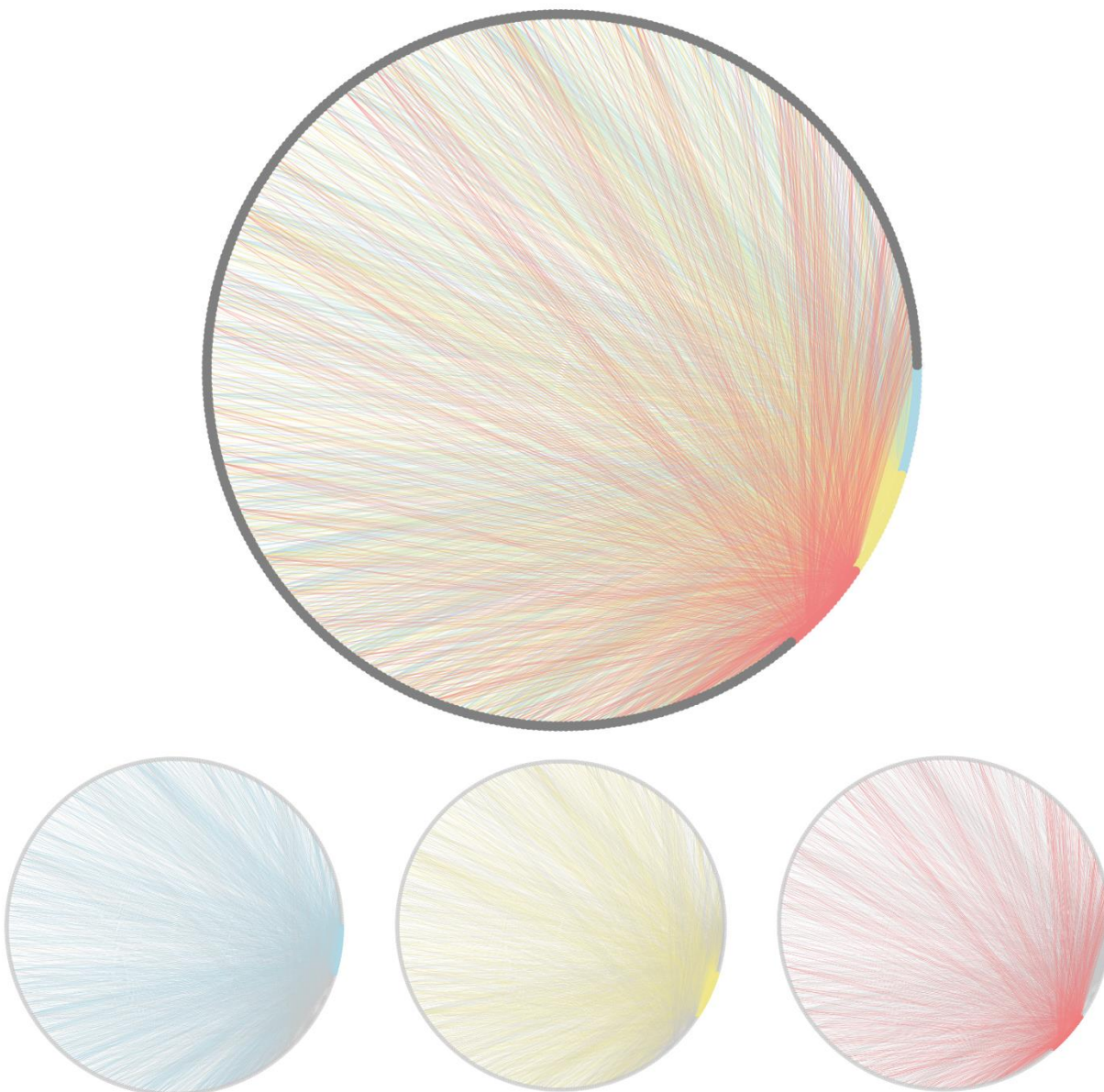
U ovom poglavlju će prvo biti prikazani rezultati eksploratorne analize mreža, a zatim predstavljen i uticaj pojedinačnih naloga, listi i frakcija na Tviteru, procenjen na osnovu klasičnih i mrežnih metrika koje će biti rezimirane kompozitnim pokazateljem centralnosti čija će adekvatnost prethodno biti testirana. Takođe, izneće se i rezultati analiza sprovedenih radi validacije hipoteza koje se odnose na homofiliju i koheziju izbornih lista i frakcija. Na kraju će biti predstavljeni rezultati klaster analize.

### 4.1. Eksploratorna analiza mreža



*Slika 1: Usmereni težinski graf interakcije Tviter naloga osnovnog uzorka u analiziranom periodu (poslednji mesec pred parlamentarne izbore 2020). Boja predstavlja izbornu listu (SNS – tamno plava, SZS – svetlo plava, DJB – ljubičasta, PSG - crvena, SPS – roze, SPAS – žuta, SRS – zelena, UDS – narandžasta, M20 – tamno ljubičasta), odnosno koaliciju stranaka koje bojkotuju izbore u slučaju SZS-a. 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. Graf je napravljen pomoću paketa visNetwork (Almende, Thieurmél & Robert, 2019).



Slika 2: Vizuelizacija komunikacije između naloga 3 frakcije osnovnog uzorka i ostalih naloga proširenog uzorka. Svetlo plavo su obojeni akteri frakcije 1 (opozicija u bojkotu) i njihova komunikacija sa naložima proširenog uzorka, žuto akteri frakcije 2 (opozicija na izborima), a crveno frakcija 3 (vlast). Vizualizacija je napravljena pomoću paketa visNetwork (Almende, Thieurmél & Robert, 2019) i igraph-ovog "layout-in-circle" lejauta (Csárdi, 2020).

Globalne metrike mreža osnovnog (*Slika 1*) i proširenog uzorka (*Slika 2*) računane su, prateći Galjakov pristup (Galjak, 2017), za usmerenu, odnosno neusmerenu (metod: "collapse") verziju mreža spram prirode same metrike i smislenosti njene interpretacije. *Tabela 1* pokazuje koja je verzija mreže korišćena za računanje koje metrike. Tamo gde pored metrike u zagradi ne stoji "neusmerena mreža", metrika je računata za usmerenu. Takođe, pošto metrika centralizacije bliskosti nema smisla u slučaju mreža koje nisu povezane (postoje nepovezani čvorovi), pri računanju globalnih metrika mreže osnovnog uzorka, iz analize su isključeni čvorovi koji nisu deo gigantske komponente bilo da se radi o usmerenoj, bilo da se radi o neusmerenoj verziji mreže (metla2020 i dsscentar, kao što se može videti na *Slici 1*). U skladu sa Galjakovim pristupom (Galjak, 2017), 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.

*Tabela 1: Globalne metrike mreža osnovnog i proširenog uzorka. Iz osnovnog uzorka su isključeni čvorovi koji nisu deo gigantske komponente ("dsscentar" i "Metla\_2020", Slika 1) jer metrika centralizacije bliskosti nema smisla kada se računa na nepovezanim mrežama.*

	Osnovni uzorak	Prošireni uzorak
Broj čvorova	56	419
Broj ivica	340	13467
Gustina	0.1103896	0.07689189
Gustina (neusmerena mreža)	0.1753247	0.1283302
Povezanost	0	0
Povezanost (neusmerena mreža)	1	1
Dijametar	8	7
Najudaljeniji čvorovi	"draganarakich -- NemanjaSarovic"	"VladoBilcik -- dsscentar"
Prosecna dužina putanje	3.070278	2.288256
Tranzitivnost	0.3867116	0.2896852
Asortativnost stepena	-0.02488231	-0.1638061
Centralizacija intermedijarnosti	0.1311162	0.2606622
Centralizacija stepena	0.1652893	0.5320334
Centralizacija bliskosti	0.320703	0.547029
Centralizacija svojstvenog vektora	0.7298362	0.8524413

*Tabela 1* pokazuje globalne metrike mreža osnovnog i proširenog uzorka i iz nje možemo videti da se u oba slučaja radi o mrežama male gustine (0.11 u slučaju mreže osnovnog uzorka i 0.076 u slučaju mreže proširenog uzorka), odnosno da od 3080 potencijalnih ivica između 56 čvorova ( $n*(n-1)$  za usmerenu mrežu) mreže osnovnog uzorka postoji samo 340, a da u slučaju mreže proširenog uzorka od čak 175142 potencijalne ivice postoji samo 13467. Kako se pri računanju gustine neusmerenih verzija obe mreže, broj potencijalnih ivica deli sa dva ( $((n*(n-1))/2)$  pre deljenja brojem postojećih, obe mreže imaju nešto veću gustinu u svom neusmerenom obliku (0.175 u slučaju mreže osnovnog uzorka i 0.128 u slučaju mreže proširenog uzorka), no u oba slučaja se i dalje radi o mrežama male gustine. Kao i kod mreža formiranih za parlamentarne izbore 2016, veća gustina mreže osnovnog uzorka ukazuje na tendenciju političara da u borbi za glasove češće suočavaju svoje stavove sa drugim političarima u odnosu na prosečnog korisnika Tvitera (Galjak, 2017).

Što se tiče metrike povezanosti, i pored isključivanja iz analize čvorova koji nisu komunicirali ni sa kime iz gigantske komponente (metla2020 i dsscentar, *Slika 1*), obe mreže su nepovezane kada se obzir uzmu njihove usmerene verzije, a povezane kada se u obzir uzmu neusmerene. To je i očekivano jer komunikacija često nije bila dvosmerna, odnosno često se dešavalo sa da određena pominjanja ostanu nerecipročna. Ipak, ta povezanost neusmerenih mreža je vrlo krhka u oba slučaja jer je dovoljno skloniti samo jedan čvor kako bi obe mreže ostale nepovezane. Metrika dijametra koja ukazuje na najveći najmanji broj koraka koji je u mreži neophodno napraviti da bi se polazeći od bilo kog čvora stiglo do bilo kog drugog čvora je u slučaju mreže osnovnog uzorka 8, a u mreži proširenog uzorka 7. Iako deluje kontraintuitivno da je dijametar višestruko manje mreže za jedan korak veći, ovaj rezultat ukazuje na brojne alternativne (i kraće) puteve koji nastaju uključivanjem u analizu novih čvorova koji su u međusobnoj interakciji i u skladu je sa metrikom prosečne dužine putanje koja je za osnovni uzorak (3.07) veća nego za prošireni (2.29). Obe ove pojave su u SNA literaturi poznate kao fenomen malog sveta (*small world*) ili 6 stepeni razdvojenosti (*6 degrees of separation*) (Barabasi, 2017). Najudaljeniji čvorovi mreže osnovnog uzorka su *draganarakich* i *NemanjaSarovic*, a mreže proširenog uzorka *VladoBilcik* i *dsscentar*.

Tranzitivnost ili koeficijent grupisanja koji predstavlja verovatnoću da su čvorovi koji su povezani sa istim čvorom i sami povezani, odnosno da čine kliku od 3 čvora u kojoj je svaki povezan sa

svakim, očekivano je veći kod mreže osnovnog uzorka (0.387) u odnosu na mrežu proširenog (0.29) usled intuitivne tendencije da političari koji pripadaju istoj stranci ili suočavaju mišljenja sa svojim protivnicima budu međusobno povezaniji od ostalih tviteraša koji su dominirali proširenim uzorkom. Asortativnost stepena, koja ukazuje na tendenciju čvorova da se povezuju sa čvorovima sličnog stepena je negativna i u osnovnom (-0.025), i u proširenom (-0.164) uzorku, što u obe mreže, a posebno u mreži proširenog uzorka ukazuje na nepostojanje tendencije da popularni komuniciraju isključivo sa popularnima, a posebno u toku izborne kampanje kada se političari bore za svaki glas, nezavisno od nečije popularnosti na Tviteru. Sličan rezultat dobijen je i 2016, a Galjak ukazuje na mogućnost da je ovaj fenomen manje prisutan van predizborne kampanje, te poziva na dalje istraživanje (Galjak, 2017).

## **4.2. Uticaj na Tviteru**

### **4.2.1. Klasične Tviter metrike**

Klasične Tviter metrike koje su u ovom radu korišćene za utvrđivanje relativnog uticaja individualnih naloga osnovnog uzorka, kao i zbirnog uticaja grupa kojima ti nalozi pripadaju (stranka, lista, ili frakcija), dele se u dve grupe:

- 1) Metrike koje se odnose na uticaj naloga prema preseku iz septembra 2020. (kada je obavljeno preuzimanje podataka), u koje spadaju: a) ukupan broj pratilaca, b) ukupan broj prijatelja<sup>23</sup>, c) ukupan broj tvitova od otvaranja naloga, kao i d) ukupan broj favorisanih tvitova od strane posmatranog naloga od njegovog otvaranja.
- 2) Metrike koje se odnose na uticaj naloga u toku posmatranog perioda (21.5.2020.-21.6.2020.), odnosno na njihov učinak u toku mesec dana pred same izbore, u koje spadaju: e) broj tvitova koje je posmatrani nalog objavio u toku posmatranog perioda, f) broj fejkova koje su u toku posmatranog perioda prikupili tvitovi posmatranog naloga, g) broj retvita pomenutih tvitova u toku posmatranog perioda, kao i h) prosečni retvit u toku posmatranog perioda, kao količnik metrike e) i metrike g).

---

<sup>23</sup> Broj naloga koji posmatrani nalog prati.

Rezultati analize klasičnih Tviter metrika naloga koji su bili uključeni u osnovni uzorak (videti tabelu *Dodatak 2* na kraju rada), različito su rangirali posmatrane aktere spram konkretne metrike, a nama su za potrebe evaluacije Hipoteze 1, koja pretpostavlja da će pojedini akteri i grupe biti značajno uticajni od ostalih u analiziranim mrežama, najznačajnija rangiranja na osnovu metrika broj pratilaca i prosečni retvit u toku posmatranog perioda, jer se prva metrika, ukazujući na veličinu publike kojoj su dostupni tvitovi nečijeg naloga, inače koristi kao primarna mera nečije uticajnosti na Tviteru, a druga najdirektnije ukazuje na efikasnost komunikacije konkretnog naloga u pogledu širenja željenih poruka široj publici ove društvene mreže.

Kao najpopularniji nalog celog osnovnog uzorka (*Tabela 2*) u pogledu broja pratilaca, rezultati su nesumnjivo izdvojili nalog predsednika Republike Srbije i lidera SNS-a, Aleksandra Vučića, sa 344923 pratilaca, a po ovoj metrici, Vučićev nalog slede nalog lidera NS, Vuka Jeremića, sa 187185 pratilaca, nalog lidera SPAS-a, Aleksandra Šapića sa 173657 pratilaca, lidera SSP Dragana Đilasa sa 122611 pratiocem, kao i lidera PSG-a, Sergeja Trifunovića, sa 100322 pratilaca. Preko 100000 pratilaca imao je nalog prvog podpredsednika SSP-a, Borka Stefanovića, dok je sa 97249 pratilaca blizu ovoj brojci bio i nalog lidera DJB-a Saše Radulovića. Sa druge strane, kao naloge sa najmanje pratilaca u okviru osnovnog uzorka, rezultati su izdvojili Nalog M20 sa 440 pratilaca, Sandru Božić (SNS) sa 1767 pratilaca, Aleksandra Šešelja (SRS) sa 2724, Đorđa Đokovića (SPS) sa 2916, Vojina Biljića (DJB) sa 3088, Aleksandra Olenika (UDS) sa 3162 i Ljubana Kovačevića (SNS) sa 3167 pratilaca.

*Tabela 2: Top 5 naloga osnovnog uzorka rangiranih prema broju pratilaca*

Rang	Nalog	Broj pratilaca
1	Aleksandar Vučić (SNS)	344923
2	Vuk Jeremić (NS)	187185
3	Aleksandar Šapić (SPAS)	173657
4	Dragan Đilas (SSP)	122611
5	Sergej Trifunović (PSG)	100322

Prema broju pratilaca, najpopularniji nalozi lista uključenih u osnovni uzorak (*Tabela 3*), uglavnom su bili lideri neke od stranaka u okviru te liste, te je najpopularniji nalog SZS-a bio Vuk Jeremić sa 187185 pratilaca, SPAS-a Aleksandar Šapić (ujedno i jedini nalog ove liste u osnovnom



uzorku) sa 173653, PSG-a Sergej Trifunović (100322), DJB-a Saša Radulović (98249), UDS-a Nenad Čanak (27717), a SNS-a Aleksandar Vučić (344923). Izuzetak su bile liste SRS, gde je, usled neaktivnosti Vojislava Šešelja na Tviteru, najpopularniji nalog bila Vjerica Radeta (10507 pratilaca), M20 gde je najpopularniji nalog bio stranački nalog DSS-a (8281) i SPS, gde je najpopularniji nalog bio upravo stranački (17086 pratilaca). Slična logika je primenjiva i na frakcije (*Tabela 4*), te je prema broju pratilaca, u okviru opozicije koja je izbore bojkotovala, najpopularniji bio Vuk Jeremić, u okviru opozicije koja je na izbore izašla Aleksandar Šapić, a u okviru vlasti Aleksandar Vučić.

*Tabela 3: Najpopularniji nalog prema broju pratilaca u okviru lista osnovnog uzorka*

Lista	Najpopularniji nalog	Broj pratilaca
SNS	Aleksandar Vučić (SNS)	344923
SZS	Vuk Jeremić (NS)	187185
SPAS	Aleksandar Šapić (SPAS)	173657
PSG	Sergej Trifunović (PSG)	100322
DJB	Saša Radulović (DJB)	98249
UDS	Nenad Čanak (LSV)	27717
SPS	Nalog SPS	17086
SRS	Vjerica Radeta (SRS)	10507
M20	Nalog DSS	8281

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

Frakcija	Najpopularniji nalog	Broj pratilaca
Vlast	Aleksandar Vučić (SNS)	344923
Opozicija_bojkot	Vuk Jeremić (NS)	187185
Opozicija_izbori	Aleksandar Šapić (SPAS)	173657

Prema metrici prosečnog retvita u okviru posmatranog perioda, kao i prema broju pratilaca (*Tabela 5*), najbolje je rangiran predsednik Republike Srbije i lider SNS-a, Aleskandar Vučić (1933.33) čijih je 15 tvitova u toku posmatranog perioda retvitovano čak 29000 puta, a prate ga kolege iz SNS-a Krsto Janjušević (767), čiji je 1 tvit u toku posmatranog perioda retvitovan 767 puta, zatim Nalog SNS-a (prosečni retvit: 600.72; broj tvitova u toku posmatranog perioda: 565; broj retvita:

339406), Slaviša Mićanović (prosečni retvit: 377.83; tvitovi: 23, retvit: 8690) i Vladimir Orlić (prosečni retvit 339.73; tvitovi: 15; retvit: 5096).

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

Rang	Nalog	Prosečni retvit (posmatrani period)
1	Aleksandar Vučić (SNS)	1933.33
2	Krsto Janjušević (SNS)	767
3	Nalog SNS	600.72
4	Slaviša Mićanović (SNS)	377.83
5	Vladimir Orlić (SNS)	339.73

Čini se da SNS nesumnjivo dominira u rangiranju na osnovu ove metrike, no ove rezultate treba uzeti sa rezervom, jer istraživanja domaćih istraživačkih redakcija<sup>24</sup> i Tviterova odluka da zabrani preko 8500 botovskih naloga povezanih sa SNS-om<sup>25</sup>, ukazuju da dobar deo SNS-ovog učinka na Tviteru nije autentičan, već je posledica organizovanog delovanja armije botovskih naloga okupljene oko platforme Castle.rs<sup>26</sup>. Iako je Tviter pomenutih 8500 botovskih naloga zabranio početkom aprila ove godine (nešto manje od 2 meseca pre početka posmatranog perioda), teško se može pretpostaviti da su tim činom uklonjeni svi botovski nalozi povezani sa SNS-om. Zato valja pomenuti i top 5 naloga prema prosečnom retvitu koji ne pripadaju SNS-u (Tabela 6).

*Tabela 6: Top 5 naloga osnovnog uzorka koji ne pripadaju SNS-u rangiranih prema prosečnom retvitu u toku posmatranog perioda*

Rang	Nalog	Prosečni retvit (posmatrani period)
1	Marinika Tepić (SSP)	180.08
2	Dragan Đilas (SSP)	147.61
3	Nalog SZS	59.33
4	Dragana Rakić (DS)	47.67
5	Boško Obradović (Dveri)	47.3

<sup>24</sup> <https://www.raskrikavanje.rs/page.php?id=Kako-je-radila-srpska-bot-armija-43-miliona-tvitova-podrske-Vucicu-642>

<sup>25</sup> <https://www.nedeljnik.rs/tviter-ugasio-8-558-naloga-koji-su-sluzili-za-promovisanje-sns-i-vucica/>

<sup>26</sup> <http://www.castle.rs/>



Ti nalozi su: Marinika Tepić (SSP) (180.08) čiji je 61 tvit retvitovan 10985 puta u toku posmatranog perioda, Dragan Đilas (SSP) (147.61) čijih je 38 tvitova retvitovano 5609 puta, Nalog SZS (prosečan retvit: 59.33; tvitovi: 15; retvit: 890), Dragana Rakić (DS) (prosečan retvit: 47.67; tvitovi: 9; retvit: 429) i Boško Obradović (Dveri) (prosečan retvit: 47.3; tvitovi: 97; retvit: 4588).

Gledano prema prosečnom retvitu u toku posmatranog perioda, u okviru lista su se kao najpopularniji nalozi najčešće izdvojili sami nalozi stranke ili liste (*Tabela 7*), te je u okviru liste DJB, najpopularniji nalog bio Nalog DJB (prosečni retvit: 12.78), u okviru SRS-a, Nalog SRS (9.13), PSG-a, Nalog PSG (9.08), SPS-a, Nalog SPS (6.08), a u okviru M20, Nalog M20 (3.17). U slučaju SNS-a, najpopularniji nalog prema ovoj metrici bio je Aleksandar Vučić (1933.33), u slučaju SZS-a, Marinika Tepić (180.08), SPAS-a, Aleksandar Šapić (2.21), a u slučaju UDS-a, Nenad Čanak (1.85). Što se tiče frakcija osnovnog uzorka (*Tabela 8*), prema prosečnom retvitu u okviru frakcije Vlast, najpopularniji je bio Aleksandar Vučić, u okviru opozicije u bojkotu Marinika Tepić, a u okviru opozicije koja je izašla na izbore Nalog DJB.

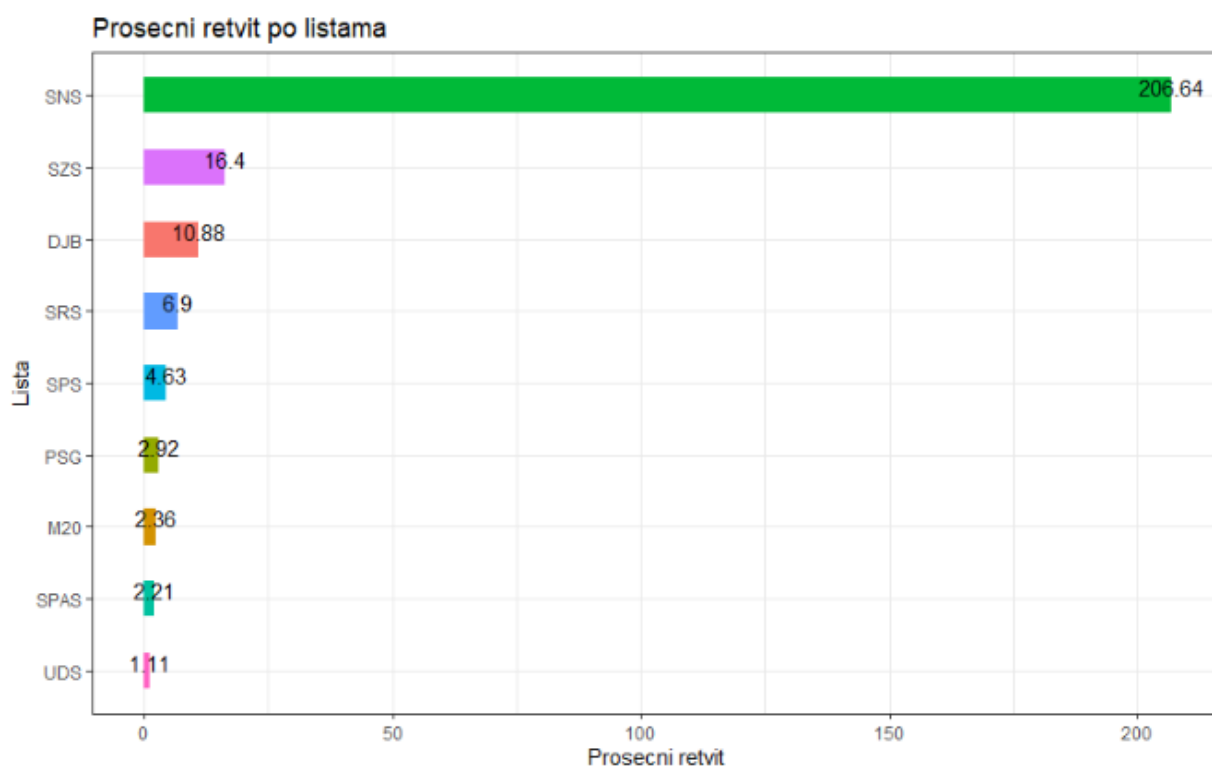
*Tabela 7: Najpopularniji nalog prema prosečnom retvitu u okviru lista osnovnog uzorka*

Lista	Najpopularniji nalog	Prosečni retvit (posmatrani period)
SNS	Aleksandar Vučić (SNS)	1933.33
SZS	Marinika Tepić (SSP)	180.08
DJB	Nalog DJB	12.78
SRS	Nalog SRS	9.13
PSG	Nalog PSG	9.08
SPS	Nalog SPS	6.08
M20	Nalog M20	3.17
SPAS	Aleksandar Šapić (SPAS)	2.21
UDS	Nenad Čanak (LSV)	1.85

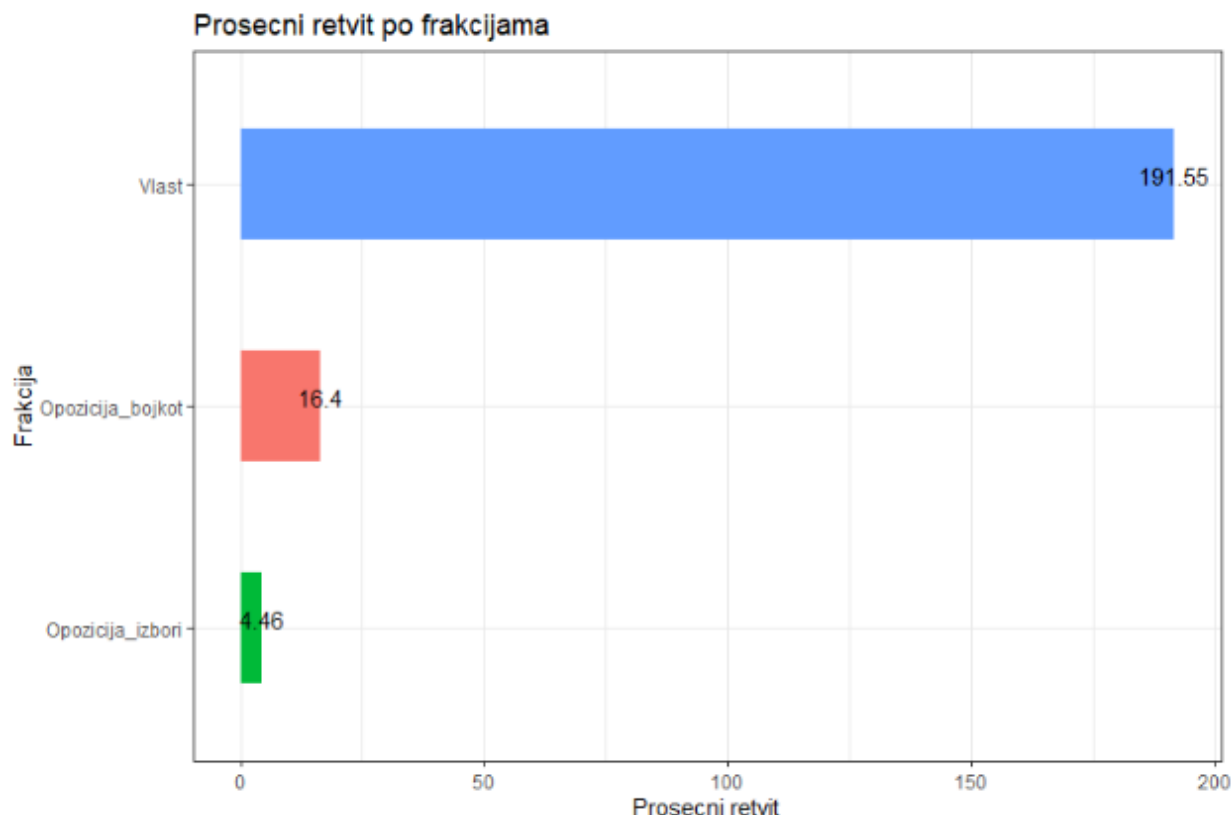
*Tabela 8: Najpopularniji nalog prema prosečnom retvitu u okviru frakcija osnovnog uzorka*

Frakcija	Najpopularniji nalog	Prosečni retvit (posmatrani period)
Vlast	Aleksandar Vučić (SNS)	1933.33
Opozicija_bojkot	Marinika Tepić (SSP)	180.08
Opozicija_izbori	Nalog DJB	12.78

Slika 3 i Slika 4 (ispod) rangiraju ukupni uspeh lista i frakcija osnovnog uzorka u toku posmatranog perioda prema metrici prosečnog retvita (zbir svih retvitova na nivou liste / frakcije podeljen brojem tvitova na nivou liste / frakcije) i pokazuju da je među listama, ubedljivo najbolji ukupni uspeh u pogledu ove metrike imao SNS (206.64), koji prate SZS (16.4), zatim DJB (10.88), SRS (6.9), SPS (4.63), PSG (2.92), M20 (2.36), SPAS (2.21), i UDS (1.11). Što se tiče frakcija, najbolje je rangirana Vlast (191.55), zatim opozicija koja je izbore bojkotovala (16.4), dok se na kraju rang liste nalazi opozicija koja je na izbore izašla, sa samo 4.46 retvita po nalogu u proseku.



Slika 3: Prosečni retvit po listama naloga osnovnog uzorka



*Slika 4: Prosečni retvit po frakcijama osnovnog uzorka*

Da bi se o Hipotezi 1, koja pretpostavlja da će pojedini akteri i grupe biti značajno uticajniji od ostalih u analiziranim mrežama, doneo konačan sud, neophodno je u obzir uzeti i metrike centralnosti o kojima će više reči biti u sekcijama 4.2.2. i 4.2.3, no rezultati izlistani u ovom odeljku, jasno joj idu u prilog. Čak i ako, usled opravdanih sumnji u autentičnost, po strani ostavimo značajnu prednost SNS-a i naloga povezanih sa SNS-om, ostatak rezultata nesumnjivo ukazuje na bitne razlike u uticaju koje su posmatrane liste i frakcije ostvarile na Tviteru u toku posmatranog perioda. Ove razlike bi se mogle obrazložiti razlikama u nivou podrške konkretnoj političkoj opciji u biračkom telu, ali i prisustvu izražene kontrole tradicionalnih medija, različitih infrastrukturnih kapaciteta, ali i fundamentalno različite zainteresovanosti za vođenje kampanje na Tviteru koja je očigledna kada se u obzir uzme da dobar deo lista koje su zadovoljile većinu zadatih kriterijume za ulazak u osnovni uzorak, u isti nisu mogle da budu uključene jer nisu imale aktivne naloge tokom posmatranog perioda.

#### 4.2.2. Centralnost čvorova i centralizacija u mrežama

Kao što je već napomenuto, pri izračunavanju metrika centralnosti individualnih čvorova osnovnog uzorka isključeni su čvorovi *metla2020* i *dsscentar* jer bi najveći deo metrika za njih bio besmislen usled odvojenosti od ostatka mreže, a rezultati se mogu 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.*

	Osnovni uzorak	Prošireni uzorak
Centralizacija intermedijarnosti	0.1311162	0.2606622
Centralizacija stepena	0.1652893	0.5320334
Centralizacija bliskosti	0.320703	0.547029
Centralizacija svojstvenog vektora	0.7298362	0.8524413

Centralizacija intermedijarnosti kao tendencija da se visoka intermedijarnost vezuje za nekolicinu čvorova je niska kod mreže osnovnog uzorka (0.13), a nešto viša u slučaju mreže proširenog uzorka (0.26,) što i u jednom, i u drugom slučaju ide u prilog tezi o većoj demokratičnosti Tvitera u odnosu na tradicionalne medije. Veća centralizacija intermedijarnosti u okviru proširenog uzorka ukazuje na veći značaj dobro povezanih čvorova za difuziju informacija kroz mrežu. Čvorovi sa najvećom intermedijarnošću osnovnog uzorka su Dragan Đilas (SSP) (684.82), Boško Obradović (Dveri) (651.85), Janko Veselinović (PZP) (575.37), Vladimir Gajić (NS) (486.89) i Sandra Božić (SNS) (458.04), dok je čak 8 čvorova osnovnog uzorka imalo intermedijarnost 0 (Nalog DJB, Marjia Jovičić (SNS), Dijana Vukomanović (NS), Đorđe Đoković (SPS), Vojin Biljić (DJB), Aleksandar Šapić (SPAS), Nalog LSV i Branko Ružić (SPS)). U okviru proširenog uzorka je za posmatrane naloge političara situacija nešto drugačija, pa tako najveću intermedijarnost imaju Sergej Trifunović (PSG) (12586.95), Marijan Rističević (NSS) (6411.03), Vladimir Gajić (NS) (5005.39), Saša Radulović (DJB) (4286.66) i Balša Božović (DS) (4190.33).

Centralizacija stepena je kao i 2016. (Galjak, 2017) znatno viša u proširenom uzorku (0.53) u odnosu na osnovni (0.165), a razlika je pritom dosta izraženija što ukazuje na postojanje naloga sa

znatno višim stepenom u odnosu na ostale. Primer takvih naloga su Sergej Trifunović (dolazni stepen u okviru proširenog uzorka: 296, odlazni: 212) koji je pominjanja retko ignorisao, pa je tako pomenut od strane 64.2% čvorova proširenog uzorka, a pomenuo oko 50.6%, zatim, Aleksandar Vučić, koji je pomenut od strane 253 drugih naloga (60.38%), a pomenuo samo jedan (0.24%) i to nalog svoje stranke, i Dragan Đilas koji je pomenut od strane 216 drugih naloga (51.55%), ali je, poput Vučića, sam pomenuo samo 8 naloga (1.9%). U ovom kontekstu Trifunovića, Vučića i Đilasa prate Trifunovićev stranački kolega Pavle Grbović (dolazni stepen: 192 (45.82% čvorova), odlazni stepen: 65 (15.51%)) i Nalog PSG (185 (44.15%) i 11 (2.63%)). Najmanji dolazni stepen imaju Nalog DSS (3), Ljuban Kovačević (SNS) (4), Dijana Vukomanović (NS) (5), Nemanja Šarović (SRS) (6) i Krsto Janjušević (SNS) (6) koji su pomenuti od strane manje od 1.5% čvorova proširenog uzorka. Dolazni stepen je za čvorove osnovnog uzorka u okviru proširenog gotovo uvek bio veći od odlaznog (osim u slučaju Dragane Čerović (SNS), Dijane Vukomanović (NS) i Ljubana Kovačevića (SNS)).

Centralizacija bliskosti koja je i za osnovni, i za prošireni uzorak računata na neusmerenoj verziji mreže (jer bi na usmerenoj bila besmislena usled nepovezanosti), bila je prisutna u mreži osnovnog uzorka (0.32 za gigantsku komponenta bez nepovezanih čvorova,  $N=56$ ), a posebno u mreži proširenog 0.55 ( $N=419$ ), što je u skladu sa nalazima o manjoj gustini mreže proširenog uzorka iz sekcije 4.1. i ukazuje na veći značaj dobro povezanih čvorova za opstanak mreže. Čvorovi osnovnog uzorka sa najvećom centralnošću bliskosti u okviru mreže proširenog uzorka bili premijerka Republike Srbije, Ana Brnabić (0.00107), Janko Veselinović (PZP) (0.00107), Vladimir Gajić (NS) (0.00106), Nalog SNS (0.00105) i Borko Stefanović (SSP) (0.00105). Najmanju centralnost bliskosti u ovom kontekstu, imali su Nemanja Šarović (SRS) (0.00077), Nalog DSS (0.00077), Marija Obradović (SNS) (0.0008), Krsto Janjušević (SNS) (0.0008) i Nalog LSV (0.0008).

Centralizacija svojstvenog vektora bila je izražena i u mreži osnovnog (0.73), i u mreži proširenog uzorka (0.85) što ukazuje na to da je nekolicina čvorova imala vrlo visoke vrednost ove metrike, dok su ostali imali znatno manju, što kada se ova metrika uporedi sa centralizacijom stepena, kao i 2016. (Galjak 2017) ukazuje da su obe mreže dosta centralizovanije kada se u obzir uzmu indirektne veze u odnosu na direktne. Najveću vrednost ove metrike su u osnovnom uzorku imali

Nalog DJB (1), Saša Radulović (0.99), Branka Stamenković (0.49), Hana Adrović (0.32) i Vojin Biljić (0.31), svi iz stranke Dosta je bilo, što samo sebe objašnjava - intenzivnim međusobnim komuniciranjem, ovi inače dobro povezani nalozi (misli se na povezanost sa drugim dobro povezanim naložima), dobrim delom su sami sebi podigli centralnost svojstvenog vektora. Situacija je u proširenom uzorku bila nešto drugačija, a najviše vrednosti ove metrike imali su Srđan Milivojević (DS) (1), Aleksandar Vučić (SNS) (0.23), Nalog SNS (0.21), Sergej Trifunović (PSG) (0.15) i Balša Božović (DS) (0.11).

Kao i u slučaju klasičnih tviter metrika (odeljak 4.2.1), različite metrike centralnosti različito su rangirale različite aktere, te ćemo, za potrebe evaluacije **Hipoteze 1** o različitom uticaju pojedinih aktera i grupa u okviru analiziranih mreža, koristiti kompozitni pokazatelj centralnosti (*P2 odstojanje*), o kome će više reči biti u narednom odeljku.

#### 4.2.3. Međuzavisnost pokazatelja i kompozitni pokazatelj centralnosti

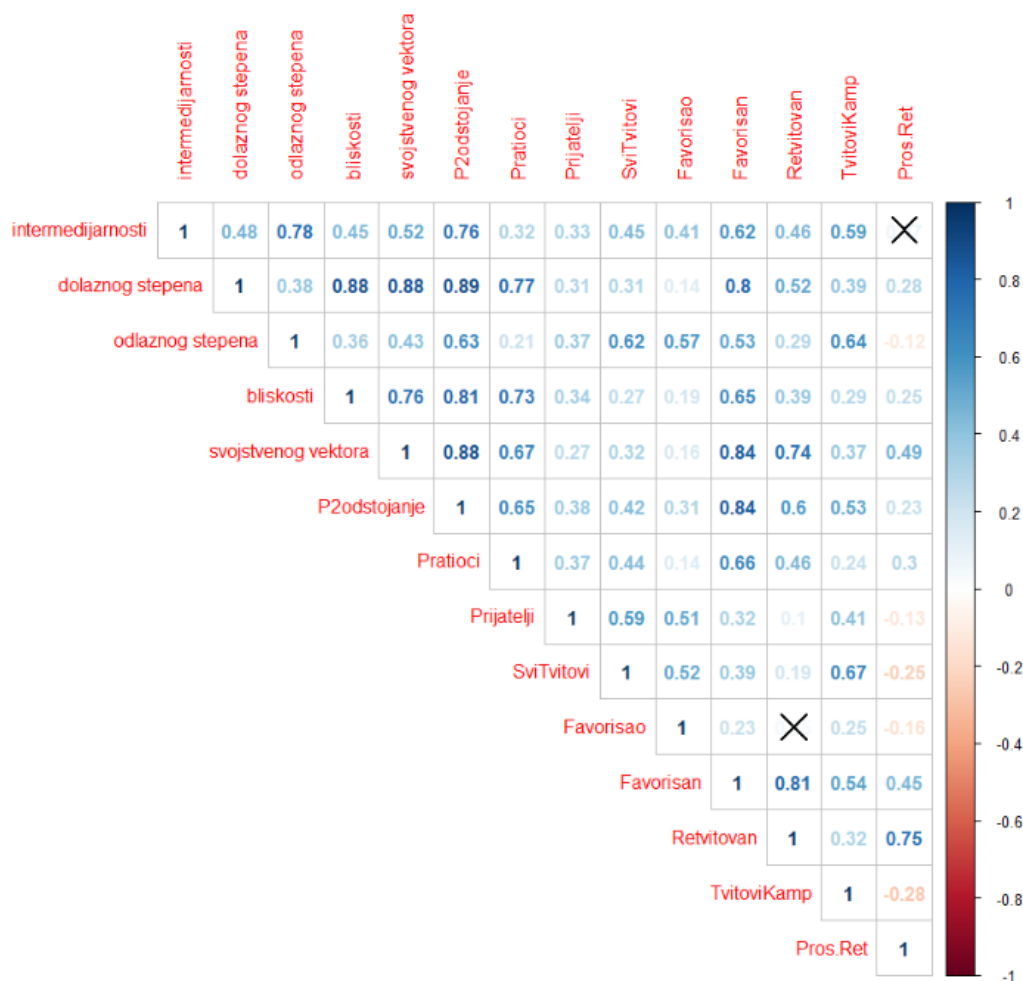
Kako bi se testirala adekvatnost P2 odstojanja kao kompozitnog pokazatelja centralnosti (**Hipoteza 5**) neophodnog za utvrđivanje razlike u ostvarenom uticaju merenom pomoću metrika centralnosti (aspekt **Hipoteze 1**), međuzavisnost klasičnih Tviter metrika i metrika centralnosti računata je pomoću Spirmanovog koeficijenta korelacije ranga, pri čemu su (za razliku od Galjaka (2017), koji je međuzavisnost metrika proučavao isključivo u okviru osnovnog uzorka) u obzir uzete metrike centralnosti naloga osnovnog uzorka u okviru mreže proširenog, jer se uključivanjem predstavnika šire javnosti, odnosno ciljnih grupa samih kampanja u računicu, a ne samo partijskih kolega i suparničkih političara, dobija bolja slika o dometu vođenih kampanja i uticaju ostvarenom na publiku. Pre zaključivanja o adekvatnosti P2 odstojanja u pomenutom kontekstu, prokomentarišaćemo glavne nalaze o međuzavisnosti svih korišćenih pokazatelja.

Rezimirani rezultati Spirmanove korelacije ranga između korišćenih pokazatelja, mogu se videti u matrici korelacije ranga (*Slika 6*) ispod, a kao najjaču korelaciju između klasičnih Tviter metrika izdvajaju korelaciju između broja fejkova (*Favorisan*) i broja retvita (*Retvitovan*) koje su tvitovi određenog profila prikupili u toku kampanje (0.81), što se moglo očekivati uz zdravorazumsku pretpostavku da će ljudi uglavnom retvitovati tvitove sa čijom se sadržinom slažu, odnosno one

koje će i favorisati. Jednako očekivana je i veza (0.66) između pomenutog broja prikupljenih fejkova u toku kampanje (*Favorisan*) i ukupnog broja pratilaca naloga (*Pratioci*) (veći broj pratilaca nekog naloga nosi i veću šansu da će mu tvitovi biti favorisani), kao i veza između broja retvitova (*Retvitovan*) i prosečnog retvita (*Pros.Ret*) (0.75) jer je prosečni retvit računat kao količnik broja retvitova i broja tvitova objavljenih u toku kampanje.

Jaka pozitivna veza (0.67) utvrđena je i između ukupnog broja objavljenih tvitova od otvaranja naloga (*SviTvitovi*) i broja tvitova u toku posmatranog perioda (*TvitoviKamp*) što ukazuje na relativnu konzistentnost analiziranih naloga u učestalosti tvitovanja u toku i van kampanje, a metrika *TvitoviKamp* očekivano je (0.54) povezana i sa brojem fejkova koje su tvitovi određenog naloga prikupili u toku kampanje (*Favorisan*). Pozitivna korelacija jednaka ili jača od 0.5, u okviru ove grupe metrika, postoji i između broja tvitova koje je određeni nalog favorisao od svog otvaranja (*Favorisao*) sa jedne strane, i broja tvitova koje je od otvaranja objavio (*SviTvitovi*) (0.52), odnosno ukupnog broja tvitova naloga koje taj nalog prati (*Prijatelji*) (0.51) sa druge, dok su i same metrike *SviTvitovi* i *Prijatelji* srednje jako povezane (0.59).

Što se tiče povezanosti između klasičnih metrika i metrika centralnosti, zanimljiv je nalaz da je broj sakupljenih fejkova u toku kampanje (*Favorisan*), srednje ili jako pozitivno koreliran sa svim korišćenim metrikama centralnosti (centralnost *svojstvenog vektora* (0.84), centralnost *dolaznog stepena* (0.8), centralnost *bliskosti* (0.65), centralnost *intermedijarnosti* (0.62), centralnost *odlaznog stepena* (0.53)), kao i sa kompozitnim pokazateljem centralnosti (*P2odstojanje*) (0.84), što može ukazivati na vezu između položaja određenog naloga u okviru topologije mreže i uticaja koji će taj nalog ostvariti u pogledu klasičnih metrika, pri čemu se, centralnost *svojstvenog vektora*, odnosno boravak u blizini dobro povezanih čvorova, izdvaja kao najbitniji faktor. Očekivano jaka pozitivna korelacija postoji i između broja pratilaca (*Pratioci*) i centralnosti *dolaznog stepena* (0.77), broja pratilaca i centralnosti *bliskosti* (0.73), kao i centralnosti *svojstvenog vektora* i ukupnog broja retvita u toku kampanje (*Retvitovan*) (0.74).



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 ne prelaze prag statističke značajnosti ( $\alpha = 0.05$ ).

Među mrežnim metrikama, statistički značajna veza očekivano postoji između centralnosti *bliskosti* sa jedne strane i *dolaznog* (0.88), odnosno *odlaznog stepena* (0.36) sa druge, jer veći broj čvorova koji je u direktnoj (odlaznoj ili dolaznoj) vezi sa čvorom koji se posmatra, diže broj potencijalnih putanja preko kojih se od tog čvora može doći do bilo kog drugog u mreži, time spuštajući prosečnu dužinu putanje kroz otvaranje potencijalno kraćih puteva. Znatno jači koeficijent korelacije koju centralnost *bliskosti* ima sa *dolaznim* u odnosu na *odlazni stepen*, ukazuje na znatno veći značaj koji je pominjanje naloga osnovnog uzorka od strane ostalih naloga iz proširenog imalo za uspostavljanje analizirane mreže, što je i očekivano jer je broj čvorova koji



ne pripadaju osnovnom uzorku višestruko veći (u okviru proširenog uzorka bilo je 58 naloga koji su pripadali i osnovnom, a 361 naloga koji nisu). U ovom kontekstu, zanimljiv je nalaz o jačoj korelaciji između centralnosti *intermedijarnosti* i *odlaznog stepena* (0.78) od korelacije ove metrike sa centralnošću *dolaznog stepena* (0.48) što ukazuje da je, u ovom slučaju, komunikacija inicirana od strane naloga osnovnog uzorka ipak bila značajnija za njihovo pozicioniranje na najkraćim putevima između bilo koja druga dva čvora od komunikacije usmerene ka njima.

Pozitivne korelacije između *dolaznog* i *odlaznog stepena* sa jedne strane i centralnosti *svojstvenog vektora* (0.88 i 0.43) sa druge, mogu se objasniti tezom da boravak u neposrednoj blizini dobro povezanih čvorova povećava publiku kojoj su tvitovi određenog čvora dostupni i samim tim i verovatnoću da će ta publika stupiti u interakciju sa pomenutim čvorom. Centralnost *svojstvenog vektora* bila je u jakoj pozitivnoj vezi i sa centralnošću *bliskosti* (0.76), kao i u srednje jakoj pozitivnoj vezi sa centralnošću *intermedijarnosti* (0.52), dok su ove dve metrike međusobno bile srednje jako povezane (0.45).

Jaka pozitivna korelacija koju je *P2odstojanje* imalo sa svim ostalim korišćenim metrikama centralnosti (centralnost *intermedijarnosti* (0.76), centralnost *dolaznog stepena* (0.89), centralnost *odlaznog stepena* (0.63), centralnost *bliskosti* (0.81), centralizacija *svojstvenog vektora* (0.88)), opravdala je nameravanu ulogu ove metrike kao kompozitnog pokazatelja koji objedinjuje varijabilitet svih ostalih pokazatelja centralnosti (Galjak, 2017). Time je potvrđena i **Hipoteza 5**. U skladu sa tim, ova metrika je u nastavku korišćena za rangiranje centralnosti individualnih naloga osnovnog uzorka (u okviru mreže proširenog), kao i sveukupne centralnosti lista i frakcija kojima su pripadali (računat je prosek *P2odstojanja* u okviru liste ili frakcije).

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

Rang	Nalog	P2 odstojanje
1	Sergej Trifunović (PSG)	24.96
2	Srđan Milivojević (DS)	22.59
3	Balša Božović (DS)	12.91
4	Vladimir Gajić (NS)	12.88
5	Marijan Rističević (NSS)	11.75
6	Pavle Grbović (PSG)	11.5
7	Saša Radulović (DJB)	11.29
8	Nalog SNS	11.13
9	Aleksandar Vučić (SNS)	10.18
10	Dragan Đilas (SSP)	9.57

Nalog osnovnog uzorka sa najvećom vrednošću kompozitnog pokazatelja centralnosti (*Tabela 10*) u okviru mreže proširenog uzorka je Sergej Trifunović (PSG) (24.95), a prate ga Srđan Milivojević (DS) (22.59), Balša Božović (DS) (12.91), Vladimir Gajić (NS) (12.88), Marijan Rističević (NSS) (11.75), zatim Pavle Grbović (PSG) (11.5), Saša Radulović (DJB) (11.29), Nalog SNS (11.13), Aleksandar Vučić (SNS) (10.18) i Dragan Đilas (SSP) (9.57). Treba primetiti da i pored višestruko većeg prosečnog retvita po listi, kao i ubedljivo najboljeg rezultata u pogledu pratilaca i prosečnog retvita individualnog naloga (odjeljak 4.2.1), nalozi povezani sa SNS-om, Marijan Rističević, Nalog SNS i Aleksandar Vučić, rangirani prema kompozitnom pokazatelju centralnosti, zauzimaju tek 5, 8. i 9. mesto. S druge strane, nalozi sa višestruko slabijim rezultatima u pogledu klasičnih Tviter metrika, po mrežnoj centralnosti se rangiraju dosta bolje, što pokazuje jasan raskorak između rezultata merenja uticaja na Tviteru pomoću ove dve grupe metrika, ali i dodatno ide u prilog tezi o neautentičnosti SNS-ovog prisustva na ovoj društvenoj mreži.

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

Lista	Najpopularniji nalog	P2 odstojanje
PSG	Sergej Trifunović (PSG)	24.95
SZS	Srđan Milivojević (DS)	22.59
SNS	Marijan Rističević (NSS)	11.75
DJB	Saša Radulović (DJB)	11.29
UDS	Nenad Čanak (LSV)	6.65
SPS	Nalog SPS	6.32
SPAS	Aleksandar Šapić (SPAS)	5.8
SRS	Aleksandar Šešelj (SRS)	4.91
M20	Nalog M20	3.92

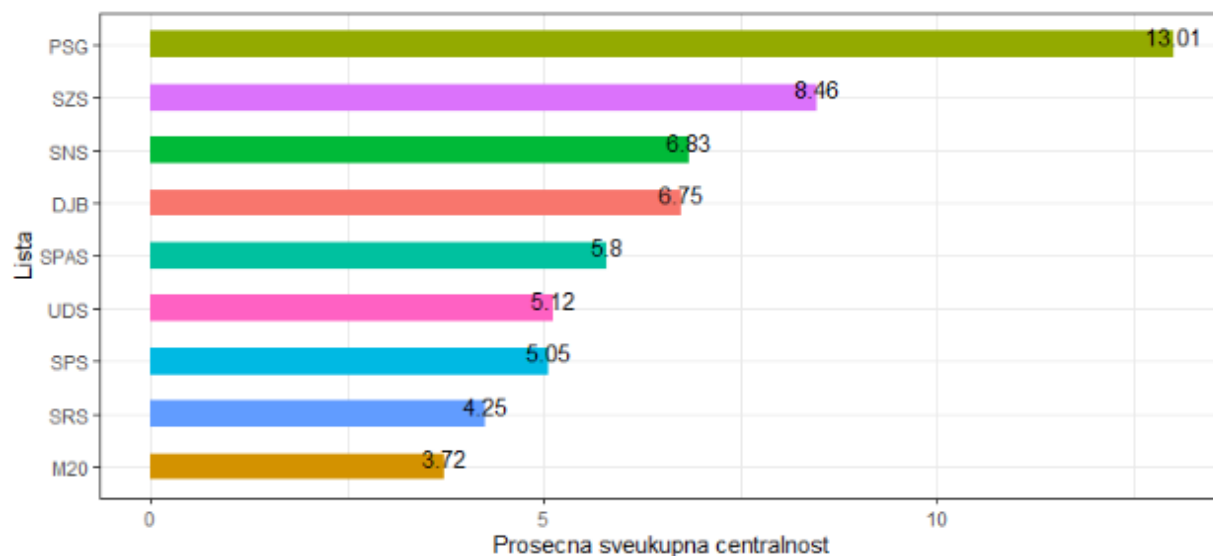
*Tabela 12: Nalog sa najvećom vrednošću kompozitnog pokazatelja centralnosti P2 odstojanja u okviru svake frakcije osnovnog uzorka*

Frakcija	Najpopularniji nalog	P2 odstojanje
Opozicija_izbori	Sergej Trifunović (PSG)	24.95
Opozicija_bojkot	Srđan Milivojević (DS)	22.59
Vlast	Marijan Rističević (NSS)	11.75

U okviru lista osnovnog uzorka, najveću vrednost kompozitnog pokazatelja centralnosti (*Tabela 11*), imali su većinom lideri stranaka u okviru istih, pa je tako u okviru liste PSG, najveću centralnost imao lider PSG-a, Sergej Trifunović, u okviru SNS-a, lider NSS, Marijan Rističević, u okviru DJB-a, Saša Radulović, UDS-a, lider LSV-a, Nenad Čanak (6.65), a u okviru SPAS-a, Aleksandar Šapić (5.8). Nalozi stanaka su imali najveću centralnost u okviru SPS-a (6.32) i M20 (3.92), dok su ostali članovi liste imali najveću centralnost u slučaju DS-a (Srđan Milivojević) i SRS-a (Aleksandar Šešelj) (4.91). Sergej Trifunović je imao najveću centralnost i u okviru frakcije opozicije na izborima, Srđan Milivojević u okviru frakcije opozicije u bojkotu, a u okviru frakcije vlasti, ovu titulu je odneo Marijan Rističević (*Tabela 12*).

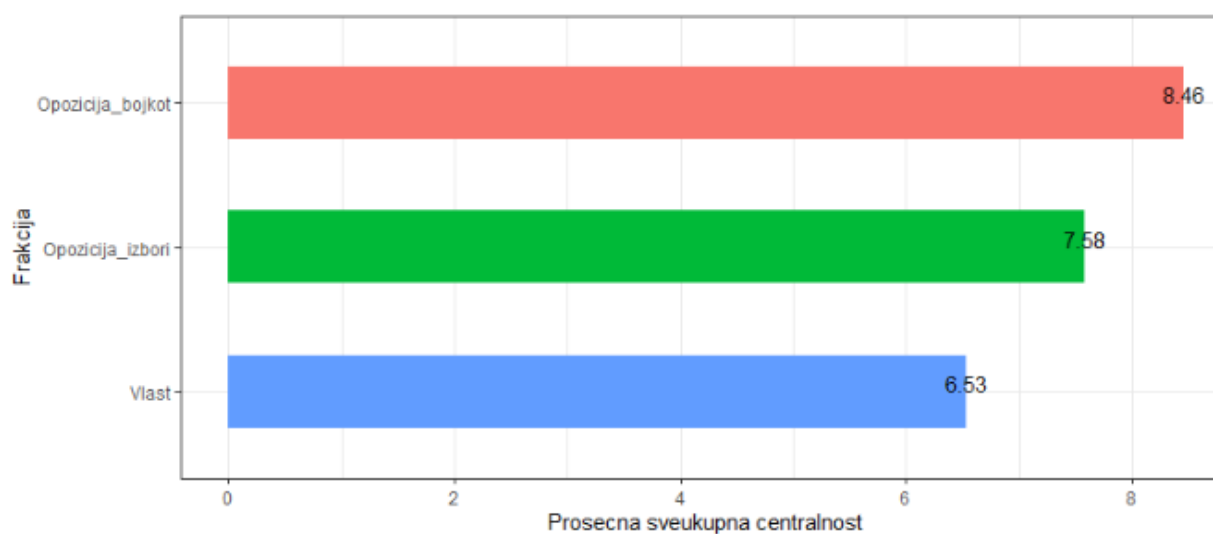
*Slika 7* i *Slika 8* pokazuju rangiranje listi i frakcija prema prosečnoj sveukupnoj centralnosti naloga u okviru istih (zbir vrednosti P2 odstojanja svih naloga liste ili frakcije podeljen brojem pomenutih naloga) i iz njih se može videti da je, među listama, najveću prosečnu sveukupnu centralnost imao

PSG (13.01), zatim SZS (8.46), SNS (6.83), DJB (6.75), SPAS (5.8), UDS (5.12), SPS (5.05), SRS (4.25) i M20 (3.72).



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

Gledano prema frakcijama, najveću prosečnu sveukupnu centralnost ima opozicija u bojkotu (8.46), a prate je opozicija na izborima (7.58) i vlast (6.53).



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

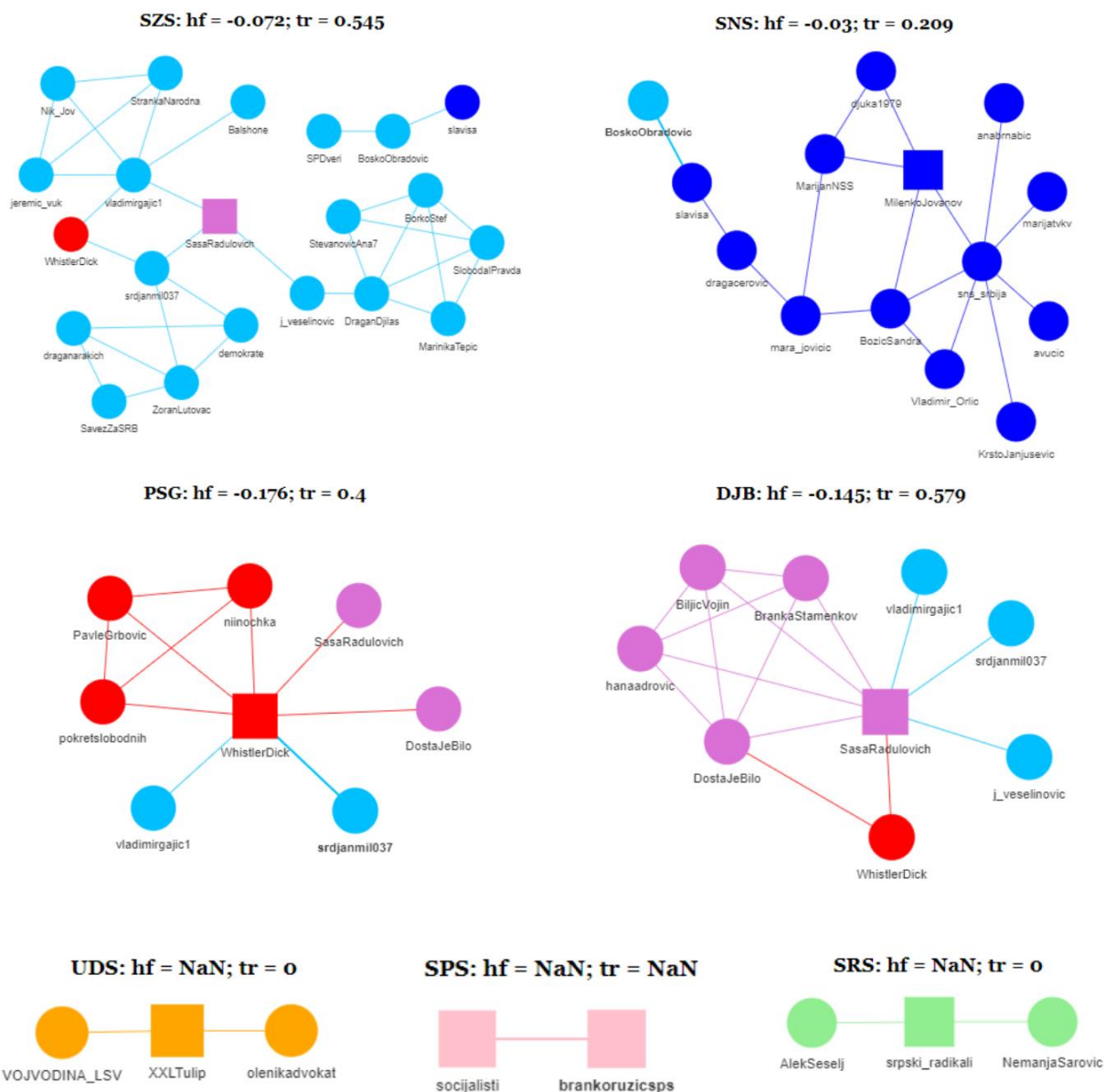
U kontekstu evaluacije **Hipoteze 1** (koja pretpostavlja da će pojedini akteri i grupe biti značajno uticajnije od ostalih u analiziranim mrežama), rezultati prikazani u ovom odeljku pokazuju značajnu razliku u uticaju (merenog kompozitnim pokazateljem centralnosti, P2 odstojanjem) kako među individualnim akterima, tako i među grupama, odnosno listama i frakcijama kojima oni pripadaju. Ipak, treba primetiti da rangiranje uticaja na osnovu centralnosti nije u skladu rangiranjem na osnovu klasičnih Tviter metrika (broj pratilaca i prosečni retvit) kojima smo se bavili u odeljku 4.2.1 - iako SNS i frakcija vlasti nesumnjivo dominiraju u pogledu klasičnih metrika, u pogledu centralnosti, slabiji uticaj imaju od obe frakcije opozicije.

### 4.3. Homofilija i klaster analiza

Homofilija, kao sklonost aktera da se povezuju sa sebi sličnima (u kontekstu liste ili frakcije), računata je na mreži osnovnog uzorka tako što je graf osnovnog podeljen na 8 podgrafova (po jedan za svaku listu), odnosno 3 podgrafa (po jedan za svaku frakciju), pri čemu je kriterijum za postojanje ivice u okviru podgrafova bila dvosmerna komunikacija. U svaki podgraf uključeni su i akteri drugih lista / frakcija koji su u toku posmatranog perioda ostvarili dvosmernu komunikaciju sa akterima liste / frakcije na koju se konkretni podgraf odnosi. Zatim su za svaki podgraf utvrđene nominalna asortativnost prema listi / frakciji i tranzitivnost, a čvor sa najvećom intermedijarnošću (sračunatom u okviru podgrafa) je u vizuelnom prikazu odgovarajućeg podgrafa predstavljen kvadratom. Centralnost intermedijarnosti je u ovom kontekstu izabrana kao najbolja mera za utvrđivanje čvora koji je najznačajniji za posredovanje u komunikaciji između ostalih čvorova i bez koga bi sam podgraf bio fragmentiraniji i potencijalno nepovezan.

Podgrafovi (*Slika 8*) jasno pokazuju da je dvosmerna komunikacija u okviru osnovnog uzorka pre svega postojala između čvorova iste liste, a u slučaju lista UDS, SPS i SRS i isključivo. Najmanju nominalnu asortativnost prema listi, odnosno sklonost da se komunicira pre svega sa svojim kolegama sa liste imao je PSG ( $r = -0.176$ ), zatim DJB ( $r = -0.145$ ), SZS ( $r = -0.072$ ) i SNS ( $r = -0.03$ ). Čvor sa najvećom intermedijarnošću je u slučaju UDS-a bio Nenad Čanak, SRS-a nalog SRS, dok su u slučaju SPS-a ovu titulu podelili Nalog SPS i Branko Ružić. Lideri DJB-a i PSG-a očividno imali najveću intermedijarnost u okviru svojih lista. Iznenadjujuće, Saša Radulović je najveću intermedijarnost imao i u okviru podgrafa SZS-a i time igrao ulogu mosta između tri stranačka klastera u okviru ove liste (SSP, NS i DS). Najveću intermedijarnost u okviru podgrafa SNS, imao je Milenko Jovanović.

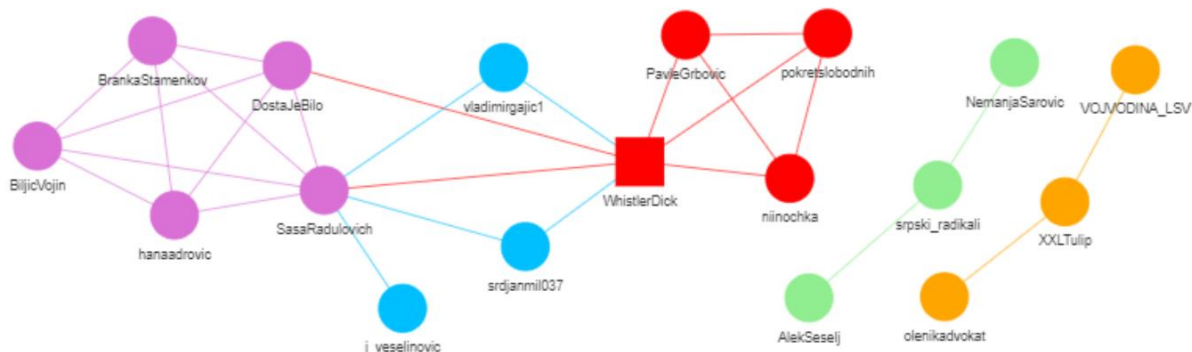
Tranzitivnost, odnosno sklonost formiranju zatvorenih trijada, kod UDS-a, SPS-a i SRS-a je bila nula, dok je u slučaju ostalih podgrafova listi najveću tranzitivnost imao DJB (0.579), zatim SZS (0.545), PSG (0.4) i SNS (0.209). Ovi rezultati ukazuju na to da su predizborne kampanje DJB, SZS, PSG i SNS bile dosta koordinisane i da su dosta više radile na uzajamnoj promociji kolega sa liste u odnosu na UDS, SPS i SRS.



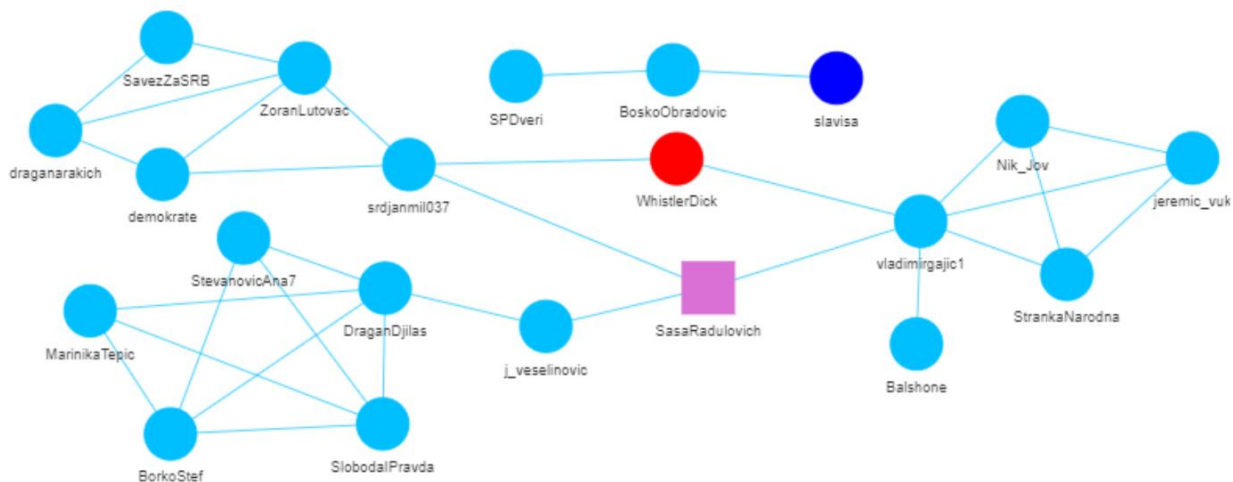
Slika 8: Podgrafovi lista iz osnovnog uzorka u koje su uključeni samo nalozi koji su u toku posmatranog perioda ostvarili dvosmernu komunikaciju među sobom, kao i nalozi drugih lista osnovnog sa kojima su pomenuti čvorovi ostvarili dvosmernu komunikaciju. Za svaki podgraf je izračunat koeficijent nominalne asortativnosti prema listi (hf) i tranzitivnosti (tr), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom. Sa slike su izostali podgrafovi lista Metla 2020 i SPAS jer između naloga koji su im pripadali nije bilo dvosmerne komunikacije. Boja predstavlja izbornu listu (SNS – tamno plava, SZS – svetlo plava, DJB –

*ljubičasta, PSG - crvena, SPS – roze, SRS – zelena, UDS – narandžasta), odnosno koaliciju stranaka koje bojkotuju izbore u slučaju SZS-a.*

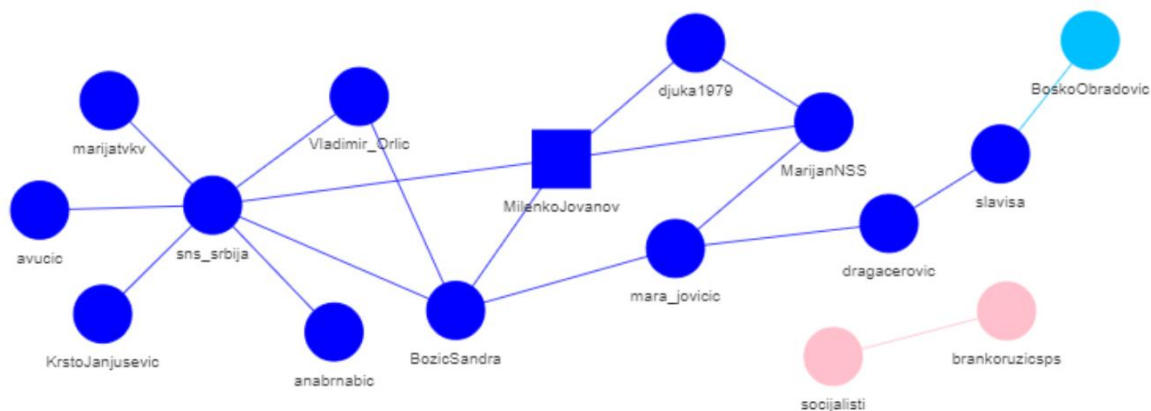
**Opozicija\_izbori: hf = -0.102; tr = 0.567**



**Opozicija\_bojkot: hf = -0.091; tr = 0.545**



**Vlast: hf = -0.029; tr = 0.209**





*Slika 9: Podgrafovi frakcija iz osnovnog uzorka u koje su uključeni samo nalozi koji su u toku posmatranog perioda ostvarili dvosmernu komunikaciju među sobom, kao i nalozi drugih frakcija osnovnog uzorka sa kojima su pomenuti čvorovi ostvarili dvosmernu komunikaciju. Za svaki podgraf je izračunat koeficijent nominalne asortativnosti prema frakciji ( $h_f$ ) i tranzitivnosti ( $tr$ ), a čvor sa najvećom intermedijarnošću u okviru podgrafa predstavljen je kvadratom. Boja predstavlja izbornu listu (SNS – tamno plava, SZS – svetlo plava, DJB – ljubičasta, PSG - crvena, SPS – roze, SRS – zelena, UDS – narandžasta), odnosno koaliciju stranaka koje bojkotuju izbore u slučaju SZS-a.*

Takođe treba primetiti i da je osim u slučaju SRS i SPS kojima Tviter očitio nije bio fokus kampanje, tranzitivnost veća kod lista koje su sačinjene iz jedne partije. Iako tranzitivnost podgrafa SZS naizgled ne ide u prilog ovoj tezi, treba primetiti da bi bez Saše Radulovića i Sergeja Trifunovića, ovaj podgraf bio podeljen na 4 nepovezane komponente koje odgovaraju upravo strankama koje su činile ovu listu (Dveri, DS, SSP i NS).

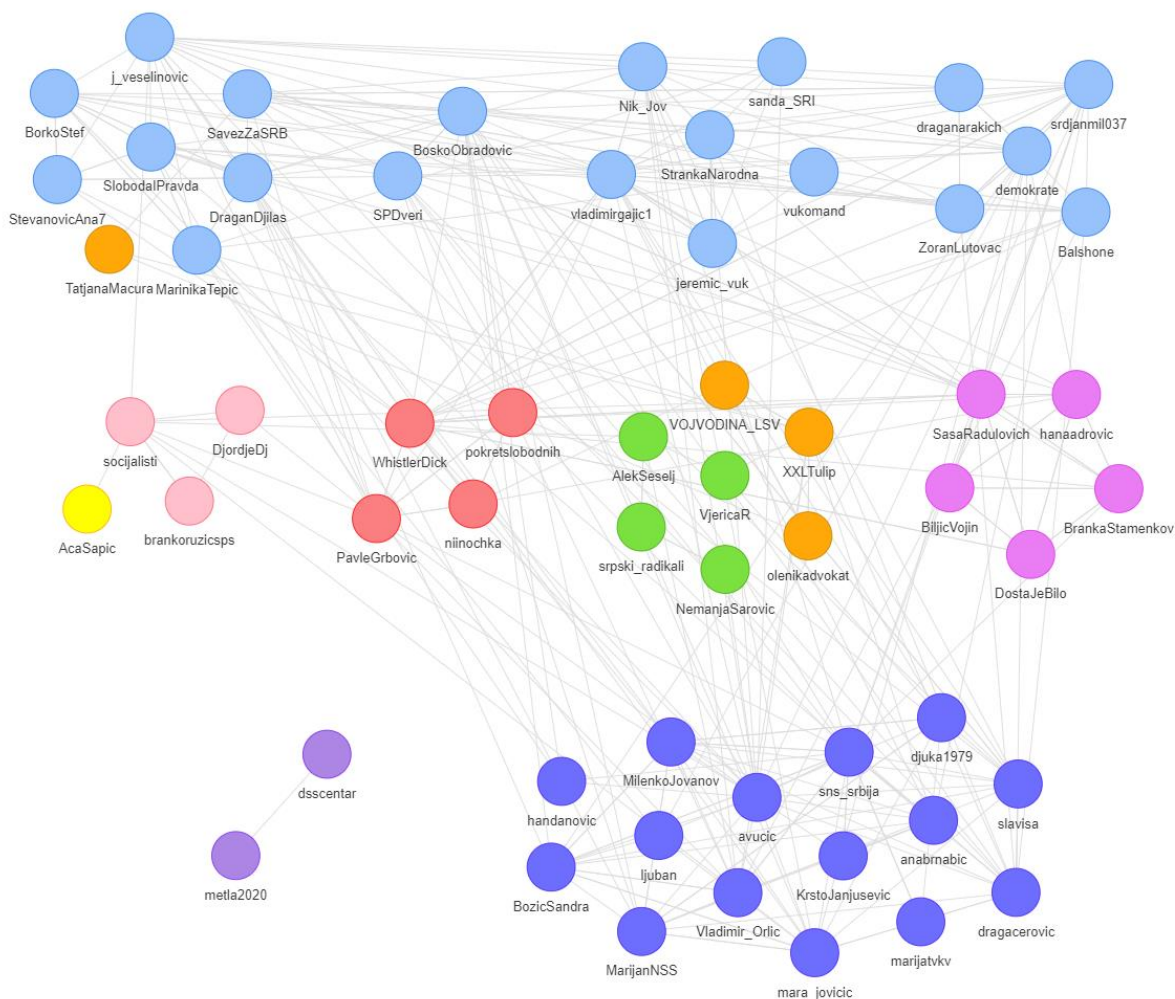
Podgrafovi dvosmerne komunikacije u okviru frakcija (*Slika 9*) kao frakciju sa najmanje izraženom homofilijom izdvajaju opoziciju na izborima ( $r = -0.102$ ) u okviru koje je akter sa najvećom intermedijarnošću Sergej Trifunović, zatim opoziciju u bojkotu ( $r = -0.091$ ) u okviru koje je najveću intermedijarnost imao Saša Radulović (koji ni ne pripada ovoj frakciji), dok je najveća homofilija zabeležena u okviru frakcije vlasti ( $r = -0.029$ ) u okviru koje je najveću intermedijarnost imao Milenko Jovanović. Što se tranzitivnosti tiče, ona je bila najprisutnija kod opozicije na izborima (0.567), zatim kod opozicije u bojkotu (0.545), a najmanje prisutna kod vlasti (0.209).

Nakon utvrđivanja homofilije na osnovu pripadnosti listi, odnosno frakciji, teza o sklonosti aktera da pre svega komuniciraju u okviru svojih lista testirana je i klaster analizom. Za istu je korišćen *igraph*-ov "cluster\_optimal()" algoritam (Csárdi, 2020) koja računa optimalnu strukturu zajednica u okviru grafa na osnovnu maksimizacije modularnosti, a rezultirajuće članstvo u klasterima može se videti u *Tabeli 13* i na *Slici 10*.

Tabela 13: Članstvo naloga osnovnog uzorka u klasterima prepoznatim pomoću funkcije "cluster\_optimal()" (Csárdi, 2020)

Klaster	Članovi
1	"SavezZaSRB"; "SlobodaIPravda"; "DraganDjilas"; "MarinikaTepic"; "StevanovicAna7"; "BorkoStef"; "j_veselinovic"; "TatjanaMacura"
2	"SPDveri"; "BoskoObradovic"
3	"StrankaNarodna"; "jeremic_vuk"; "Nik_Jov"; "sanda_SRI"; "vukomand"; "vladimirgajic1"
4	"demokrate"; "ZoranLutovac"; "draganarakich"; "Balshone"; "srdjanmil037"
5	"AcaSapic"; "DjordjeDj"; "socijalisti"; "brankoruzicsps"
6	"pokretslobodnih"; "WhistlerDick"; "PavleGrbovic"; "niinohka"
7	"srpski_radikali"; "VjericaR"; "Alekseselj"; "NemanjaSarovic"; "VOJVODINA_LSV"; "XXLTulip"; "olenikadvokat"
8	"DostaJeBilo"; "SasaRadulovich"; "BrankaStamenkov"; "hanaadrovic"; "BiljicVojin"
9	"metla2020"; "dsscentar"
10	"sns_srbija"; "avucic"; "anabrnabic"; "dragacerovic"; "slavisa"; "MilenkoJovanov"; "handanovic"; "mara_jovicic"; "marijatvkv"; "Vladimir_Orlic"; "KrstoJanjusevic"; "ljuban"; "djuka1979"; "BozicSandra"; "MarijanNSS"

Algoritam "cluster\_optimal()" (Csárdi, 2020) je u okviru osnovnog uzorka prepoznao 10 klastera (Tabela 13 i Slika 10) što je za 1 više od broja prisutnih lista. Ako pogledamo članstvo tih klastera, videćemo da je lista SZS, gotovo savršeno podeljena na stranke iz kojih se sastojala (SSP, Dveri, NS i DS), a gotovo savršena usaglašenost sa pripadnošću stranci prisutna je i kod PSG-a, DJB-a, M20 i SNS-a. Izuzeci su Aleksandar Šapić (SPAS) koji je stavljen u isti klaster sa članovima liste SPS, Tatjana Macura (UDS) koja je pridružena klasteru u kome dominiraju članovi SSP-a, kao i ostatak članova UDS-a koji se nalaze u istom klasteru sa članovima SRS-a. U pogledu pripadnosti frakciji, algoritam je pogrešno klasifikovano samo 2 čvora: Tatjana Macura (UDS) koja je završila u klasteru opozicije u bojkotu i Aleksandar Šapić (SPAS) koji je završio u klasteru vlasti. Iako je u pogledu pripadnosti stranci pogrešno klasifikovano 9 naloga, mimo pomenutih, ove greške se odnose na naloge poput Janka Veselinovića (PZP) i Marijana Rističevića (NSS) koji samo nominalno pripadaju odvojenim strankama u odnosu na one koje čine najveći deo njihovih listi.



Slika 10: Članstvo naloga osnovnog uzorka u klasterima prepoznatim pomoću algoritma "cluster\_optimal()" (Csárdi, 2020). Boja predstavlja pripadnost listi (SNS – tamno plava, SZS – svetlo plava, DJB – ljubičasta, PSG - crvena, SPS – roze, SPAS – žuta, SRS – zelena, UDS – narandžasta, M20 – tamno ljubičasta).

Upravo izlistani rezultati jasno idu u korist **Hipoteze 2** koja pretpostavlja da će homofilija biti neravnomerno zastupljena u okviru lista i frakcija, kao i **Hipoteze 3** koja isto pretpostavlja za tranzitivnost, shvaćenu kao meru kohezije unutar grupe. Pomenuti rezultati su nešto ambivalentniji u pogledu **Hipoteze 4** koja pretpostavlja da će klaster analiza pre svega izdvojiti stranke, no generalno joj idu u korist.

## 5. Zaključak

U ovom poglavlju će na osnovu rezultata dobijenih u radu biti evaluirane istraživačke hipoteze, a zatim razimirani nalazi samog rada, prokomentarisana ograničenja u pogledu istih i, na kraju, dati predlozi za njihovo prevazilaženje u budućim radovima koji se budu bavili ovom temom.

### 5.1. Evaluacija hipoteza

- 1) Pojedini akteri i grupe biće značajno uticajnije od ostalih u analiziranim mrežama.

Uticaj na Tviteru tokom mesec dana predizborne kampanje, u ovom radu je meren pomoću 2 grupe metrika: 1) klasičnih tviter metrika, među kojima su kao ključne izdvojene broj pratilaca i prosečni retvit u toku posmatranog perioda, a na osnovu njih rangirani individualni nalozi osnovnog uzorka, kao i liste i frakcije kojima su pripadali; i 2) metrika mrežne centralnosti, među kojima je kao ključan izdvojen kompozitni pokazatelj centralnosti zasnovan na P2 odstojanju (čija je primenljivost u ovom kontekstu pokazana u odeljku 4.2.3.), a na osnovu njega rangirani individualni nalozi osnovnog uzorka (u okviru mreže proširenog), kao i liste i frakcije kojima su pripadali. I klasične Tviter metrike i metrike centralnosti, jasno su potvrdile prvu hipotezu ukazujući na značajne razlike u uticaju individualnih političara, kao i lista i frakcija kojima su pripadali tokom posmatranog perioda.

Klasične Tviter metrike (odeljak 4.2.1.) su kao najuticajnije individualne naloge prema broju pratilaca izdvojile stanačke lidere Aleksandra Vučića (SNS), Vuka Jeremića (NS), Aleksandra Šapića (SPAS), Dragana Đilasa (SSP) i Sergeja Trifunovića (PSG). Prema prosečnom retvitu, u potpunosti su dominirali nalozi SNS-a, što se odrazilo i na rangiranje po grupama: nalozi SNS-a su u proseku bili retvitovani 206.64 puta, dok je prosečni retvit prve sledeće liste (SZS) bio gotovo 13 puta manji (16.4). Sa druge strane, metrike centralnosti su pokazale dosta drugačiju sliku, izdvajajući Sergeja Trifunovića (PSG), Srđana Milivojevića (DS), Balšu Božovića (DS), Vladimira Gajića (NS) i Marijana Rističevića (NSS) kao najuticajnije individualne naloge, među kojima je SNS listi pripadao isključivo Marijan Rističević. Slično je i sa prosečnom centralnošću grupa, pa

su tako, među listama, veću vrednost prosečne sveukupne centralnosti od SNS-a (6.83) imali i PSG (13.01) i SZS (8.46), dok je frakcija vlasti imala manju vrednost ove metrike (6.53) i u odnosu na opoziciju u bojkotu (8.46), i u odnosu na opoziciju na izborima (7.58).

Ovakav značajan raskorak u rezultatima dobijenim na osnovu dve grupe metrika potencijalno se može objasniti nalazima domaćih istraživačkih redakcija o neautentičnosti SNS prisustva na Tviteru (više o tome u odeljku 4.2.1.) koja je dobrim delom dokazana isključivanjem preko 8500 botovskih naloga početkom aprila ove godine od strane samog Tvitera, a može se kao i kod Galjaka (Galjak, 2017) interpretirati potencijalnom nepouzdanošću isključivog korišćenja konvencionalnih pokazatelja popularnosti za utvrđivanje nečijeg uticaja, i, sledstveno tome, neophodnošću korišćenja mrežnih metrika, kako bi se o ovoj pojavi stekla punija slika.

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

Nalazi iz sekcije 4.3. jasno pokazuju da je sklonost ka komunikaciji prevashodno u okviru grupe (liste ili frakcije) bila neravnomerno raspoređena u okviru mreže osnovnog uzorka. U ovom kontekstu, posmatrana je dvosmerna komunikacija, koju akteri lista M20 i SPAS nisu imali ni sa kime, a koja je kod UDS-a, SPS-a i SRS-a postojala isključivo u okviru liste, dok je kod SZS-a, SNS-a, PSG-a i DJB-a u različitoj meri uključivala i aktere drugih listi. Od pomenutih listi, najmanje homofilična je bila PSG, zatim DJB i SZS, a najhomofiličnija SNS. Gledano prema frakcijama, najhomofiličnija je bila frakcija vlasti, zatim opozicija u bojkotu, i na kraju, opozicija na izborima.

Ako izuzmemo liste koje su bile apsolutno homofilične ili nisu dvosmerno komunicirale ni sa kime (M20, SPAS, UDS, SPS i SRS), čini se da je sklonost ka komuniciranju samo sa sopstvenim kolegama povezana sa stepenom etabliranosti konkretne grupe aktera na samoj političkoj sceni, pa tako SNS koji efektivno drži monopol u pogledu zakonodavne i izvršne vlasti od 2012., znatno ređe komunicira sa svojim političkim konkurentima, dok su liste opozicije znatno sklonije debati sa političkim neistomišljenicima. Ista logika, čini se, prati rangiranje SZS-a, PSG-a i DJB-a. Najskloniji debati je ujedno i politički najmlađi PSG (osnovan 2017.), zatim DJB (osnovan 2014.),

a na kraju SZS, koji uz par novih lica, pretežno čine akteri vlasti između 2000. i 2012. Na kraju, u ovom kontekstu treba pomenuti i relativnu zatvorenost tradicionalnih medija za sve političke aktere koji stoje u opoziciji u odnosu na SNS i koaliciju oko nje. Kako opozicione partije nemaju mogućnost da se za glasače bore na nacionalnim frekvencijama, razumljivo je da će biti sklonije da komunikacijom sa svojim konkurentima na Tviteru, dopru do njihovih glasača i probaju da ih pretvore u svoje.

- 3) Kohezija unutar grupe, koja će se meriti brojem zatvorenih trijada u analiziranoj društvenoj mreži, biće neravnomerno zastupljena među različitim grupama.

Rezultati prikazani u sekciji 4.3. jasno pokazuju da je kohezija, operacionalizovana merom tranzitivnosti, bila neravnomerno zastupljena među posmatranim listama i frakcijama. Konkretno, UDS, SPS, SRS, SPAS i M20 nisu imali ni jednu zatvorenu trijadu, dok je kod PSG-a, DJB-a, SZS-a i SNS-a tranzitivnost varirala između 0.209 (SNS) i 0.579 (DJB). Po ovim nalazima, najveća kohezija postojala je u okviru DJB-a, zatim SZS-a, PSG-a, i, na kraju, SNS-a. Gledano u odnosu na frakcije, najveća kohezija bila je prisutna kod opozicije na izborima, zatim opozicije u bojkotu, dok je kod vlasti ona bila najmanja. Dakle, prema tranzitivnosti, frakcije su obrnuto rangirane u odnosu na homofiličnost, a ovo obrnuto rangiranje se potencijalno može objasniti sličnom logikom kao i u prethodnom pasusu. Mimo lista bez i jedne zatvorene trijade (očito nedovoljno zainteresovanih za Tviter i koordinisanu kampanju na njemu), čini se da su liste sa najkraćom tradicijom na domaćoj političkoj sceni i ujedno najmanjim pristupom tradicionalnim medijima, kampanju na Tviteru su shvatale znatno ozbiljnije od politički etabiliranih, i spram toga, daleko više truda ulagale u međusobnu promociju svojih predstavnika. Ovde ponovo treba izdvojiti DJB i PSG, među kojima je DJB 2016. ušao u Skupštinu gotovo primarno na osnovu svoje kampanje na društvenim mrežama (Galjak, 2017).

- 4) Grupe identifikovane klaster analizom u analiziranoj društvenoj mreži preklapaće se pre svega sa stranačkom pripadnošću naloga.

Iako ambivalentniji u odnosu na rezultate vezane za evaluaciju prethodne dve hipoteze, nalazi iz sekcije 4.3. ukazuju na to da se rezultati klaster analize uglavnom preklapaju sa pripadnošću

strankama. Lista SZS je skoro savršeno podeljena prema strankama koje je čine, a liste sačinjene od jedne stranke, PSG, M20 i DJB, takođe zauzimaju svaka svoj klaster. Broj pogrešno klasifikovanih čvorova u pogledu stranke je ipak najveći (9) u odnosu na klasifikaciju prema listama (5), odnosno frakcijama (2) što je posledica uključivanja Tatjane Macure (UDS) u klaster kojim su dominirali članovi SSP-a, objedinjavanja SRS-a i ostatka UDS-a u jedan klaster, uključivanja Janka Veselinovića (PZP) u SSP klaster, kao i Marijana Rističevića (NSS) u SNS klaster.

- 5) Kompozitni pokazatelj mera centralnosti, zasnovan na P2 odstojanju, pokazaće se kao adekvatan indikator sveukupne centralnosti aktera mreže.

Jaka pozitivna korelacija koju je P2 odstojanje imalo sa svim ostalim korišćenim metrikama centralnosti (centralizacija intermedijarnosti (0.76), centralizacija dolaznog stepena (0.89), centralizacija odlaznog stepena (0.63), centralizacija bliskosti (0.81), centralizacija svojstvenog vektora (0.88)), opravdala je nameravanu ulogu ove metrike kao kompozitnog pokazatelja koji objedinjuje varijabilitet svih ostalih pokazatelja centralnosti.

- 6) Uspeh kampanje na Tviteru značajnije će korelirati sa izbornim rezultatima kod građanski orijetisanih listi u odnosu na nacionalno orijentisane liste.

Kako ni jedna od građanskih opcija uključenih u analizu u ovom radu nije prešla ni dodatno snižen cenzus od 3 odsto, izlišno je govoriti o preklapanju njihovog uspeha na Tviteru sa izbornim rezultatima, pa ipak, može se primetiti da je rangiranje DJB-a (2.3%), PSG-a (1.58%) i UDS-a (0.95%) ispod cenzusa u određenom smislu pratilo rezultat ostvaren kampanjom na Tviteru, barem u pogledu prosečnog retvita prema listi (DJB (10.88), PSG (2.92), UDS (1.11)).

Činjenjica da su samo liste SNS, SPS-JS i SPAS Aleksandra Šapića prešle dodatno snižen cenzus od 3 odsto stoji u jasnom kontrastu sa metrikama centralnosti i popularnosti koje su liste DJB i PSG osvarile na Tviteru. Uspeh UDS-a od 0.95% osvojenih glasova u relativnom skladu je sa izmerenim uticajem na ovoj mreži, no duplo veći uspeh SRS od 2.05% takođe je u kontrastu sa metrikama merenim u ovom radu, makar gledano u odnosu na UDS. Najbliža cenzusu bila je lista

POKS<sup>27</sup> koja nije imala ni jedan aktivan nalog tokom posmatranog perioda, a za njom su bile DJB (2.3%) i Metla 2020 (2.24%)<sup>28</sup>. Za dublje razumevanje PSG-ovog neočekivanog rezultata od samo 1.58% i pored visokih rezultata lidera ove liste Sergeja Trifunovića i u pogledu mrežnih i u pogledu klasičnih metrika, trebalo bi analizirati sadržaj same komunikacije koju je on na Tviteru ostvario u toku proučavanog perioda jer i površan pregled rasprava u kojima je učestvovao pokazuje da su one neretko bile izrazito nepovoljne prirode po samog Trifunovića<sup>29</sup>.

Najmanja izlaznost od uspostavljanja višepartijskog sistema 1990. (48.93%) i oko 4% nevažećih listića među onima koji su izašli, idu na ruku kampanji za bojkot izbora koja je dominirala u pogledu centralnosti i bila druga rangirana u pogledu prosečnog retvita, no ne treba zaboraviti ni da su izbori održani u sred pandemije COVID-19 što je svakako smanjilo izlaznost samo po sebi. Nesumnjiva dominacija SNS-a u pogledu izbornih rezultata u skladu je sa rangiranjem dobijenim na osnovu klasičnih Tviter metrika, pogotovo metrika prosečnog retvita i broja pratilaca, no u pogledu metrika mrežne centralnosti, postoji jasan raskorak sa procentom osvojenih glasova što bi u narednim radovima koji se budu bavili ovom temom trebalo detaljnije ispitati.

## **5.2. Analiza izbora na Tviteru, njena ograničenja i mogući pravci budućeg istraživanja**

Kao što je u uvodu rečeno, jedan od primarnih ciljeva ovog rada bio je da proučavanjem i poređenjem klasičnih i mrežnih metrika mreža koje su dve vodeće frakcije srpske opozicije i frakcija vlasti svojim kampanjama za parlamentarne izbore 2020. formirale na Tviteru, ustanovi koliko je pažnje i truda svaka od frakcija posvetila ovoj društvenoj mreži, kao i u kojoj relaciji rezultati pomenute analize stoje sa rezultatima samih izbora. Na značaj primene obe grupe metrika za ovu svrhu ukazuju dobijeni rezultati koji su spram korišćene metrike različito rangirali uspeh i značaj pojedinih aktera, lista i frakcija. Tako su klasične Tviter metrike jasnu prednost davale SNS-u, dok su metrike mrežne centralnosti na prvo mesto stavljale listu PSG koju je pratio SZS. Obe grupe metrika jasno su pokazale da nekim od lista koje su izašle na izbore kampanja na Tviteru

---

<sup>27</sup> <https://www.danas.rs/politika/izbori-2020/monarhisti-ipak-ispod-cenzusa-i-posle-ponovljenih-izbora/>

<sup>28</sup> <https://www.rik.parlament.gov.rs/extfile/sr/9419/Izvestaj%20o%20ukupnim%20rezultatima%20izbora%2020201.doc>

<sup>29</sup> [https://twitter.com/search?q=%23utisaknedelje%20%40whistlerdick%20until%3A2020-06-08%20since%3A2020-06-07&src=typeahead\\_click](https://twitter.com/search?q=%23utisaknedelje%20%40whistlerdick%20until%3A2020-06-08%20since%3A2020-06-07&src=typeahead_click)



svakako nije bila prioritet, pa je lista Metla 2020 imala samo dva aktera koji su uopšte bili aktivni tokom posmatranog perioda, a lista Pokreta za obnovu Kraljevine Srbije i Srpske stranke Zavetnici ni jedan. Sa druge strane, čini se da ni (minimalna) aktivnost stranačkih predstavnika na Tviteru nije garantovala ni značajniji uticaj na ovoj mreži, kao ni prelazak cenzusa za šta su Ujedinjena demokratska Srbija i Srpska radikalna stranka najbolji primeri. U pogledu homofiličnosti, mimo lista čiji su nalozi dvosmerno komunicirali isključivo sa svojim kolegama (M20, SPAS, UDS, SPS i SRS), čini se da je najbolji prediktor sklonosti ka komuniciranju sa političkim konkurentima bila etabliranost na domaćoj političkoj sceni, pa je tako najskloniji debati sa neistomišljenicima bilo ujedno i najmlađi PSG, zatim DJB, SZS i na kraju SNS koji efektivno kontroliše tradicionalne medije i monopoliše izvršnu i zakonodavnu vlast od 2012. godine. U pogledu kohezije u okvir liste, odnosno frakcije, operacionalizovane merom tranzitivnosti, situacija je bila relativno slična, pa su mimo listi koje nisu formirale ni jednu zatvorenu trijadu (M20, SPAS, UDS, SPS i SRS), kohezivnije bile one liste, odnosno frakcije koje su imale manji pristup tradicionalnim medijima, te su kampanju na Tviteru shvatale daleko ozbiljnije. Najveću tranzitivnost među listama imao je DJB, zatim SZS, PSG i, na kraju, SNS. Među frakcijama je najkohezivnija bila frakcija opozicije na izborima, zatim opozicije u bojkotu, dok je najmanje kohezivna bila frakcija vlasti. Rezultati klaster analize uglavnom su išli u korist teze da je stranka primarna osnova grupisanja i saradnje, i u ovom smislu, daleko značajnija od izborne liste ili frakcije.

Drugi primarni cilj ovog rada, bio je da, kao replikativna studija, na novom setu podataka i sa modifikovanim hipotezama (u skladu sa promenjenim društvenim i političkim prilikama) testira adekvatnost metodologije koju je Galjak (2017) primenio analizirajući parlamentarne izbore 2016. U ovom smislu, rad se fokusirao na korišćenje statističkog jezika R, odnosno njegovih paketa namenjenih analizi društvenih mreža za potrebe a) prikupljanja i pripreme materijala za analizu, b) vizualizacije i analize mreža konstruisanih na osnovu tog materijala, kao i c) prezentacije i interpretacije dobijenih nalaza. Uzorak analiziranih Tviter naloga je formiran po istom principu kao i kod Galjaka, a istraživačke hipoteze formulisane i operacionalizovane tako da omoguće poređenje rezultata analize. Mimo korišćenja novijeg i estetski lepšeg paketa za vizualizaciju mreža (*visNetwork* umesto *igraph*-a), kao i korišćenja drugog algoritma za klaster analizu (*cluster\_optimal()* umesto *cluster\_infomap()*), i primenjene analitičke procedure pratile su Galjakov pristup koji se uopšteno pokazao kao adekvatan i na novom setu podataka. Evaluacija

hipoteza je imala isti rezultat kao i kod Galjaka, a uočene razlike u globalnim karakteristikama mreža i rangiranju analiziranih političkih aktera prema uticaju, bile su nužna posledica znatno drugačijeg političkog i društvenog konteksta u odnosu na parlamentarne izbore 2016.

Za kraj, treba pomenuti i ograničenja metoda primenjenog u ovom radu. Pre svega, važno je napomenuti da su sami rezultati dobrim delom uslovljeni izborom naloga koji su ušli u osnovni uzorak na osnovu koga je formiran i prošireni. I pored nastojanja da svaka stranka sve tri posmatrane frakcije bude jednako zastupljena i truda da se selekcija samih naloga izvrši prema jasnim i unapred utvrđenim kriterijumima, usled očito velikih razlika u proceni značaja ove mreže za ishod izbora od strane različitih aktera koji su na njima učestvovali ili ih aktivno bojkotovali, i sledstveno tome velikih razlika u prisustvu tih aktera na Tviteru, teško je rezultate izbora dovoditi u bilo kakvu kauzalnu vezu sa rezultatima koje su predizborne kampanje ostvarile na Tviteru.

Treba dodati i da je proučavanje političke komunikacije na Tviteru, iako vrlo interesantno usled činjenice da ga aktivno koristi većina pripadnika domaće političke elite, da omogućava direktnu i dvosmernu komunikaciju istih sa glasačima, kao i da je retki relativno necenzurisani i slobodni komunikacijski medijum u kontekstu čvrste autoritarne kontrole medija u zemlji, uopšteno ograničeno u pogledu donošenja zaključaka o političkim i vrednosnim preferencijama celokupnog elektorata. Neki od očiglednijih dokaza za ovu tezu leže u činjenici da Tviter u Srbiji, i pored penetracije interneta od 77.4%<sup>30</sup> u 2020. godini, koristi oko 400.000<sup>31</sup> korisnika što je oko 6% ukupnog elektorata, zatim u nereprezentativnosti samih korisnika spram šire populacije, kao i u nemogućnosti da sa sigurnošću znamo koji udeo domaćih Tviter korisnika ovu mrežu koristi da bi se informisalo o političkim pitanjima.

Najzanimljivije otvoreno pitanje koje proizilazi iz rezultata dobijenih u ovom radu jeste pitanje značajnog raskoraka između rangiranja individualnih naloga, lista i frakcija na osnovu klasičnih Tviter metrika i metrika mrežne centralnosti. U pogledu SNS-a, ono se delimično može objasniti neautentičnošću ostvarene komunikacije i mrežom botova koji su najverovatnije odgovorni za

---

<sup>30</sup> U populaciji između 16 i 74 godine prema podacima iz 2019. dostupnih na sajtu Republičkog zavoda za statistiku: <https://www.stat.gov.rs/en-us/oblasti/upotreba-ikt/upotreba-ikt-pojedinci/>

<sup>31</sup> Procena sa [www.datareportal.com](http://www.datareportal.com) na osnovu Tviterove procene veličine domaćeg tržišta za reklamiranje preko ove mreže u Januaru 2020.: <https://datareportal.com/reports/digital-2020-serbia>

dobar deo izmerenog uspeha ove stranke na Tviteru – znajući da se tradicionalne Tviter metrike poput broja pratilaca i broja retvita daleko češće gledaju od mrežnih metrika, jasno je zašto bi glavni deo truda otišao u smeru njihovog "pumpanja", no za temeljnije objašnjenje, bilo bi neophodno ponoviti ovo istraživanje na većem uzorku koji bi mapirao i uključio širi krug pristalica političkih stranaka, mimo njihovih formalnih funkcionera, ali i testirati različite pristupe rangiranju uticaja na osnovu tradicionalnih i mrežnih metrika. Jedna od mogućnosti je i rangiranje na osnovu broja fejkova (varijabla *Favorisan*, više o tome u sekciji 4.2.3.) koji su sakupili tvitovi političara u toku kampanje, a koji je bio u jakoj Spirmanovoj korelaciji ranga sa svim posmatranim metrikama mrežne centralnosti. Takođe, bilo bi dobro analizu izvršenu u ovom radu dopuniti analizom sadržaja same komunikacije što bi svakako doprinelo shvatanju značajnog raskoraka između tradicionalnih i mrežnih metrika, ali i raskoraka između ostvarenog uticaja na Tviteru i izbornih rezultata. Na kraju, kako što i Galjak predlaže (Galjak, 2017), bilo bi korisno ponoviti ovakav tip istraživanja van predizborne kampanje kako bi se omogućilo poređenje između standardnih i predizbornih obrazaca Tviter komunikacije domaćih političara.

# Literatura

About Twitter's API. Twitter. Dostupno na: <https://help.twitter.com/en/rules-and-policies/twitter-api>

Adamic, L. A. & Glance, N. (2005) The political blogosphere and the 2004 U.S. election: divided they blog', [Online] paper presented at 2nd Annual Workshop on the Weblogging Ecosystem: Aggregation, Analysis and Dynamics, Chiba, Japan, 10 May 2005. Dostupno na: <http://www.blogpulse.com/papers/2005/AdamicGlanceBlogWWW.pdf>

Adler, D., Murdoch, D., et al. (2020). rgl: 3D Visualization Using OpenGL. Dostupno na: <https://CRAN.R-project.org/package=rgl>

Albert, R., & Barabási, A.-L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 74(1), 47–97. Dostupno na: <https://doi.org/10.1103/RevModPhys.74.47>

Almende, B. V., Thiurmel, B., Robert, T. (2019). visNetwork: Network Visualization using 'vis.js' Library. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/visNetwork/index.html>

Alonso-Muñoz, L., Marcos-García, S., Casero-Ripollés, A. (2016) Political leaders in (inter)action. Twitter as a strategic communication tool in electoral campaigns. Dostupno na: [http://www.tripodos.com/index.php/Facultat\\_Comunicacio\\_Blanquerna/article/view/381](http://www.tripodos.com/index.php/Facultat_Comunicacio_Blanquerna/article/view/381)

Badawy, A., Ferrara, E., & Lerman, K. (2018). Analyzing the Digital Traces of Political Manipulation: The 2016 Russian Interference Twitter Campaign. *2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*.

Barabási, A. L. (2017). *Network science*. Cambridge, Cambridge University Press.

Birn: Broj umrlih i zaraženih višestruko veći od zvanično saopštenog (2020, 22. jun), Danas. Dostupno na: <https://www.danas.rs/drustvo/birn-broj-umrljih-i-zarazenih-visestruko-veci-od-zvanicno-saopstenog/>

Blank, G., & Lutz, C. (2017). Representativeness of Social Media in Great Britain: Investigating Facebook, LinkedIn, Twitter, Pinterest, Google+, and Instagram. *American Behavioral Scientist*, 61(7), 741–756.

Bruns, A., & Highfield, T. (2013). *POLITICAL NETWORKS ON TWITTER*. *Information, Communication & Society*, 16(5), 667–691.

Buettner, R., & Buettner, K. (2016). A Systematic Literature Review of Twitter Research from a Socio-Political Revolution Perspective. *2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*.

Butts, C. T. (2019). sna: Tools for Social Network Analysis. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/sna/index.html>

Butts, C. T., Hunter, D., Handcock, M., Bender-deMoll, S., Horner, J., Wang, L. (2019). network: Classes for Relational Data. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/network/index.html>

Castro, R., Kuffo, L., & Vaca, C. (2017). Back to #6D: Predicting Venezuelan states political election results through Twitter. *2017 Fourth International Conference on eDemocracy & eGovernment (ICEDEG)*.

Challenging the access ban in Turkey (2014, 26. mart), Twitter. Dostupno na: [https://blog.twitter.com/official/en\\_us/a/2014/challenging-the-access-ban-in-turkey.html](https://blog.twitter.com/official/en_us/a/2014/challenging-the-access-ban-in-turkey.html)

China blocks Twitter, Flickr and Hotmail ahead of Tiananmen anniversary (2009, 2. jun), The Guardian. Dostupno na: <https://www.theguardian.com/technology/2009/jun/02/twitter-china>

Csárdi, G (2020). igraph: Network Analysis and Visualization. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/igraph/index.html>

Csardi, G., & Nepusz, T. (2006). The igraph software package for complex network research. *InterJournal, Complex Systems*, 1695.

Effing, R., van Hillegersberg, J., & Huibers, T. (2011). Social Media and Political Participation: Are Facebook, Twitter and YouTube Democratizing Our Political Systems?. *Lecture Notes in Computer Science*, 25–35.

EU neće "pritisnuti" vlast u Srbiji (2020, 8. maj), *Danas*. Dostupno na: <https://www.danas.rs/politika/eu-nece-pritisnuti-vlast-u-srbiji/>

Morozov, E. (2009). Iran: Downside to the “Twitter Revolution.” *Dissent*, 56(4), 10–14.

Freedom House. (2020). Serbia | Country report | Freedom of the Press | 2020. Dostupno na: <https://freedomhouse.org/country/serbia/freedom-world/2020>

Freeman, L. C. (2004). *The development of social network analysis: a study in the sociology of science*. Vancouver, BC: North Charleston, S.C: Empirical Press; BookSurge.

Galjak, M. (2017). *Primena programskog jezika R u računarskoj analizi društvenih mreža: Primer izbora u Srbiji 2016* (master rad). Dostupno na: <https://github.com/gljk/Master-rad>

Gentry, G (2015). R Based Twitter Client. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/twitteR/twitteR.pdf>

Granovetter, M. (1995). *Getting a job: A study of contacts and careers*. Chicago, IL: University of Chicago Press.

Granovetter, M. S. (1973). *The strength of weak ties*. American Journal of Sociology, 78, 1360–1380.

Graph and Social Network Analysis, Link Analysis, and Visualization (2000). [www.kdnuggets.com](http://www.kdnuggets.com). Dostupno na: <https://www.kdnuggets.com/software/social-network-analysis.html>

Grover, P., Kar, A. K., Dwivedi, Y. K., & Janssen, M. (2018). *Polarization and acculturation in US Election 2016 outcomes – Can twitter analytics predict changes in voting preferences*. *Technological Forecasting and Social Change*.

Hanson, B. A, Memisevic, V & Chung, J. (2020). HiveR: 2D and 3D Hive Plots for R. Dostupno na: <https://CRAN.R-project.org/package=HiveR>

Hayes, T. J. (2017). #MyNYPD: Transforming Twitter into a Public Place for Protest. *Computers and Composition*, 43, 118–134.

Wickham, H., Chang, W., Henry, L., Pedersen, T. L., Takahashi, K., Wilke, C., Woo, K., Yutani, H., Dunnington, D. (2020). ggplot2: Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics. Dostupno na: <https://CRAN.R-project.org/package=ggplot2>

Hampton, K. N., Goulet, L. S., Marlow, C., & Rainie, L. (2012). *Why most Facebook users get more than they give*. Pew Research Center's Internet & American Life Project. Dostupno na: <http://www.pewinternet.org/2012/02/03/why-most-facebook-users-get-more-thanthey-give/>

Iranians manage to surf the web despite tide of censorship (2019, 26. jul), AP News. Dostupno na: <https://apnews.com/fa030c4f6ada4131a2b03147a06cc58e>

Jackson, M. O. (2008). *Social and economic networks*. Princeton, NJ: Princeton Univ. Press.

Jeremić, V. (2012). Statistički model efikasnosti zasnovan na Ivanovićevom odstojanju (neobjavljena doktorska disertacija). Univerzitet u Beogradu, Srbija. Dostupno na: <http://www.doiserbia.nb.rs/phd/university.aspx?theseid=BG20121001JEREMIC>

Jungherr, A. (2015). Twitter use in election campaigns: A systematic literature review. *Journal of Information Technology & Politics*, 13(1), 72–91.

Kako je radila srpska „bot“ armija: 43 miliona tvitova podrške Vučiću (2020, 4. april), Raskrikavanje. Dostupno na: <https://www.raskrikavanje.rs/page.php?id=Kako-je-radila-srpska-bot-armija-43-miliona-tvitova-podrske-Vucicu-642>

Kemp, S. (2020, februar). Digital 2020: Serbia [SlideShare prezentacija]. Dostupno na: <https://datareportal.com/reports/digital-2020-serbia>

Ko sve učestvuje na izborima? (VIDEO) (2020, 21. jun), Danas. Dostupno na: <https://www.danas.rs/politika/izbori-2020/ko-sve-ucestvuje-na-izborima-video/>

Kruikemeier, S. (2014). How political candidates use Twitter and the impact on votes. *Computers in Human Behavior*, 34, 131–139.

Lin Pedersen, T. (2020). ggraph: An Implementation of Grammar of Graphics for Graphs and Networks. Dostupno na: <https://cran.r-project.org/web/packages/ggraph/index.html>

Mora-Cantallops, M., Sánchez-Alonso, S., Visvizi, A., (2019) The influence of external political events on social networks: the case of the Brexit Twitter Network. Dostupno na: <https://sci-hub.st/https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s12652-019-01273-7.pdf>

Marozzo, F., & Bessi, A. (2017). Analyzing polarization of social media users and news sites during political campaigns. *Social Network Analysis and Mining*, 8(1).



McGregor, S. C., & Mourão, R. R. (2016). Talking Politics on Twitter: Gender, Elections, and Social Networks. *Social Media + Society*, 2(3), 205630511666421.

Mellon, J., & Prosser, C. (2017). Twitter and Facebook are not representative of the general population: Political attitudes and demographics of British social media users. *Research & Politics*, 4(3), 205316801772000.

Monarhisti ipak ispod cenzusa i posle ponovljenih izbora (2020, 2. jul), Danas. Dostupno na: <https://www.danas.rs/politika/izbori-2020/monarhisti-ipak-ispod-cenzusa-i-posle-ponovljenih-izbora/>

North Korea announces blocks on Facebook, Twitter and YouTube (2016, 1. april), The Guardian. Dostupno na: <https://www.theguardian.com/world/2016/apr/01/north-korea-announces-blocks-on-facebook-twitter-and-youtube>

Novosti: Krizni štab zaseda sutra zbog porasta broja inficiranih koronom (2020, 22. jun), Danas. Dostupno na: <https://www.danas.rs/drustvo/novosti-krizni-stab-zaseda-sutra-zbog-porasta-broja-inficiranih-koronom/>

Otte, E., & Rousseau, R. (2002). Social network analysis: a powerful strategy, also for the information sciences. *Journal of Information Science*, 28(6), 441–453.

Perez-Luque, A.J., Moreno, R., Perez-Perez R., Bonet, F.J. (2012). p2distance: Welfare's Synthetic Indicator. Dostupno na: <https://CRAN.R-project.org/package=p2distance>

Predstavnici opozicije usvojili predlog Sporazuma sa narodom (2019, 6. februar), Danas. Dostupno na: <https://www.danas.rs/politika/predstavnici-opozicije-usvojili-predlog-sporazuma-sa-narodom/>

Reporters Without Borders. (2020). Serbia: A worrying state. Dostupno na: <https://rsf.org/en/serbia>

Republički zavod za statistiku. (2019) Pojedinci – frekvencija upotrebe računara i interneta. Dostupno na: <https://data.stat.gov.rs/Home/Result/270201?languageCode=sr-Latn>

RIK objavio konačne rezultate, ali nije stavio tačku na sumnje u regularnost (2020, 6. jul), N1 Srbija. Dostupno na: <http://rs.n1info.com/Izbori-2020/a617096/Konacni-rezultati-i-sumnje-u-regularnost-izbora.html>

Sabatovych, I. (2019). Do social media create revolutions? Using Twitter sentiment analysis for predicting the Maidan Revolution in Ukraine. *Global Media and Communication*, 174276651987278.

Saopštenje za javnost (2020, 5. jul), Republička izborna komisija. Dostupno na: <https://www.rik.parlament.gov.rs/vest/9434/saopstenje-za-javnost-.php>

Scott, J. (2010). Social network analysis: developments, advances, and prospects. *Social Network Analysis and Mining*, 1(1), 21–26.

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

Skupština Srbije: Izborni cenzus pušten na tri posto (2020, 8. februar), Al Jazeera Balkans. Dostupno na: <http://balkans.aljazeera.net/vijesti/skupstina-srbije-izborni-cenzus-spusten-na-tri-posto>

Sloan, L. (2017). Who Tweets in the United Kingdom? Profiling the Twitter Population Using the British Social Attitudes Survey 2015. *Social Media + Society*, 3(1).

Tabassum, S., Pereira, F. S. F., Fernandes, S., & Gama, J. (2018). Social network analysis: An overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(5), e1256.

Tumasjan, A., Sprenger, T. O., Sandner, P. G., Welpe, I. M. (2010). Election Forecasts With Twitter. *Social Science Computer Review*, 29(4), 402–418.

Turkey top country seeking removal of content on Twitter: Report (2017, 20. septembar), Hürriyet Daily News. Dostupno na: <https://www.hurriyetdailynews.com/turkey-top-country-seeking-removal-of-content-on-twitter-report-118172>

Tviter ugasio 8.558 naloga koji su služili za promovisanje SNS i Vučića, “akcija” protiv botova u još četiri zemlje (2020, 4. februar), Nedeljnik. Dostupno na: <https://www.nedeljnik.rs/tviter-ugasio-8-558-naloga-koji-su-sluzili-za-promovisanje-sns-i-vucica/>

Udanor, C., Aneke, S., Ogbuokiri, B. O. (2016). Determining social media impact on the politics of developing countries using social network analytics. *Program*, 50(4), 481–507.

Venezuelans Blocked on Twitter as Opposition Protests Mount (2014, 15. februar), Bloomberg. Dostupno na: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2014-02-14/twitter-says-venezuela-blocks-its-images-amid-protest-crackdown>

Vukadinović i Pejić: Izlaznost oko 45 odsto, više zbog korone nego zbog bojkota (2020, 15. jun), N1 Srbija. Dostupno na: <http://rs.n1info.com/Izbori-2020/a610032/Vukadinovic-i-Pejic-Izlaznost-ok-45-odsto-vise-zbog-korone-nego-zbog-bojkota.html>

Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: Methods and applications* (Vol. 8). New York, NY: Cambridge University Press.

Yoon, H. Y., & Park, H. W. (2012). *Strategies affecting Twitter-based networking pattern of South Korean politicians: social network analysis and exponential random graph model*. *Quality & Quantity*, 48(1), 409–423.

# Dodaci

*Dodatak 1: Osnovni podaci naloga osnovnog uzorka*

Političar	Nalog	Stranka	Lista	Frakcija	DatumOtvaranja
Nalog SZS	SavezZaSRB	SZS	SZS	Opozicija_bojkot	1/9/2018
Nalog SSP	SlobodaIPravda	SSP	SZS	Opozicija_bojkot	2/20/2019
Dragan Djilas	DraganDjilas	SSP	SZS	Opozicija_bojkot	10/20/2010
Marinika Tepić	MarinikaTepic	SSP	SZS	Opozicija_bojkot	2/21/2017
Ana Stevanović	StevanovicAna7	SSP	SZS	Opozicija_bojkot	3/17/2016
Borko Stefanović	BorkoStef	SSP	SZS	Opozicija_bojkot	12/13/2012
Nalog Dveri	SPDveri	Dveri	SZS	Opozicija_bojkot	12/9/2010
Bosko Obradović	BoskoObradovic	Dveri	SZS	Opozicija_bojkot	12/17/2014
Nalog NS	StrankaNarodna	NS	SZS	Opozicija_bojkot	9/27/2017
Vuk Jeremić	jeremic_vuk	NS	SZS	Opozicija_bojkot	9/18/2012
Nikola Jovanović	Nik_Jov	NS	SZS	Opozicija_bojkot	8/4/2009
Sanda Raskovic-Ivić	sanda_SRI	NS	SZS	Opozicija_bojkot	5/20/2016
Dijana Vukomanović	vukomand	NS	SZS	Opozicija_bojkot	1/11/2013
Vladimir Gajić	vladimirgajic1	NS	SZS	Opozicija_bojkot	6/24/2016
Nalog DS	demokrate	DS	SZS	Opozicija_bojkot	7/31/2009
Zoran Lutovac	ZoranLutovac	DS	SZS	Opozicija_bojkot	8/30/2013
Dragana Rakić	draganarakich	DS	SZS	Opozicija_bojkot	1/27/2017
Balsa Božović	Balshone	DS	SZS	Opozicija_bojkot	3/25/2011
Srdjan Milivojević	srdjanmil037	DS	SZS	Opozicija_bojkot	8/17/2014
Janko Veselinović	j_veselinovic	PZP	SZS	Opozicija_bojkot	10/4/2013
Aleksandar Šapić	AcaSapic	SPAS	SPAS	Opozicija_izbori	11/20/2012
Nalog PSG	pokretslobodnih	PSG	PSG	Opozicija_izbori	12/26/2016
Sergej Trifunović	WhistlerDick	PSG	PSG	Opozicija_izbori	4/10/2017
Pavle Grbovic	PavleGrbovic	PSG	PSG	Opozicija_izbori	10/28/2017
Nina Stojaković	niinochka	PSG	PSG	Opozicija_izbori	11/21/2014
Nalog SRS	srpski_radikali	SRS	SRS	Opozicija_izbori	3/28/2009
Vjerica Radeta	VjericaR	SRS	SRS	Opozicija_izbori	12/11/2012
Aleksandar Šešelj	AlekSeselj	SRS	SRS	Opozicija_izbori	8/10/2015
Nemanja Šarović	NemanjaSarovic	SRS	SRS	Opozicija_izbori	10/21/2010
Nalog DJB	DostaJeBilo	DJB	DJB	Opozicija_izbori	2/2/2014
Sasa Radulović	SasaRadulovich	DJB	DJB	Opozicija_izbori	3/28/2012
Branka Stamenković	BrankaStamenkov	DJB	DJB	Opozicija_izbori	3/3/2014
Hana Adrović	hanaadrovic	DJB	DJB	Opozicija_izbori	3/26/2009
Vojin Biljić	BiljicVojin	DJB	DJB	Opozicija_izbori	4/13/2017

Nalog Metla_2020	metla2020	M20	M20	Opozicija_izbori	11/1/2019
Nalog DSS	dsscentar	DSS	M20	Opozicija_izbori	6/9/2011
Nalog LSV	VOJVODINA_LSV	UDS	UDS	Opozicija_izbori	5/10/2011
Nenad Čanak	XXLTulip	UDS	UDS	Opozicija_izbori	10/30/2011
Tatjana Macura	TatjanaMacura	UDS	UDS	Opozicija_izbori	10/6/2012
Aleksandar Olenik	olenikadvokat	UDS	UDS	Opozicija_izbori	5/21/2017
Nalog SNS	sns_srbija	SNS	SNS	Vlast	1/31/2011
Aleksandar Vučić	avucic	SNS	SNS	Vlast	8/16/2011
Ana Brnabić	anabrnbic	SNS	SNS	Vlast	4/8/2015
Dragana Čerović	dragacerovic	SNS	SNS	Vlast	4/17/2011
Slavisa Mićanović	slavisa	SNS	SNS	Vlast	7/29/2011
Milenko Jovanović	MilenkoJovanov	SNS	SNS	Vlast	5/16/2011
Damir Handanović	handanovic	SNS	SNS	Vlast	9/18/2009
Marija Jovičić	mara_jovicic	SNS	SNS	Vlast	5/24/2015
Marija Obradović	marijatvkv	SNS	SNS	Vlast	4/21/2012
Vladimir Orlić	Vladimir_Orlic	SNS	SNS	Vlast	2/12/2016
Krsto Janjušević	KrstoJanjusevic	SNS	SNS	Vlast	5/10/2019
Ljuban Kovačević	ljuban	SNS	SNS	Vlast	1/16/2012
Vladimir Đukanović	djuka1979	SNS	SNS	Vlast	5/13/2020
Sandra Božić	BozicSandra	SNS	SNS	Vlast	6/24/2012
Marijan Ristićević	MarijanNSS	NSS	SNS	Vlast	1/24/2012
Djordje Djoković	DjordjeDj	SPS	SPS	Vlast	2/3/2010
Nalog SPS	socijalisti	SPS	SPS	Vlast	5/27/2010
Branko Ružić	brankoruzicsps	SPS	SPS	Vlast	3/4/2016

*Dodatak 2: Klasične Tviter metrike naloga osnovnog uzorka*

Političar	Ukupan broj (septembar 2020.)				Za vreme kampanje			
	Pratioci	Prijatelji	Tvitovi	Favorisao	Favorisan	Retvitovan	Tvitovi	Pros.Ret
Nalog SZS	31124	1431	2064	939	4995	890	15	59.33333
Nalog SSP	15822	594	1228	60	9106	1169	48	24.35417
Dragan Djilas	122611	656	1478	7323	55035	5609	38	147.6053
Marinika Tepić	82663	7558	5201	55414	84879	10985	61	180.082
Ana Stevanović	13250	1528	2942	12999	14070	1429	54	26.46296
Borko Stefanović	100057	13352	14719	37104	17300	1530	77	19.87013
Nalog Dveri	23937	2969	22259	11972	19832	2088	172	12.13953
Bosko Obradović	59771	228	5114	903	54716	4588	97	47.29897
Nalog NS	16601	293	5759	3292	13178	1750	144	12.15278
Vuk Jeremić	187185	1519	14547	35523	8813	837	32	26.15625
Nikola Jovanović	24237	2575	12663	9450	13458	2022	79	25.59494
Sanda Raskovic-Ivić	25625	971	2747	26994	10988	763	22	34.68182
Dijana Vukomanović	11453	738	10035	31849	122	16	14	1.142857
Vladimir Gajić	37455	1184	11155	18848	57229	4557	323	14.10836
Nalog DS	42040	1504	17323	1480	12128	1632	56	29.14286

Zoran Lutovac	28454	4154	24769	17269	23135	2151	73	29.46575
Dragana Rakić	4383	1268	688	18323	2676	429	9	47.66667
Balsa Božović	32100	2782	12388	42969	10848	1040	303	3.432343
Srdjan Milivojević	14453	1960	41277	65932	20080	2156	1100	1.96
Janko Veselinović	15337	2397	12338	20742	15613	1780	174	10.22989
Aleksandar Šapić	173657	1531	13560	1651	2337	199	90	2.211111
Nalog PSG	27674	4348	5851	3770	16220	2043	225	9.08
Sergej Trifunović	100322	992	37134	38717	90712	3712	1796	2.066815
Pavle Grbovic	8603	1551	6498	12714	19751	900	266	3.383459
Nina Stojaković	6003	220	3344	12147	5275	228	68	3.352941
Nalog SRS	9812	1699	1496	2345	2839	1205	132	9.128788
Vjerica Radeta	10507	1514	23583	20252	988	253	78	3.24359
Aleksandar Šešelj	2724	536	1223	6550	198	70	8	8.75
Nemanja Šarović	7148	386	2161	651	115	17	6	2.833333
Nalog DJB	31059	779	22489	3088	16762	2863	224	12.78125
Sasa Radulović	97249	5076	39750	1955	34995	4071	369	11.03252
Branka Stamenković	14981	2473	10006	29069	6930	825	79	10.44304
Hana Adrović	23275	736	17688	22566	6927	410	77	5.324675

Vojin Biljić	3088	281	3362	5784	3024	382	37	10.32432
Nalog Metla_2020	440	75	503	3	881	276	87	3.172414
Nalog DSS	8281	2010	6394	1528	485	45	49	0.918367
Nalog LSV	4133	313	6799	292	1297	240	149	1.610738
Nenad Čanak	27717	251	7761	4427	1671	122	66	1.848485
Tatjana Macura	7465	1147	27066	39492	956	66	164	0.402439
Aleksandar Olenik	3162	405	4386	5954	875	66	68	0.970588
Nalog SNS	63035	1009	16728	3029	381834	339406	565	600.7186
Aleksandar Vučić	344923	733	3143	1869	35143	29000	15	1933.333
Ana Brnabić	31550	276	787	784	3839	2695	8	336.875
Dragana Čerović	20354	9086	45715	51392	13241	10221	325	31.44923
Slavisa Mićanović	18491	216	8074	8136	10437	8690	23	377.8261
Milenko Jovanović	17438	220	4565	4585	24152	20671	68	303.9853
Damir Handanović	14214	329	3249	6856	5425	5575	29	192.2414
Marija Jovičić	11993	1064	33807	8912	10312	7410	161	46.02484
Marija Obradović	10294	769	1391	2277	6250	4626	53	87.28302
Vladimir Orlić	10627	250	2403	9405	6066	5096	15	339.7333
Krsto Janjušević	3448	188	391	290	842	767	1	767



Ljuban Kovačević	3167	322	359	3352	297	166	19	8.736842
Vladimir Đukanović	3580	126	1448	281	48721	35613	445	80.02921
Sandra Božić	1767	579	2224	6948	2559	2179	9	242.1111
Marijan Rističević	9345	3548	64832	55058	14542	9348	594	15.73737
Djordje Djoković	2916	1656	3324	8623	792	63	46	1.369565
Nalog SPS	17086	734	11836	8382	3469	541	89	6.078652
Branko Ružić	6267	99	883	9088	2586	266	53	5.018868

*Dodatak 3: Mere centralnosti individualnih čvorova najvećeg klastera osnovnog uzorka*

Političar	Intermedijarnost	Dolazni stepen	Odlazni stepen	Bliskost	Svojstveni vektor	P2odstojanje
vladimirgajic1	486.8936508	8	22	0.006849	0.035135	12.28255
SasaRadulovich	68.05	9	13	0.005495	0.986055	11.49502
BoskoObradovic	651.8467893	12	9	0.006494	0.004803	10.36015
j_veselinovic	575.3681097	5	14	0.006579	0.023315	10.15239
DraganDjilas	684.8223846	15	7	0.005102	0.005244	9.60577
WhistlerDick	352.6125	11	15	0.004902	0.086415	9.532157
sns_srbija	264.3666667	19	7	0.005181	0.015636	8.576474
BozicSandra	458.0375	4	12	0.005405	0.00264	8.180149
dragacerovic	193.5306818	2	15	0.00625	0.008649	8.003161
slavisa	407.8899351	6	9	0.00578	0.001978	7.87093
Vladimir_Orlic	353.15	11	5	0.006173	0.007567	7.841004
srdjanmil037	207.2833333	6	12	0.005814	0.014688	7.769238
MarinikaTepic	444.8833333	11	3	0.005988	0.000649	7.628977
demokrate	157.9991883	16	4	0.006173	0.005339	7.596385
hanaadrovic	134.3833333	7	6	0.00565	0.315712	7.355005
avucic	3	24	1	0.005525	0.02138	7.196563
socijalisti	408.2166667	3	7	0.005952	0.003174	7.059242
Nik_Jov	189.9331169	6	9	0.005917	0.001518	7.042741
DostaJeBilo	0	5	5	0.002762	1	6.99289
PavleGrbovic	82.05	6	10	0.005882	0.036926	6.92768
MilenkoJovanov	169.5888889	8	8	0.005556	0.002385	6.818121
BrankaStamenkov	46.96666667	4	7	0.004608	0.487848	6.702073
XXLTulip	176.0666667	3	9	0.006098	0.000202	6.614274
SavezZaSRB	173.2778139	14	3	0.005405	0.002312	6.586307
BorkoStef	98.45297619	6	9	0.005587	0.001111	6.433946
SlobodaIPravda	1	13	4	0.006024	0.004552	6.346163
pokretslobodnih	143.8	8	5	0.005814	0.032105	6.32875
MarijanNSS	80.83333333	5	10	0.005435	0.000475	6.317011
mara_jovicic	0	3	14	0.005051	0.002687	6.297912
ZoranLutovac	50.1	10	4	0.006061	0.003145	6.086046
SPDveri	76.01111111	4	8	0.005682	0.005885	5.874473
StrankaNarodna	128.05	8	5	0.005376	0.007072	5.870388
Balshone	73.17777778	4	8	0.005405	0.003942	5.669424
anabrnabic	17	9	2	0.006061	0.001776	5.331975
djuka1979	124.2333333	7	3	0.005348	0.000256	5.198984
niinochka	176.1166667	3	5	0.004785	0.005305	4.859041

jeremic_vuk	10.88333333	7	5	0.004695	0.004524	4.747506
sanda_SRI	66.65	4	2	0.005917	0.00036	4.629433
ljuban	112.1663961	3	2	0.005556	3.96E-05	4.415302
AlekSeselj	202	3	2	0.00495	2.99E-05	4.387702
olenikadvokat	125.6833333	2	3	0.005051	0.0001	4.195244
StevanovicAna7	84.86111111	4	5	0.004115	0.000907	4.170083
handanovic	1.25	1	5	0.005291	0.00059	4.119644
draganarakich	0.75	4	3	0.004878	0.000291	3.877922
VjericaR	10.6	1	2	0.004854	1.60E-06	3.192824
KrstoJanjusevic	8.833333333	1	3	0.004505	0.000416	3.175882
TatjanaMacura	1	2	1	0.004878	2.01E-05	3.106686
vukomand	0	0	3	0.004545	0.000249	3.003512
DjordjeDj	0	0	3	0.004484	0.000198	2.96228
NemanjaSarovic	1	1	2	0.004348	5.94E-05	2.812711
BiljicVojin	0	4	4	0.001071	0.307058	2.74907
marijatvkv	4.2	1	2	0.004132	0.000261	2.682319
AcaSapic	0	1	0	0.004505	8.82E-06	2.466163
VOJVODINA_LSV	0	2	1	0.003289	1.18E-05	2.036483
srpski_radikali	101	2	2	0.002242	1.49E-06	1.982793
brankoruzicsps	0	2	1	0.002278	0.00062	1.360095

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

Političar	Intermedijarnost	Dolazni stepen	Odlazni stepen	Bliskost	Svojstveni vektor	P2odstojanje
WhistlerDick	12586.95	296	212	0.000986	0.147612	24.9585
srđjanmil037	3888.868	112	75	0.00102	1	22.58887
Balshone	4190.335	152	65	0.001044	0.110808	12.91176
vladimirgajic1	5005.392	147	74	0.001059	0.028028	12.87642
MarijanNSS	6411.03	66	51	0.000933	0.017962	11.75017
PavleGrbovic	2929.592	192	65	0.001024	0.050674	11.50241
SasaRadulovich	4286.662	125	55	0.001018	0.022109	11.28885
sns_srbija	1994.783	169	7	0.001054	0.212247	11.12614
avucic	0	253	1	0.001014	0.225486	10.17985
DraganDjilas	1230.568	216	8	0.001034	0.095234	9.569999
pokretslobodnih	1344.967	185	11	0.001045	0.043137	8.864792
ZoranLutovac	2007.037	128	15	0.000994	0.059009	8.778075
BoskoObradovic	424.3968	167	14	0.001031	0.110602	8.688999
djuka1979	3109.421	69	25	0.000943	0.021948	8.565851
BorkoStef	2176.919	90	18	0.001054	0.010329	8.364833
j_veselinovic	1457.355	81	32	0.001067	0.014866	8.149546

demokrate	395.8188	159	6	0.001031	0.052573	7.717538
MarinikaTepic	685.0682	159	5	0.001034	0.030272	7.690951
SPDveri	609.0277	93	13	0.001052	0.051308	7.455851
dragacerovic	1403.818	28	42	0.000951	0.043534	7.439486
anabrnabic	412.7218	138	2	0.001068	0.029926	7.3643
SavezZaSRB	288.5462	146	3	0.00105	0.026941	7.234962
MilenkoJovanov	2694.598	35	10	0.00087	0.016729	7.016771
StevanovicAna7	1437.255	46	17	0.000982	0.005659	6.797514
niinochka	1692.325	36	21	0.000935	0.003985	6.704876
XXLTulip	910.7442	68	17	0.000989	0.005981	6.647232
StrankaNarodna	216.8086	100	9	0.00103	0.01926	6.619796
Vladimir_Orlic	781.2902	51	5	0.001009	0.031068	6.473124
SlobodaIPravda	0	99	4	0.00103	0.023717	6.362538
jeremic_vuk	51.62474	103	8	0.001002	0.020907	6.35103
socijalisti	687.4866	65	8	0.001011	0.004177	6.321488
hanaadrovic	789.7259	61	15	0.000958	0.005	6.232913
DostaJeBilo	805.4464	71	10	0.000934	0.009459	6.144198
Nik_Jov	89.37921	79	18	0.000978	0.011507	6.115879

slavisa	763.8619	40	10	0.000963	0.013954	6.000361
BrankaStamenkov	688.0698	36	17	0.000962	0.004078	5.945589
AcaSapic	421.5056	61	3	0.00099	0.002889	5.804177
draganarakich	46.03514	65	4	0.000952	0.007455	5.399582
sanda_SRI	175.6141	47	5	0.000958	0.008446	5.3791
BozicSandra	914.822	13	12	0.000855	0.010711	5.220595
olenikadvokat	287.2329	26	9	0.000945	0.001477	5.187664
mara_jovicic	415.1711	24	21	0.000847	0.015164	5.153856
AlekSeselj	1063.508	12	4	0.000837	0.000588	4.913578
TatjanaMacura	353.7095	24	15	0.000858	0.00141	4.863164
brankoruzicsps	17.2465	25	2	0.000903	0.001241	4.542842
VjericaR	66.47823	18	4	0.00086	0.000849	4.300311
DjordjeDj	75.39546	10	8	0.000855	0.000519	4.284799
srpski_radikali	415.7241	14	2	0.000818	0.000871	4.250542
vukomand	24.33595	5	8	0.000863	0.000489	4.235903
handanovic	4.599081	14	5	0.000853	0.004338	4.228838
Ijuban	120.8888	4	6	0.000849	0.000267	4.172641
BiljicVojin	3.90189	18	6	0.000829	0.001584	4.124959

marijatvkv	294.19	10	2	0.000797	0.00441	4.028677
metla2020	0	15	1	0.00082	0.001667	3.922466
VOJVODINA_LSV	3.872258	10	2	0.000801	0.000482	3.768568
KrstoJanjusevic	5.166083	6	3	0.000799	0.001855	3.759235
NemanjaSarovic	6.580195	6	2	0.00077	0.000477	3.549664
dsscentar	2.277407	3	2	0.00077	0.000139	3.513442