



UNIVERZITET U BEOGRADU

Fizički fakultet

MASTER TEZA

UTICAJ ALGORITAMA ZA PREPORUKU
SADRŽAJA NA STRUKTURU
KOMPJUTERSKI GENERISANIH
TEHNO-SOCIJALNIH MREŽA

Kandidat:

Milica Božović (7015/2025)

Mentori:

Prof. dr. Zoran Nikolić

Dr. Aleksandar Tomašević,
viši naučni saradnik

BEOGRAD

SEPTEMBAR 2026

Posveta

*Mojoj mami - zagrljaju kojem se uvek vraćam i
ljubavi koja ne poznaje granice.
Mom Boži - ljubav uz koju mogu sve.
Sve što jesam, nosi deo vaše ljubavi.
Ovaj uspeh je i vaš.*

Zahvalnica

Veliku zahvalnost dugujem svojim mentorima, profesoru Zoranu Nikoliću i Aleksandru Tomaševiću, na stručnom vođenju, savetima i podršci tokom izrade ovog rada.

Profesoru Zoranu Nikoliću posebno zahvaljujem na dugogodišnjoj podršci, još od mojih osnovnih studija. Tokom svih ovih godina bio je uvek spreman da pruži savet, pomoć i podršku, sa izuzetnim strpljenjem i posvećenošću. Njegovu nesebičnost, spremnost da pomogne i poverenje koje mi je pružao neizmerno cenim i veoma sam zahvalna na svemu što je učinio za mene tokom mog dosadašnjeg akademskog puta.

Aleksandru Tomaševiću zahvaljujem na poverenju i slobodi da u radu sledim ono što me zaista zanima. Uvek je umeo da me usmeri kada je to bilo potrebno, a da pritom ostavi dovoljno prostora za moje ideje i način rada. Posebno cenim njegovu posvećenost i spremnost da na svako moje pitanje odgovori jasno, temeljno i sa velikom pažnjom. Saradnja sa njim bila je izuzetno prijatna i podsticajna, zbog čega mi je drago što sam imala priliku da sa njim radim.

Rad je izrađen u Laboratoriji za primenu računara u nauci (SCL), Nacionalnom centru izvrsnosti za izučavanje kompleksnih sistema, Instituta za fiziku u Beogradu, čije je podsticajno i prijatno okruženje obogatilo moje iskustvo. Obrada i analiza podataka obavljene su na superračunarskom sistemu PARADOX-IV. Posebnu zahvalnost dugujem i divnim kolegama koji su svojim znanjem i podrškom učinili vreme provedeno u laboratoriji lepim. Veliku zahvalnost dugujem i Mariji Mitrović Dankulov na njenom predanom radu, zalaganju i načinu na koji vodi laboratoriju i brine da se u njoj svaki član oseća cenjeno i dobrodošlo.

Mama, moja najveća podrška i uzor, čija je ljubav, snaga i vera u mene temelj svega što jesam i što mogu. Hvala ti što si uvek verovala u mene, što si me svojim primerom učila da budem hrabra i što si uvek bila moja sigurna luka. Večno sam srećna što sam tvoja ćerka, beskrajno ponosna na to i zauvek ću te voleti.

Veoma sam zahvalna mom Boži, mojoj ljubavi i najboljem prijatelju, i srećna što kroz život mogu da idem baš sa tobom. Mojim prijateljima hvala što ste uvek bili tu i što ste najbolji.

Apstrakt

Algoritmi za preporuku sadržaja na društvenim mrežama utiču na vidljivost sadržaja i raspodelu pažnje među korisnicima, a time mogu uticati i na strukturu mreže interakcija. Cilj ovog rada je ispitivanje uticaja algoritma za preporuku sadržaja i raspodele aktivnosti korisnika na strukturu kompjuterski generisanih tehno-socijalnih mreža. Simulacije su realizovane primenom YSocial platforme. YSocial je softverska platforma za izvođenje simulacija zasnovanih na agentima, u kojima veliki jezički modeli generišu ponašanje i interakcije agenata. U ovom radu razmatraju se društvene platforme forumskog tipa, poput Reddit-a, na kojima se diskusije odvijaju unutar tematskih zajednica. Posmatrana su dva algoritma za preporuku sadržaja, obrnuto hronološki algoritam i algoritam zasnovan na popularnosti, u kombinaciji sa dve raspodele aktivnosti korisnika: uniformnom raspodelom na intervalu $[1, 12]$ i odsečenom Cipfovom raspodelom na intervalu $[1, 36]$. Na taj način formirana su četiri eksperimenta, pri čemu svaki eksperiment opisuje jednu tematsku zajednicu. Uticaj ovih faktora analiziran je kroz obim i raspodelu aktivnosti korisnika, osnovne karakteristike mreže, kao i mere nejednakosti i koncentracije pažnje.

Rezultati simulacija pokazuju da je rangiranje prema popularnosti bilo povezano sa većim brojem veza između agenata, ali i sa neravnomernijom raspodelom primljenih interakcija. Cipfova raspodela, u obe algoritamske konfiguracije, bila je povezana sa visokom koncentracijom primljenih interakcija, što se odrazilo i na izraženiju nejednakost raspodele pažnje, dok je uniformna raspodela jasnije ispoljavala razliku povezanu sa pravilom rangiranja. U obe raspodele aktivnosti, algoritam zasnovan na popularnosti je u odnosu na obrnuto hronološki davao gušću mrežu i veći procenat agenata koji nisu primili nijedan komentar ili reakciju. Veća povezanost ukupne mreže zato nije podrazumevala ravnomernije uključivanje agenata u razmenu. Najizraženija koncentracija zabeležena je pri kombinaciji algoritma zasnovanog na popularnosti i Cipfove raspodele aktivnosti, gde je 10% agenata primilo 49% svih interakcija.

Dobijeni rezultati ukazuju da struktura mreže nastaje kao posledica zajedničkog delovanja aktivnosti korisnika i mehanizma preporuke sadržaja i da je potrebno posledice rangiranja razmatrati u odnosu na raspodelu aktivnosti korisnika.

Spisak slika

3.1	Volumen aktivnosti korisnika: (a) Ukupan broj akcija, (b) Medijana akcija, Narandžasta boja predstavlja obrnuto hronološki algoritam (ReverseChrono), a ljubičasta boja algoritam zasnovan na popularnosti sadržaja (HotSimple). Tamnija nijansa predstavlja uniformnu raspodelu, a svetlija nijansa Cipfovu raspodelu. (c) Raspodele aktivnosti u dve populacije korisnika, tamnija nijansa plave predstavlja uniformnu raspodelu, a svetlija Cipfovu raspodelu.	27
3.2	Analiza aktivnosti korisnika: (a) Korisnici sa jednom ili više objava, (b) Raspodela objava korisnika	28
3.3	Korisnici i sadržaj koji je privukao interesovanje: (a) Raspodela ulazne snage čvorova, (b) Raspodela interakcija objava	30
3.4	Nejednakost raspoređenosti pažnje: (a) Raspodela izlazne snage čvorova, (b) Lorencove krive nejednakosti: ulazna (levo) i izlazna (desno) snaga; punom linijom prikazani su krive za uniformnu raspodelu aktivnosti, dok su isprekidanom linijom prikazane krive za Cipfovu raspodelu aktivnosti	31
3.5	Korisnici prema kojima nije bila usmerena nijedna interakcija: Procenat čvorova sa ulaznim stepenom nula	32
3.6	Profili k-jezgra	33
3.7	Vizuelizacija četiri eksperimentalne mreže	34

Spisak tabela

1.1	Pregled relevantne literature	10
2.1	Parametri za uzorkovanje agenata	13
2.2	Raspodela aktivacije agenata	14
2.3	Relativne težine akcija	17
3.1	Pregled metrika aktivnosti korisnika	25
3.2	Pregled osnovnih metrika - Kombinovana mreža	29
3.3	Mrežni indikatori/pokazatelji	35

Sadržaj

Uvod	1
1 Pregled literature	3
1.1 Predstavljanje društvenih mreža upotrebom kompleksnih mreža	4
1.2 Heterogena aktivnost kao izvor mrežne strukture	5
1.3 Algoritamska medijacija	7
1.4 Sinteza literature i istraživački problem	10
2 Metodologija	12
2.1 Eksperimentalna postavka	12
2.2 Algoritmi za preporuku sadržaja	17
2.3 Kompleksne mreže	18
3 Rezultati	23
Diskusija i zaključak	36

Uvod

Društvene mreže su svojim nastankom znatno uticale na društvo. Nastali su novi kanali za upoznavanje i povezivanje ljudi kao prijatelja, istomišljenika ili uzora, prenos informacija i širenje uticaja. Društvene mreže olakšavaju komunikaciju i povezivanje ljudi preko geografskih udaljenosti i društvenih i kulturnih granica (Borge-Holthoefer, Baños, González-Bailón, & Moreno, 2013). Korisnički profili i javno prikazane veze među korisnicima predstavljaju važan deo organizacije ovih platformi (Boyd & Ellison, 2007). Popularnost društvenih mreža je u konstantnom porastu. Popularnost merena i u satima provedenim na mrežama i u broju i raznolikosti korisnika. Reddit ima više od 130 miliona aktivnih korisnika dnevno (Statista, 2026). Razlog tako velike i rastuće popularnosti je u tome kako su kreirane. Dizajn društvenih mreža se oslanja na ljudsku potrebu za socijalizacijom i povezivanjem (Brandtzæg & Heim, 2009).

U ovom radu razmatraju se društvene platforme forumskog tipa, poput Reddit-a, na kojima se diskusije odvijaju unutar tematskih zajednica. Svaka diskusiona nit (eng. thread) počinje objavom na koju korisnici odgovaraju komentarima, dok odgovori na komentare omogućavaju dalje grananje razgovora i tako formiraju hijerarhijsku strukturu. Korisnici se razlikuju po broju objava i komentara, ali i po tome kome upućuju odgovore: neki učestvuju u razmenama sa brojnim sagovornicima, dok drugi ponavljaju interakcije sa užim krugom učesnika. Ove razmene mogu se predstaviti mrežom u kojoj čvorovi označavaju korisnike, a veze odgovore koje upućuju jedni drugima. Takav prikaz omogućava da se, pored ukupnog obima aktivnosti, ispita ko sa kim komunicira i koliko se njihove interakcije ponavljaju. U ovom radu posmatraju se interakcije unutar jedne tematske zajednice (eng. subreddit) na platformi poput Reddit-a.

Na nastanak mreže interakcija može uticati i način na koji platforma rangira i prikazuje sadržaj. Položaj objave u toku sadržaja može uticati na verovatnoću da je korisnik primeti i na nju odgovori, pa različita pravila rangiranja mogu doprineti različitoj raspodeli odgovora među objavama i njihovim autorima. Kada algoritam koristi prethodne reakcije kao signal za rangiranje, ostvarene interakcije mogu uticati na budući položaj sadržaja. Time nastaje povratna sprega između ponašanja korisnika i algoritamskog prikazivanja sadržaja. Ova povezanost društvenih i tehničkih procesa važna je za razumevanje toga kako se aktivnost korisnika raspoređuje među

sagovornicima. Zato se u radu ispituje kako različite kombinacije raspodele aktivnosti korisnika i pravila rangiranja doprinose strukturi nastale mreže interakcija.

Iako su rangiranje sadržaja, ponašanje korisnika i mreže interakcija pojedinačno predmet brojnih istraživanja, njihovo istovremeno razmatranje kroz simulacioni okvir koji omogućava poređenje različitih mehanizama rangiranja i različitih nivoa aktivnosti korisnika predstavlja prostor za dalje istraživanje. Posebna vrednost ovakvog pristupa je u mogućnosti da se, variraju pretpostavke o aktivnosti korisnika, kao i pravila rangiranja kako bi se posmatrale njihove posledice po strukturu mreže interakcija. Cilj ovog rada je da ispita kako različiti algoritmi za preporuku sadržaja u kombinaciji sa različitim raspodelama aktivnosti korisnika utiču na strukturu mreže interakcija unutar jedne tematske zajednice. Simulacija putem YSocial platforme omogućava da se ovo istraživanje vrši u kontrolisanim uslovima i posredno omogućava sistematsko poređenje mreža nastalih pri različitim kombinacijama algoritama za preporuku sadržaja i raspodela aktivnosti korisnika.

Rad je organizovan na sledeći način. U drugom poglavlju prikazani su relevantni koncepti i dosadašnja istraživanja koja se odnose na: upotrebu kompleksnih mreža za modelovanje društvenih mreža, heterogenu aktivnost kao izvor mrežne strukture i algoritamsku medijaciju. Treće poglavlje opisuje metodologiju i eksperimentalni dizajn korišćen u radu, uključujući opis YSocial platforme i toka simulacije, opis upotrebljenih algoritama za preporuku i pregled mrežnih metrika korišćenih za karakterizaciju mreža interakcije. U četvrtom poglavlju predstavljeni su rezultati eksperimenata i analiza strukture tako dobijenih tehno-socijalnih mreža. Na kraju su rezultati diskutovani u kontekstu postavljenog istraživačkog pitanja i izloženi su zaključci rada i pravci mogućih budućih istraživanja.

Poglavlje 1

Pregled literature

Društvene mreže algoritamskim rangiranjem toka sadržaja (eng. feed ranking) raspodeljuju vidljivost korisnika i sadržaja. Tok sadržaja (eng. feed) predstavlja niz objava koje platforma prikazuje korisniku. Rangiranje određuje redosled tih objava i može uticati na verovatnoću da ih korisnik (ili korisnici) uoče i na njih reaguju. U ovom poglavlju razmatramo literaturu o povezanosti rangiranja sadržaja, ponašanja korisnika i strukture njihovih interakcija na društvenim mrežama.

Društvene mreže su tehno-socijalni sistemi (Lombardo, Mordonini, & Tomaiuolo, 2021), u kojima su ponašanje korisnika i algoritamska selekcija i rangiranje sadržaja međusobno povezani (Failla, Rossetti, & Cazabet, 2026). Kada algoritam koristi prethodne reakcije korisnika kao signal za rangiranje, komentari i svidanja mogu uticati na budući položaj objave u toku sadržaja. Položaj može uticati na verovatnoću da korisnici uoče objavu i na nju reaguju. Nove reakcije zatim postaju ulaz za naredno rangiranje, čime se uspostavlja pozitivna povratna sprega između ponašanja korisnika i prikazivanja sadržaja.

Za razumevanje korisničkih interakcija važno je razmotriti kako algoritmi rangiraju sadržaj i koje podatke o prethodnom ponašanju korisnika pritom koriste. Odgovarajuće predstavljanje korisničkih interakcija predstavlja osnovu za njihovo dalje proučavanje i razumevanje. Kompleksne mreže pružaju formalni okvir za takvo predstavljanje, u kojem čvorovi označavaju korisnike, a veze određenu vrstu odnosa ili interakcije među njima. Takav prikaz omogućava proučavanje obrazaca povezivanja korisnika. Naredni odeljak predstavlja osnovne pojmove i pristupe mrežnom modelovanju koji su relevantni za ovaj rad.

1.1 Predstavljanje društvenih mreža upotrebom kompleksnih mreža

Mrežu ili graf čine čvorovi i veze između njih. U proučavanju kompleksnih mreža analizira se kako su ti elementi povezani i koji obrasci nastaju na nivou cele mreže. Interakcije na društvenim mrežama mogu se predstaviti mrežom u kojoj čvorovi označavaju korisnike, a veze njihove međusobne interakcije poput komentara i reakcija na objave. Primena teorije kompleksnih mreža nam omogućava da opišemo i kvantifikujemo strukturu i dinamiku razvoja mreže. Takav prikaz omogućava ispitivanje toga sa kim korisnici stupaju u interakciju i kako se obrasci interakcija razlikuju pri različitim načinima rangiranja sadržaja.

Među prvim referencama gde je teorija kompleksnih mreža primenjena na velikim setovima podataka uzorkovanih sa društvenih mreža su reference Ahn, Han, Kwak, Moon, and Jeong (2007) i Mislove, Marcon, Gummadi, Druschel, and Bhattacharjee (2007). Mreže prijatelja tri društvene mreže: Cyworld, MySpace i Orkut opisane su u referenci Ahn et al. (2007) i uočeno da postoje razlike između društvenih mreža i off-line mreža. Veze se lakše održavaju online i takođe primetili su da korisnici koji imaju dosta veza, lakše ostvaruju nove. Važne strukturalne karakteristike društvenih mreža (Flickr, YouTube, LiveJournal i Orkut) opisane su u referenci Mislove et al. (2007), među kojima se ističu naredne tri. Distribucija stepeni čvorova prati stepeni zakon. Društvene mreže sastoje se od velikog broja klastera koji su jako dobro povezani, ali se u njima nalaze čvorovi sa relativno niskim stepenom. Mreža poseduje veliko gusto povezano jezgro i periferiju. Međutim, obe grupe su mreže gradile na osnovu liste prijatelja/pratilaca. Značaj tih veza nisu dovodili u pitanje, već su ih tretirali kao socijalne veze od značaja.

Prateći dinamiku aktivnosti korisnika postalo je jasno da veze između korisnika imaju ključnu ulogu za dalji razvoj i razumevanje društvenih mreža. Više nije bilo dovoljno definisati veze kao podrazumevane osobine društvene mreže. Bilo je potrebno prepoznati koje veze su značajne i u kojoj meri. Poređenje mreže korisnika koji su prijatelji i takozvane “mreže aktivnosti” koja je oformljena na osnovu razmenjenih komentara korisnika je izvršeno u referenci Chun et al. (2008). Iako su topološki slične, mreža aktivnosti je u obzir uzimala smer i broj međusobnih interakcija korisnika što je omogućilo temeljnije razumevanje interakcije korisnika. Intenzitet veze je kvantifikovan kroz težinu veze koja predstavlja učestalost interakcije korisnika.

Veze između korisnika više nisu bile samo način za povezivanje ljudi online. Počelo je interesovanje za primenom znanja o mrežama u svrhu poboljšanja dizajna društvenih mreža, bezbednosti i performansi. Međutim, postavilo se pitanje da li eksplicitno definisane veze na mrežama zaista predstavljaju odgovarajuću reprezentaciju interakcija među korisnicima. Ovo pitanje je ispitano uvođenjem interakcionog grafa u referenci Wilson, Boe, Sala, Puttaswamy, and Zhao (2009).

Interakcioni graf predstavlja odnose među korisnicima tako da su veze njihove stvarne aktivnosti. Poređenjem interakcionog i eksplicitno definisanog društvenog grafa pokazali su značajne razlike u njihovim strukturnim karakteristikama. Ovi rezultati ukazali su na potrebu da se pri proučavanju društvenih mreža, pored eksplicitno definisanih veza, uzmu u obzir i stvarne interakcije među korisnicima.

Društvene mreže forumskeg tipa poput Reddit-a imaju strukturu pogodnu za mrežnu analizu. Reddit se sastoji od tematskih zajednica (eng. subreddit). Svaki subreddit se sastoji od diskusija koje se organizuju kroz niti (eng. threads) i koje se sastoje od objave i hijerarhijski organizovanih komentara. Strukturu diskusionih niti (eng. threads) na Reddit-u ispitali su u referenci Weninger, Zhu, and Han (2013) i analizirali da li njihove karakteristike odgovaraju organizaciji sadržaja u vidu tematske hijerarhije, pri čemu su odnosi između učesnika predstavljeni mrežnom strukturom. Zaključili su da najpopularniji komentari po broju interakcija, uglavnom nastaju malo nakon kreiranja objave ispod koje su kreirani. Takođe uočeno je da hijerarhijski nizovi komentara predstavljaju tematsku hijerarhiju.

Na platformama sa diskusionim nitima, poput Reddit-a, korisnici se razlikuju po broju objava i komentara kojima učestvuju u diskusiji. Korisnik koji tokom dana postavi deset objava daje veći doprinos usmeravanju daljih interakcija, oblikovanju diskusija i sadržaja od korisnika koji postavi jednu. Koliko će te objave biti primećene i podstaći odgovore zavisi i od načina na koje se one rangiraju i prikazuju u toku sadržaja korisnika. Zato je za razumevanje nastanka interakcija važno zajedno razmotriti razlike u aktivnosti korisnika i način prikazivanja sadržaja.

1.2 Heterogena aktivnost kao izvor mrežne strukture

Razlike u aktivnosti i angažovanju korisnika oblikuju njihove obrasce interakcije koji dalje oblikuju strukturu tematske zajednice. Zbog toga je važno razumeti na koji način je aktivnost korisnika povezana sa procesom formiranja veza, odnosno sa strukturom mreže. U referenci Muchnik et al. (2013) pokazano je da postoje uzročno-posledične veze između raspodele aktivnosti korisnika i broja veza koji svaki korisnik ostvari. Utvrđeno je da heterogena aktivnost korisnika predstavlja preduslov za formiranje veza među korisnicima, ali takođe unosi i heterogenost u raspodelu veza. Utvrđena je kauzalnost, ali da bismo razumeli šire posledice potrebno je aktivnost generalizovati i ispitati više slučajeva.

Dinamiku angažovanja korisnika i formiranja međusobnih odnosa karakterišu značajne varijacije i heterogenost obrazaca aktivnosti. Stoga je prilikom modelovanja neophodno uzeti u obzir različite profile aktivnosti korisnika. Model aktivnosti na društvenim mrežama je konstruisan u referenci Perra, Gonçalves, Pastor-Satorras, and Vespignani (2012). Model uvodi potencijal aktivnosti, vremenski nezavisna funkcija koja opisuje interakcije agenata. Korišćenje vremenski

nezavisne funkcije za opisivanje aktivnosti agenata pokazalo se efikasno u objašnjavanju različitih strukturalnih karakteristika mreže korisnika. U modelu je individualna stopa aktivacije stalna, dok su pojedinačne aktivacije slučajne. Aktivirani čvor uspostavlja veze sa slučajno izabranim čvorovima, a te veze traju jedan vremenski korak. Akumuliranjem interakcija tokom vremena nastaje mreža u kojoj razlike u aktivnosti doprinose razlikama u broju veza. Na taj način, pored utvrđivanja uzročne povezanosti između aktivnosti korisnika i formiranja veza, obezbeđen je i teorijski okvir za razumevanje mehanizma kojim heterogenost aktivnosti korisnika dovodi do formiranja heterogene raspodele veza u mreži.

Prirodno pitanje koje se nameće jeste u kojoj meri se strukturne karakteristike mreže mogu razumeti na osnovu same raspodele aktivnosti korisnika. Analitičke izrazi za opisivanje topologije mreže u okviru modela zasnovanog na raspodeli aktivnosti izvedeni su u referenci Starnini and Pastor-Satorras (2013). Dobijeni rezultati bili su asimptotske prirode i pokazivali su dobro slaganje sa empirijskim podacima u slučaju raspodela aktivnosti sa izraženim desnim repom, dok njihova primena nije bila odgovarajuća za homogene raspodele aktivnosti. Empirijske raspodele aktivnosti korisnika na društvenim mrežama najčešće pokazuju izraženu heterogenost i karakteristike raspodele sa dugim desnim repom. Međutim, ograničenja modela u slučaju homogenih raspodela otvaraju šire pitanje o tome da li je raspodela aktivnosti sama po sebi dovoljna za potpuno objašnjenje nastanka i strukture mreže ili je za njihovo preciznije razumevanje potrebno uzeti u obzir i dodatne karakteristike.

Aktivnost korisnika opisuje koliko često korisnik ostvaruje interakcije, ali bitan je i smer interakcija. Isti broj interakcija može biti različito raspoređen među sagovornicima. Korisnik može poslati deset poruka jednoj osobi ili po jednu poruku deset različitih osoba. Na razliku između stope aktivnosti od sklonosti uspostavljanju novih veza i ponavljanju prethodnih kontakata ukazali su u referenci Ubaldi et al. (2015). U analiziranim podacima verovatnoća da naredna interakcija bude ostvarena sa novim sagovornikom opada sa brojem već ostvarenih kontakata. Njihov model zato povezuje rast mreže sa obimom aktivnosti i načinom njenog raspoređivanja među sagovornicima.

Veliki broj poruka može biti usmeren na uzak krug sagovornika. Da to nije slučajnost pokazano je u referenci Goncalves, Perra, and Vespignani (2011) i pokazano je takođe da postoji ograničenja u broju društvenih veza koje korisnik može da održava. To se direktno odražava na broj korisnika sa kojima interaguje. Ova ograničenja proizlaze iz činjenice da je pažnja koju korisnici mogu da posvete drugima ograničena. Zbog toga treba razlikovati obim aktivnosti korisnika od održavanja međusobnih odnosa. Ograničena količina pažnje neposredno ograničava broj intenzivnih odnosa (poput prijateljstava) koje korisnik može da ima, ali ne ograničava ukupan broj pratilaca, interakcija ili povremenih kontakata.

Za opis mreže interakcija potrebno je razlikovati ukupan broj akcija korisnika, broj različitih sa-

govornika i broj interakcija sa svakim od njih. Ovi podaci pokazuju da li je aktivnost raspoređena na veliki broj kontakata ili koncentrisana na ponovljene razmene sa manjim brojem korisnika. Model zasnovan na raspodeli aktivnosti proširen je uvođenjem mehanizma pojačavanja veza (eng. reinforcement) u referenci Karsai, Perra, and Vespignani (2014). Tako je u model uključen uticaj prethodnih interakcija na verovatnoću budućih interakcija između istih korisnika. Na taj način korisnik pri ostvarivanju novih interakcija uzima u obzir istoriju prethodnih veza, čime se omogućava formiranje veza različite jačine. Uvođenje ovog mehanizma dovelo je do pojave netrivialnih obrazaca povezivanja, karakterističnih za realne društvene mreže, u kojima istovremeno postoje jake i slabe veze između korisnika. Ovakav pristup ukazuje na to da odnosi među korisnicima nisu homogeni, već da istorija prethodnih interakcija utiče na verovatnoću njihovog ponovnog ostvarivanja i, posledično, na evoluciju strukture mreže. Zato je pri modelovanju bitno vezama dodeliti težinu, kako bismo ovu činjenicu uzeli u obzir.

Organizacija interakcija na društvenoj mreži zavisi od toga koliko su korisnici aktivni i kako se njihove aktivnosti raspoređuju među drugim korisnicima. Razlike u obimu aktivnosti mogu biti izrazite: prema istraživanju odraslih korisnika Twitter-a u SAD, najaktivnijih 10% proizvodi 80% njihovih tvitova (Wojcik & Hughes, 2019). Slično, prethodne studije utvrdile su da kod približno 90% analiziranih korisnika Facebook-a svega 20% prijatelja učestvuje u 70% zabeleženih interakcija (Wilson et al., 2009). Zato isti broj akcija može odgovarati veoma različitim obrascima povezivanja: deset odgovora može biti upućeno jednom sagovorniku ili raspoređeno među deset različitih sagovornika. Objašnjenje mrežne strukture zato zahteva ispitivanje toga ko pokreće interakcije, prema kome ih usmerava i koliko se iste veze ponavljaju. U diskusionim nitima to otvara pitanje kako rangiranje sadržaja utiče na raspodelu odgovora među objavama i korisnicima različitog nivoa aktivnosti.

1.3 Algoritamska medijacija

Algoritmi preporuke biraju sadržaj za prikazivanje korisniku i određuju njegov redosled u toku sadržaja. U ovom radu rangiranje sadržaja razmatra se kao jedan od mehanizama koji mogu uticati na to kojim objavama i korisnicima će biti upućene interakcije. Zato je važno ispitati kako se, pri različitim pravilima rangiranja, aktivnost korisnika raspoređuje među dostupnim sadržajima i sagovornicima.

Da bismo bolje razumeli algoritme preporuke treba da pođemo od formulacije problema preporuke. Postoje dva glavna modela koja opisuju problem preporuke: model gde je glavni problem predikcija i model gde je glavni problem rangiranje.

- Model predikcije
za m korisnika i n onoga što im se preporučuje formiraju matricu $m \times n$. Poznate vrednosti

ćelija matrice su one koje vidimo iz dosadašnjih interakcija korisnika i preporuka, a nepoznate vrednosti se predviđaju. Vrednosti koje se predviđaju su preporuke, tj. veze između korisnika i stvari za preporuku.

- Model rangiranja
često nazvan i “top- k model preporuke” jer se zasniva na prethodnom modelu. Samo što ne radi proračun za sve kombinacije, već daje samo k najpoželjnijih/najboljih preporuka.

Na osnovu modela problema preporuke nastaju modeli sistema preporuke tj. algoritmi za preporuku. Termin „algoritam preporuke sadržaja“ predstavlja krovni pojam, jer savremene društvene mreže koriste jako spregnute ansamble algoritama, koji se mogu tretirati kao jedna celina (Narayanan, 2023).

Iz perspektive korisnika algoritam preporuke može da poboljša sveukupno iskustvo korisnika na nekoj platformi tako što će mu olakšati pronalažanje relevantnog sadržaja. Primarni cilj algoritima za preporuku je rangiranje dostupnog sadržaja tako da se korisniku najpre prikaže sadržaj za koji postoji najveća verovatnoća da će izazvati želju za interakcijom (Gausen, Guo, & Luk, 2025) (Narayanan, 2023). To je takođe u interesu same platforme, koja teži da poveća broj aktivnih korisnika i vreme koje korisnici provode na platformi. Angažovanje korisnika (eng. engagement) je metrika koja je od najvećeg interesa i za kreatore platformi i za kreatore sadržaja.

Algoritmi preporuke sadržaja biraju objave koje se prikazuju korisniku i određuju njihov redosled u toku sadržaja. Njihova uloga je važna za ovaj rad jer način prikazivanja sadržaja može uticati na to kojim objavama korisnici posvećuju pažnju i na koje odgovaraju. U diskusionim nitima ti odgovori uspostavljaju veze među korisnicima, pa je za razumevanje mreže interakcija potrebno ispitati kako različita pravila rangiranja usmeravaju aktivnost veoma aktivnih i manje aktivnih korisnika.

Simulacioni pristup omogućava da se pravila rangiranja menjaju uz iste pretpostavke o ponašanju korisnika i da se uporede interakcije nastale u tim uslovima. Pokazano je da između ponašanja korisnika i algoritama za preporuku postoji povratna sprega u referenci Chaney, Stewart, and Engelhardt (2018). Sadržaj koji algoritam preporučuje utiče na izbor i ponašanje korisnika, dok interakcije i aktivnosti korisnika istovremeno predstavljaju ulazne informacije koje utiču na buduće preporuke algoritma. Na taj način nastaje dinamička povratna sprega između korisničkog ponašanja i sistema preporuke. Dakle realističan model obuhvata modelovanje i ponašanja agenata i modelovanje algoritma za preporuku.

Modeli zasnovani na agentima (eng. agent-based models) predstavlja način da se simulira populacija međusobno povezanih agenata. Svaki agent predstavlja jednog pojedinca i poseduje skup osobina i pravila ponašanja. Tokom simulacije agenti na osnovu svojih osobina, dostupnih

informacija i definisanih pravila donose odluke i ostvaruju interakcije sa drugim agentima, čime se kroz njihove pojedinačne aktivnosti formira ponašanje sistema na kolektivnom nivou. Iako su pravila koja određuju ponašanje pojedinačnog agenta relativno jednostavna, njihova primena u simulaciji populacije interaktivnih agenata može dovesti do pojave složenih obrazaca ponašanja. Pri tome model predstavlja pojednostavljenu aproksimaciju stvarnog sistema, jer se izborom pravila i osobina agenata ograničava skup karakteristika i ponašanja koja se mogu obuhvatiti simulacijom. Model zasnovan na agentima primenili su Gausen, Luk, and Guo (2022) za simulaciju ponašanja korisnika Twitter-a i implementirali su četiri različita algoritma za preporuku sadržaja. Na taj način omogućeno je ispitivanje uticaja različitih strategija preporučivanja na ponašanje agenata. Rezultati su pokazali da izbor algoritma za preporuku može značajno uticati na obrasce ponašanja korisnika, pri čemu pojedine strategije mogu podsticati obrasce ponašanja povezane sa širenjem dezinformacija. Takođe, pokazano je da algoritam zasnovan na popularnosti može dovesti do povećanja broja objava o popularnim temama.

Dalji korak ka realističnijem modelovanju društvenih mreža jeste formiranje populacije korisnika čije karakteristike i ponašanje u većoj meri odgovaraju stvarnim korisnicima. Uticaj algoritama za preporuku sadržaja na kvalitet komunikacije simuliranjem društvene mreže upotrebom velikog jezičkog modela i modela zasnovanog na agentima je istražen u referenci Törnberg, Valeeva, Uitermark, and Bail (2023). Veliki jezički model korišćeni su za generisanje populacije agenata sposobnih da realizuju različite oblike interakcije karakteristične za društvene mreže, uključujući čitanje objava, njihovo deljenje, komentarisanje i označavanje sadržaja kao dopadljivog. Na ovaj način omogućeno je modelovanje heterogenije i realističnije populacije korisnika u odnosu na pristupe zasnovane na unapred definisanim pravilima ponašanja agenata. Rezultati su pokazali da dizajn algoritma za preporuku može uticati na nivo toksičnog ponašanja u simuliranoj mreži, odnosno da je moguće definisati strategije preporučivanja koje u manjoj meri podstiču takve obrasce ponašanja.

Eksperimentalni nalazi pokazuju da položaj objave može uticati na izbor korisnika da na nju odreaguje. Ovo su istraživali u referenci Chan, Choi, Saha, and Chandrasekharan (2026), gde su analizirali odnos između ranga koji algoritam dodeljuje sadržaju i nivoa angažovanja korisnika. Njihovi rezultati ukazuju na značaj odnosa između ranga sadržaja u sistemu preporuke i angažovanja korisnika. Taj odnos se može koristiti u proceni kojom merom algoritamsko rangiranje određuje sadržaj kojem korisnici posvećuju pažnju. Rang sadržaja predstavlja njegovu poziciju u redosledu prikazivanja korisniku, dok angažovanje obuhvata akcije koje korisnik preduzima u odnosu na prikazani sadržaj. Algoritamsko rangiranje na taj način utiče na raspodelu vidljivosti sadržaja i pažnje korisnika, što može imati uticaj na strukture društvene mreže. Davanjem veće vidljivosti određenim korisnicima ili sadržajima, algoritam može uticati na to koji korisnici privlače veću pažnju, ostvaruju veći broj interakcija i posredno, formiraju veći broj novih veza.

1.4 Sinteza literature i istraživački problem

Prethodna istraživanja pokazala su da aktivnost korisnika ima značajnu ulogu u formiranju strukture mreže. Uvođenjem budžeta akcija svakog korisnika i dodeljivanjem težine svakoj vezi omogućeno je realističnije opisivanje dinamike interakcije korisnika. Sa druge strane, istraživanja algoritama za preporuku pokazala su da način rangiranja i odabira sadržaja utiče na pažnju i angažovanje korisnika, a time potencijalno i na obrasce njihovih interakcija i formiranje veza među korisnicima (Perra et al. (2012);Ubaldi et al. (2015)).

Prethodno prikazani radovi izdvajaju tri povezana aspekta nastanka interakcija: koliko često korisnici učestvuju, kome upućuju svoje reakcije i koji im se sadržaji prikazuju. Korisnici sa istim brojem akcija mogu ih različito rasporediti među sagovornicima, dok rangiranje može menjati prilike da pojedine objave budu primećene. Za problem ovog rada zato je relevantno kako se mreža interakcija menja kada se različite raspodele aktivnosti kombinuju sa različitim pravilima rangiranja.

Radovi prikazani u tabeli 1.1 upoređeni su prema poreklu podataka, poređenju algoritama preporuke, analizi mreža korisničkih interakcija i načinu merenja pažnje i angažovanja.

Tabela 1.1: Pregled relevantne literature

Rad	(1) Simulirani podaci	(2) Različiti algoritmi preporuke	(3) Mreža korisničkih interakcija	(4) Pažnja i angažovanje
Bakshy et al. (2015)				Da
Roth et al. (2020)				Da
Cinelli et al. (2021)			Da	Da
Chan et al. (2025)	Da	Da		Da
Gausen et al. (2022)	Da	Da		Da
Predloženi metod	Da	Da	Da	Da

Podaci direktno uzorkovani sa društvenih mreža više nisu lako dostupni, usled promena u politici samih platformi. Zbog toga se aktuelna istraživanja okreću ka upotrebi simulacija. Simulacije daju mogućnost kreiranja verne replike društvene mreže uz potpunu kontrolu eksperimentalnih uslova. To daje značajnu prednost pri istraživanju uzročno-posledičnih veza.

Pregled obuhvata različite nivoe analize: prikazivanje i izbor pojedinačnih sadržaja, strukturu veza među korisnicima i simulirano širenje informacija. Za ovaj rad ključno je povezivanje pravila rangiranja i razlika u aktivnosti sa mrežom nastalom iz korisničkih odgovora. Bakshy et al. (2015) i Roth et al. (2020) su ispitivali mrežu koja za centar ima pojedinca, dok metod koji predlažemo u ovom radu kao fokus ima mrežu interakcija. Cinelli et al. (2021) su ispitivali interakcione

mreže, ali nisu ispitivali uticaj različitih algoritama preporuke. Homofilija je mrežna metrika koja je korišćena u radovima Bakshy et al. (2015) i Cinelli et al. (2021), dok su Roth et al. (2020) primenili entropiju slučajnog hoda. Chan et al. (2025) su ispitivali efekte različitih algoritama preporuke sadržaja na angažovanje korisnika, ali nisu ispitivali strukturu mreže.

Cilj ovog rada je da ispita kako kombinacija raspodele aktivnosti korisnika i pravila rangiranja sadržaja oblikuje mrežu interakcija unutar jedne simulirane tematske zajednice. Porede se uniformna i odsečena Cipfova raspodela budžeta aktivnosti u kombinaciji sa obrnutim horonolškim rangiranjem i rangiranjem zasnovanim na popularnosti. Analiza povezuje obim aktivnosti sa njenom raspodelom među sagovornicima i ponavljanjem prethodnih kontakata. Naredno poglavlje opisuje simulacioni postupak, uslove poređenja i mere kojima se ove razlike procenjuju.

Poglavlje 2

Metodologija

2.1 Eksperimentalna postavka

U cilju proučavanja uticaja algoritama za preporuku sadržaja na strukturu tehno-socijalnih mreža, dizajnirali smo simulacije pomoću YSocial platforme (Rossetti et al., 2024). YSocial je softverska platforma za sprovođenje simulacija zasnovanih na agentima (eng. agent-based modelling), u kojoj se ponašanje i interakcije agenata generišu pomoću velikih jezičkih modela (LLM). Platforma omogućava modelovanje društvenih mreža forumskog tipa, poput Reddit-a, i ispitivanje načina na koji iz interakcija agenata nastaju karakteristične mrežne strukture i obrasci ponašanja (Tomašević et al., 2026).

YSocial konfiguracija se sastoji od 3 glavne komponente: *(i)* server koji skladišti podatke o korisnicima i sadržaju simulacije u relacionoj bazi podataka i izvršava logiku preporuka; *(ii)* simulacioni mehanizam (eng. engine) koji pomera sat simulacije, raspoređuje agente i koordinira njihove interakcije; i *(iii)* veliki jezički model (eng. large language model; u natavku LLM) putem Ollama platforme, koji generiše sadržaj za objave i komentare i simulira proces donošenja odluka i izbora akcija na osnovu ograničenja koja daje simulacioni mehanizam.

LLM model koji koristimo je Dolphin Mistral 24B Venice Edition.(dphn.ai & Venice.ai, 2025) Dolphin Mistral 24B Venice Edition je necenzurisana verzija Mistral 24B modela, koja može da piše realističan tekst kakav srećemo na pravim društvenim mrežama. Upotreba ovog modela daje mogućnost za pojavu toksičnog ponašanja. Dolphin teži da bude model za generalnu upotrebu. Velika prednost Dolphin modela je što je nad njim moguća potpuna kontrola, u smislu definisanja sistemskog upita, usmerenosti i kontrole nad podacima. Dolphin takođe ne nameće sopstvenu etiku niti smernice.

Da bi se YSocial simulacija pokrenula potrebno je prvo kreirati populaciju agenata. Konfiguracija populacije obuhvata broj agenata, njihove profile, opredeljenja i interesovanja, kao i parametre koji određuju učestalost aktiviranja i broju akcija po rundi. Profili ličnosti agenata su uzorkovani prema paramterima iz tabele 2.1. Svim agentima je dodeljena američka nacionalnost, engleski kao govorni jezik. Svi agenti simuliraju populaciju starosne dobi od 18 do 36 godina približno, sa dva moguća nivoa obrazovanja i različitim interesovanjima. Svaki agent može imati minimalno 2, a maksimalno 10 interesovanja. Interesovanja su deo profila agenta koji LLM dobija kao kontekst i usmeravaju izbor tema pri generisanju objava i odgovora, ali ne utiču na rangiranje sadržaja u nepersonalizovanom toku sadržaja. Interesovanja čine profile agenata realističnijim i usmeravaju LLM ka temama relevantnim za njihov profil. Interesovanja se agentima dodeljuju prema Cipfovoj (Zipf) raspodeli (parametar $s = 1, 2$). Agentima je dodeljen i nivo podložnosti toksičnom ponašanju.

Tabela 2.1: Parametri za uzorkovanje agenata

Parametar	Vrednosti/Način uzorkovanja vrednosti
Jezička i regionalna podešavanja	engleski jezik (Amerikanci)
Nivo obrazovanja	srednja škola, osnovne studije; težine 0,525, 0,475
Uzrast (godine)	18-36
Političko opredeljenje	Liberali, Konzervativci, Umereni; težine 0,3, 0,475, 0,225
Broj mogućih interesovanja	2-10
Moguća interesovanja	Društvene mreže i online platforme, Veštačka inteligencija, Električna vozila i saobraćaj, Softversko inženjerstvo, Čista energija i održivost, Bezbednost na internetu i privatnost, Svemirska tehnologija, Big Tech, Projekti otvorenog koda
Nivo podložnosti toksičnom ponašanju	apsolutno ne, ne, umeren, ekstrem; težine 0,65, 0,025, 0,15, 0,175

Vreme je podeljeno u runde od po sat vremena, gde 24 runde čine jedan simuliran dan. U svakoj rundi agenti se aktiviraju prema unapred definisanoj raspodeli frekvencija aktivacije agenata koja je data u tabeli 2.2.

Tabela 2.2: Raspodela aktivacije agenata

Period simuliranog dana kada dolazi do aktivacije	Procenat aktiviranih agenata
veče	40% populacije
posle podne	20% populacije
tokom dana	17,33% populacije
jutro	10% populacije
kasni noćni sati	7,67% populacije
kasno posle podne	5% populacije

Prva raspodela definiše kada će se agenti aktivirati. Druga raspodela definiše koliko će aktivnosti agent imati nakon aktivacije. Kada se agent aktivira on dobija budžet aktivnosti za tu rundu. U našoj eksperimentalnoj postavci kreirali smo dve populacije, koje se razlikuju po raspodeli aktivnosti agenata po rundi tj. po budžetu aktivnosti i tome kako je on raspoređen.

Eksperimentalna postavka za prvu populaciju je bila takva da je svaki agent dobijao budžet aktivnosti između 1 i 12 akcija. Broj akcija koje agent dobija je uzorkovan iz diskretne uniformne raspodele na intervalu $[1,12]$. To znači da svaki mogući broj akcija ima potpuno istu verovatnoću da bude izabran. Na taj način će u populaciji biti jednak broj pasivnih, umereno aktivnih i hiperaktivnih agenata. Eksperimentalna postavka za drugu populaciju je bila takva da je svaki agent dobijao budžet aktivnosti obima od 1 do 36 akcija. Broj akcija koje agent dobija je uzorkovan iz odsečene (konačne) Cipfove raspodele na intervalu $[1,36]$ sa koeficijentom $s = 1, 21$. Ovo rezultira obrascem aktivnosti sa “teškim repom”. To znači da je većina agenata minimalno aktivna, dok manjina agenata doprinosi nesrazmerno mnogo.

Da bismo uporedili ove dve raspodele, uporedili smo očekivane vrednosti raspodela. Za diskretnu uniformnu raspodelu $x \in [1, 12]$, svaka vrednost x ima verovatnoću:

$$P(x = k) = \frac{1}{12}, \quad k = 1, \dots, 12.$$

Očekivana vrednost uniformne raspodele je:

$$E(x) = \sum_{k=1}^{12} k \cdot P(x = k) = 6,5.$$

Za konačnu Cipfovu raspodelu sa vrednostima $k = 1, \dots, 36$ i parametrom $s = 1, 21$, potrebno je

prvo izračunati težine w_k i da uraditi normalizaciju:

$$w_k = k^{-s}, \quad k = 1, \dots, 36 \quad s = 1, 21$$

$$P(x = k) = \frac{w_k}{\sum_{j=1}^{36} w_j}.$$

Očekivana vrednost Cipfove raspodele je:

$$E(x) = \sum_{k=1}^{36} k \cdot P(x = k) = \frac{\sum_{k=1}^{36} k^{-0,21}}{\sum_{k=1}^{36} k^{-1,21}} \approx 6,7235.$$

Relativna razlika očekivanih vrednosti dve raspodele je:

$$\frac{(6,7235 - 6,5)}{6,5} \cdot 100 \approx 3,44\%.$$

Na ovaj način smo dobili dva režima aktivnosti populacije. Jedan u kom imamo ravnomernu aktivnost i drugi gde je aktivnost koncentrisana. Izborom parametara postignuto je da obe raspodele imaju približno jednaku očekivanu vrednost broja akcija po agentu. Na ovaj način je obim generisanog sadržaja u simulaciji održan konstantnim, pri izboru jedne populacije. To dalje omogućava direktno poređenje uticaja različitih režima aktivnosti agenata i algoritama preporuke sadržaja na konačnu strukturu mreže.

Svaki agent može da obavi sledeće aktivnosti:

1. **kreiranje objave** čime stvara osnovu diskusije (eng. thread) i proširuje dostupni sadržaj
2. **komentarisanje** produbljuje diskusiju, menja njen tok i životni vek objave
3. **čitanje** predstavlja pasivno ponašanje i može uticati na promenu interesovanja agenta na osnovu pročitane sadržaja, nakon čitanja sadržaja agent ima mogućnost da na sadržaj reaguje svidanjem ili nesvidanjem
4. **podela linka** agent na taj način širi postojeće objave vesti iz baze podataka sa vestima, podstičući na taj način diskusiju oko sadržaja iz stvarnog sveta
5. **podela slike** agent na taj način širi slike iz dostupne baze podataka sa slikama

Nakon što smo kreirali populaciju, sledeći korak u kreiranju YSocial simulacije je kreiranje eksperimenta. Kreiranje eksperimenta znači da definišemo tip platforme, skup mogućih tema za diskusiju, generalni opis i atmosferu razgovora i ubacujemo baze podataka iz kojih će agenti moći da postavljaju slike i linkove. Tip platforme je forum. Jedan eksperiment opisuje jednu tematsku zajednicu na platformi Reddit.

Poslednji korak u kreaciji YSocial simulacije je kreacija klijenta. Klijent se kreira u okviru eksperimenta. Klijent u sebi sadrži populaciju agenata, trajanje simulacije, inicijalni broj agenata, procenat novih agenata koji dolaze, procenat agenata koji odlaze, način na koji agenti razumeju sadržaj i verovatnoću agenata da učine neku akciju. U okviru klijenta se definiše algoritam za preporuku sadržaja.

Agenti interaguju sa platformom putem kratkih mikro-dijaloga između agenta i posrednika. Posrednik, koji je implementiran u okviru simulacionog mehanizma, poziva LLM da bira akcije i generiše tekst. Sve odluke agenata, generisanje teksta i reagovanje na sadržaj su delo LLM-a. Agenti tokom simulacije raspolažu spoljnom memorijom koju održava server. Na osnovu objava, komentara i reakcija, sistem održava sažete zapise o odnosima između agenata, diskusijama koje su vođene i zajednici u celini. Pre narednih interakcija relevantne memorije biraju se prema semantičkoj sličnosti, skorašnjosti i važnosti i prosleđuju modelu kao kontekst koji može uticati na odluke, stav i ton agenta.

Tok YSocial simulacije Sprovedene simulacije uključuju inicijalnu populaciju od 300 LLM agenata koji tokom 30 dana odnosno 720 rundi interaguju. Ne dolazi do priliva novih agenata, niti do odlaska agenata. Broj agenata je konstantan tokom simulacije. Na početku svake runde, agenti se aktiviraju prema raspodeli aktivacije agenata. Agentima je zatim dodeljen budžet aktivnosti za tu rundu. Aktivni agenti mogu da interaguju i njihova interakcija je definisana otežinjenom funkcijom verovatnoće, koja je opisana u tabeli 2.3. Vrednosti prikazane u tabeli 2.3 predstavljaju relativne težine pojedinačnih akcija, a ne direktne verovatnoće njihovog izbora. Zbir svih relativnih težina iznosi 1,15. Kako bi se težine koristile za postupak slučajnog izbora, one se prethodno normalizuju tako što se svaka pojedinačna težina deli ukupnim zbirom svih težina. Na primer, normalizovana verovatnoća komentarisanja iznosi $0,42/1,15$. Nakon normalizacije zbir verovatnoća svih dostupnih akcija jednak je 1.

Agent dobija mali slučajno generisani meni akcija putem prompta od posrednika. Meni akcija se sastoji od tri opcije: NONE opcije i još dve različite opcije. Izbor NONE opcije znači da agent bira da bude pasivan. Druge dve akcije koje čine meni su uzorkovane bez ponavljanja od sledećih mogućih opcija: kreiranje objave, komentarisanje, čitanje, podela slike, podela linka u skladu sa verovatnoćom interakcije. Sviđanja (eng. upvotes) i nesviđanja (eng. downvotes), odnosno akcija reagovanja nije akcija koja eksplicitno ulazi u meni izbora, već agent nakon izbora da čita objavu ili komentar ima mogućnost da reaguje na pročitani sadržaj ili da ne uradi ništa. Agent

bira jednu akciju iz menija i ciklus se ponavlja dok agent ne potroši svoj dodeljeni budžet akcija za tu rundu.

Kada svi aktivni agenti potroše svoje budžete aktivnosti, globalno stanje se ažurira i simulacija prelazi na narednu rundu. Globalno stanje obuhvata sve niti diskusije, komentare i reakcije zabeležene na platformi, dok algoritam preporuke na osnovu tog stanja formira tok sadržaja (eng. feed) koji se prikazuje agentu. Proces se ponavlja do dostizanja unapred definisanog broja rundi.

Tabela 2.3: Relativne težine akcija

Akcija	Relativna težina (0-1)
kreiranje objave	0,08
komentarisanje	0,42
čitanje sadržaja	0,55
podela linka	0,08
podela slike	0,02

2.2 Algoritmi za preporuku sadržaja

U simulaciji, sadržaj predstavlja sve ono što agent može da objavi i sve ono što agent može da vidi na svom toku sadržaja. Tu spadaju niti diskusije sa objavama, komentari i reakcije (svidanje i nesvidanje). Objava u sebi može sadržati link ili sliku. Ono što agent vidi kada se aktivira, odnosno sadržaj, je uređeno algoritmom za preporuku sadržaja. Tok sadržaja se sastoji od k objava iz top- k modela čiji je redosled prikazivanja uređen algoritmom za preporuku sadržaja. U našoj eksperimentalnoj konfiguraciji $k = 10$. Pri jednakom rezultatu prednost ima novija objava. Tok sadržaja nije personalizovan. Agenti ne vide svoje objave i sadržaj stariji od 36h se ne prikazuje i ne ulazi u sadržaj koji se rangira algoritmom. Vidljivi vremenski prozor od 36h je izabran kao reprezentacija kratkog životnog veka sadržaja na društvenim mrežama. Kada agenti pristupe diskusiji, vidljivi kontekst odgovora je ograničen na najviše 15 prethodnih komentara ili 4200 karaktera.

Implementirali smo dva algoritma za preporuku sadržaja.

1. **ReverseChrono:** Obrnuto hronološki redosled

eng. Reverse-Chronological

Ovaj algoritam rangira objave iz vidljivog prozora prema vremenu nastanka, pri čemu se najnovija objava nalazi na prvom mestu.

2. **HotSimple:** Algoritam zasnovan na popularnosti

Ovaj algoritam rangira objave iz vidljivog prozora prema ukupnom angažovanju koje su privukle do trenutka preporuke. Za svaku objavu nivo angažovanja (popularnosti), dobija se sabiranjem ukupnog broja reakcija i broja komentara. Objave sa većim zbirom prikazuju se pre objava sa manjim, čime algoritam daje prednost sadržaju koji je izazvao više interakcija.

2.3 Kompleksne mreže

Mrežu čine dva gradivna elementa, skup čvorova, veličine N , i skup veza, veličine L , između njih. Vezu između čvorova označavamo uređenim parom (i, j) . Svaku mrežu karakteriše ukupan broj čvorova N i ukupan broj veza L koje je čine. N često uzimamo kao veličinu mreže. Čvorovi kod nas predstavljaju agente. Veze između agenata nastaju sledećim akcijama: komentarisanjem i reagovanjem. Između dva čvorova odnosno dva agenta postoji veza ukoliko je jedan agent komentarisao ili reagovao na sadržaj koji je kreirao drugi agent. Veze mogu, ali ne moraju biti recipročne. Mi radimo sa usmerenim mrežama. To znači da ukoliko imamo agenta i i agenta j , $i \rightarrow j$ nije isto što i $j \rightarrow i$, gde strelica predstavlja vezu i njeno usmerenje. Nisu dozvoljene veze čvora sa samim sobom, odnosno (i, i) . Veze pored smeru, mogu da nose dodatnu informaciju kroz težinu veze. Tada veze možemo predstaviti kao uređenu trojku (i, j, w) , gde i predstavlja čvor od kog se polazi, j čvor ka kom je usmerena veza i w predstavlja težinu veze. Težina veze u našem slučaju predstavlja koliko puta je agent i komentarisao ili reagovao na sadržaj agenta j . Vrednosti težine su celi brojevi.

Maksimalan broj veza u neusmerenoj mreži je

$$L_{max} = \binom{N}{2} = \frac{N(N-1)}{2}.$$

Svaki čvor može da se poveže sa $N - 1$ drugih čvorova, a ima ih ukupno N . Delimo sa dva kako ne bismo brojali svaki par dva puta.

Maksimalan broj veza u usmerenoj mreži je

$$L_{max} = N(N-1).$$

Ovde ne delimo sa dva, zato što želimo da brojimo svaki par dva puta.

Gustina mreže koja se sastoji od N čvorova i L veza:

$$d = \frac{L}{L_{max}}.$$

Za **usmerenu** mrežu, kao što je ona sa kojom radimo je:

$$d = \frac{L}{L_{max}} = \frac{L}{N(N-1)}.$$

Za mrežu kažemo da je oskudno (eng. sparse) povezana ukoliko broj veza raste proporcionalno sa brojem čvorova $L \sim N$ i gustina je tada $d \ll 1$.

Stepen k_i **čvora** i (eng. degree) predstavlja broj veza koje taj čvor ostvaruje. Izolovani čvor ima $k = 0$, odnosno ne ostvaruje ni jednu vezu.

Prosečni stepen čvora u mreži je definisan na sledeći način:

$$\langle k \rangle = \frac{\sum_i k_i}{N}.$$

Kod usmerenih mreža, kao što je naš slučaj, razlikujemo **ulazni stepen** k_i^{in} (eng. in-degree) čvora i i **izlazni stepen** k_i^{out} (eng. out-degree) čvora i . Ulazni stepen predstavlja broj veza koje su usmerene ka tom čvoru, dok izlazni stepen predstavlja veze koje od tog čvora polaze ka nekom čvoru.

Prosečni stepen čvora u usmerenoj mreži je definisan kao:

$$\langle k^{\text{in}} \rangle = \frac{\sum_i k_i^{\text{in}}}{N},$$

za prosečni ulazni stepen čvora i i

$$\langle k^{\text{out}} \rangle = \frac{\sum_i k_i^{\text{out}}}{N},$$

za prosečni izlazni stepen čvora.

Pošto svaka veza doprinosi stepenu jednog čvora, brojilac možemo napisati kao L u oba slučaja.

$$\langle k^{\text{in}} \rangle = \frac{L}{N} \quad i \quad \langle k^{\text{out}} \rangle = \frac{L}{N} \quad \implies \quad \langle k^{\text{in}} \rangle = \langle k^{\text{out}} \rangle.$$

Prosečni ulazni $\langle k_i^{\text{in}} \rangle$ i prosečni izlazni stepen $\langle k_i^{\text{out}} \rangle$ su jednaki.

Kada informaciju o stepenu čvora proširimo težinom, dobijamo otežinjani stepen čvora odnosno snagu čvora. Snaga čvora i je s_i u neusmerenoj mreži je:

$$s_i = \sum_j w_{ij},$$

gde je w_{ij} težina veze između čvorova i i j .

Uzimamo da je težina $w_{ij} = 0$ ukoliko ne postoji veza između čvorova i i j .

Analogno za usmerene mreže definišemo **ulaznu snagu** s_i^{in} čvora i i **izlaznu snagu** s_i^{out} čvora

i na sledeći način:

$$s_i^{\text{in}} = \sum_j w_{ji}$$

$$s_i^{\text{out}} = \sum_j w_{ij},$$

gde w_{ij} predstavlja težinu usmerene veze od i ka j .

Prosečnu ulaznu i prosečnu izlaznu snagu računamo na sledeći način:

$$\langle s^{\text{in}} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^{\text{in}} \quad i \quad \langle s^{\text{out}} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^{\text{out}}.$$

pod pretpostavkom da svaka usmerena veza ima jednu težinu.

Povezanost mreže Mreža je povezana ukoliko možemo da stignemo od jednog do bilo kog drugog čvora u mreži prateći veze od polaznog čvora preko čvorova između do ciljanog čvora. Ako mreža nije povezana onda za nju kažemo da je nepovezana. Nepovezana mreža se sastoji od makar dve povezane komponente. Možemo da identifikujemo najveću povezanu komponentu. Ona se često koristi za vizuelizaciju mreže. Kod usmerenih mreža imamo jaku povezanost, slučaj kada pratimo smer veze, i slabu povezanost koja predstavlja povezanost kada zanemarimo smer veze odnosno veze tretiramo kao neusmerene.

Raspodela stepeni čvorova Raspodela stepeni čvorova za većinu realnih mreža ima dugačak desni rep vredosti koje su znatno veće od srednje vrednosti. Kada raspodelu stepeni takve mreže predstavimo histogramom nemamo jasnu predstavu stanja. Uzrok loše reprezentacije je postojanje malog broja opservacija sa visokom vrednošću, što uslovljava rep distribucije sa izraženim šumom. Takav je slučaj i sa našom mrežom. Pregledniji način predstavljanja raspodele sa izraženim desnim repom jeste komplementarna kumulativna funkcija raspodele (eng. complementary cumulative distribution function, CCDF):

$$\overline{F}(k) = P(X \geq k) = \sum_{i=k}^{\infty} P(X = i),$$

gde $\overline{F}(k)$ predstavlja verovatnoću da stepen slučajno izabranog čvora bude veći ili jednak k . Na ovaj način su sačuvani i predstavljeni svi originalni podaci. CCDF je prikazan na log-log skali, čime se olakšava pregled heterogene raspodele i smanjuje šum u njenom desnom repu. Čvorovi stepena nula ne mogu se prikazati na logaritamskoj osi, pa se njihov udeo navodi odvojeno.

Lorencove krive i Ćini koeficijent Lorencova kriva je grafički prikaz nejednakosti u raspodeli posmatrane veličine unutar određene populacije. Što je Lorencova kriva dalje od linije jednakosti

to je viši nivo nejednakosti. Linija jednakosti je predstavljena linijom pod uglom od 45 stepeni sa pozitivnim nagibom. Tačke na liniji jednakosti predstavljaju jednaku raspodelu posmatrane veličine. Ćini koeficijent je jednak dvostrukoј površini između linije jednakosti i Lorencove krive. Ćini koeficijent je način da kvantifikujemo nejednakost. Uz pomoć Ćini koeficijenta nivo nejednakosti može da se izrazi u procentima i na taj način dobijamo numeričku vrednost koja je uporediva kroz sve eksperimentalne postavke.

K-profil jezgra Stepem svakog čvora k može da se iskoristi da se mreža podeli na ljuske (eng. shells).

K-jezgro (eng. k -core) je maksimalni podgraf u kojem svaki čvor ima stepen najmanje k . Dobija se rekursivnim uklanjanjem svih čvorova čiji je trenutni stepen manji od k , dok k -ljusku (eng. k -shell) čine čvorovi koji pripadaju k -jezgru, ali ne pripadaju $(k+1)$ -jezgru. K-profil jezgra opisuje promenu veličine k -jezgra sa porastom vrednosti k , pružajući uvid u kompaktnost, koncentraciju povezanosti, dubinu strukture jezgra i hijerarhijsku strukturu mreže.

Za obradu i analizu mreža korišćen je programski jezik Python, verzija 3.13.1 (Python Software Foundation, 2024), uz biblioteku NetworkX za formiranje i analizu mrežnih struktura (Hagberg, Schult, & Swart, 2008). Za izradu grafičkih prikaza rezultata korišćena biblioteka Matplotlib. Simulacija i analiza podataka izvršene su na čvoru sa 24 fizička procesorska jezgra, 128GB RAM-a i NVIDIA A30 grafičkim procesorom sa 24GB memorije.

Eksperimentalni dizajn Cilj je da ispitamo uticaj algoritama za preporuku sadržaja na strukturu kompjuterski generisanih mreža. Zato smo eksperiment dizajnirali tako da imamo dva režima aktivnosti i dva algoritma preporuke. Dva režima aktivnosti su proizvod uzorkovanja budžeta akcija agenata iz dve raspodele, uniformne i Cipfove. Dva algoritma preporuke su obrnuto hronološki redosled (ReverseChrono) i algoritam zasnovan na popularnosti (HotSimple). To nam daje ukupno četiri eksperimenta i eksperimentalni dizajn 2×2 :

- ReverseChrono/Uniform
- ReverseChrono/Zipf
- HotSimple/Uniform
- HotSimple/Zipf.

U daljem tekstu će se eksperimenti ovako referencirati. Ovakva postavka omogućava nam deskriptivno poređenje četiri kombinacije uslova i obrazaca koji se među njima pojavljuju u strukturi tehno-socijalnih mreža. Ovakva postavka eksperimenta usmerila je i tok analize, koja

je pratila prelaz od aktivnosti korisnika ka formiranju i raspodeli pažnje u mreži. Najpre su analizirani obim i raspodela aktivnosti korisnika, zatim razlike u njihovoj sposobnosti da privuku pažnju, a potom i obrasci raspodele pažnje i njihov uticaj na strukturu mreže.

Poglavlje 3

Rezultati

Eksperimentalni dizajn obuhvata četiri mreže dobijene kombinovanjem dva algoritma za preporuku sadržaja i dve raspodele aktivnosti korisnika. Kompjuterski generisana tehno-socijalna mreža formirana je korišćenjem softvera YSocial, koji je prethodno opisan. U nastavku termin agent zamenjujemo terminom korisnik, kako bi terminologija bila usklađena sa kontekstom realnih društvenih mreža.

Analizu rezultata započinjemo istraživanjem aktivnost korisnika, koja je generisana simulacijom. Najpre dajemo njen numerički opis, ukupan volumen i raspodele relevantnih parametara koji je karakterišu. Korisnici predstavljaju osnovne gradivne elemente mreže, dok njihove aktivnosti stvaraju interakcije i veze među korisnicima. Na taj način formira se mreža u kojoj čvorovi predstavljaju korisnike, a veze nastaju kao posledica njihovih aktivnosti. Nakon analize osnovnih elemenata od kojih je mreža izgrađena, pristupa se analizi tako formirane mreže kao celine.

Centralni deo analize usmeren je na analizu strukture formirane mreže usled primene algoritma za preporuku sadržaja i raspodele aktivnosti korisnika. Posmatrali smo dva algoritma za preporuku sadržaja: obrnuto hronološki algoritam (ReverseChrono) i algoritam zasnovan na popularnosti (HotSimple). Aktivnost korisnika modelovana je pomoću dve raspodele: uniformne raspodele na intervalu $[1, 12]$ i odsečene Cipfove raspodele na intervalu $[1, 36]$. Kombinovanjem dva faktora, od kojih svaki ima po dva nivoa, dobili smo četiri eksperimentalne konfiguracije, odnosno četiri mreže. Njihov uticaj na strukturu mreže ispitali smo prvenstveno kroz analizu raspodele pažnje: identifikaciju korisnika koji privlače najveću pažnju, način na koji je pažnja raspodeljena među korisnicima, kao i kakva kompaktnost i koncentracija povezanosti karakterišu formirane mreže.

Svi rezultati biće predstavljeni za sva 4 eksperimenta gde će redosled biti sledeći:

1. ReverseChrono/Uniform

obrnuto hronološki algoritam i uniformna raspodela aktivnosti na intervalu $[1, 12]$
ovaj eksperiment biće predstavljen tamno narandžastom bojom i punom linijom

2. ReverseChrono/Zipf

obrnuto hronološki algoritam i odsečena Cipfova raspodela na intervalu $[1, 36]$
ovaj eksperiment biće predstavljen svetlo narandžastom bojom i isprekidanom linijom

3. HotSimple/Uniform

algoritam znasnovan na popularnosti i uniformna raspodela aktivnosti na intervalu $[1, 12]$
ovaj eksperiment biće predstavljen tamno ljubičastom bojom i punom linijom

4. HotSimple/Zipf

algoritam znasnovan na popularnosti i odsečena Cipfova raspodela na intervalu $[1, 36]$
ovaj eksperiment biće predstavljen svetlo ljubičastom bojom i isprekidanom linijom.

Aktivnosti korisnika predstavljaju osnovni mehanizam nastanka interakcija, a samim tim i veza između čvorova u mreži. Zbog toga razlike u raspodeli aktivnosti mogu imati značajan uticaj na kasniju strukturu i koncentraciju povezanosti unutar mreže.

Tabela 3.1 daje pregled osnovnih karakteristika aktivnosti korisnika. Prikazane metrike omogućavaju sagledavanje obima aktivnosti i njene raspodele. U nastavku analize posebna pažnja je usmerena na metrike koje najjasnije ukazuju na razlike između posmatranih raspodela aktivnosti.

Rezultati prikazani u tabeli 3.1 daju pregled aktivnosti korisnika. Kada je reč o broju aktivnih korisnika, najveći uticaj ima raspodela aktivnosti. Cipfova raspodela blago smanjuje broj korisnika koji tokom simulacije izvrše najmanje jednu akciju. Poređenjem ukupnog broja komentara i ukupnog broja reakcija se može uočiti da uniformna raspodela aktivnosti rezultira nešto većim ukupnim obimom aktivnosti korisnika.

Razlike su uočljive i u odnosu broja komentara i reakcija u zavisnosti od primenjenog algoritma za preporuku sadržaja. Kod HotSimple uslova je zabeležen veći broj reakcija nego komentara, dok je sa ReverseChrono uslovom odnos obrnut, odnosno broj komentara je veći od broja reakcija. Posebno su značajni rezultati koji se odnose na procenat objava bez komentara i procenat objava bez reakcija. Visoki procenti u obe kategorije, posebno kod HotSimple uslova, ukazuju na to da značajan deo objavljenog sadržaja ne uspeva da privuče angažovanja korisnika. Takav obrazac može ukazivati na koncentraciju angažovanja na manji deo objava.

Slika 3.1 se sastoji od tri panela (a-c) koji prikazuju različite aspekte ukupne aktivnosti korisnika. Gornja dva panela (a) i (b) prikazuju ukupan broj svih akcija korisnika, uključujući objave,

Tabela 3.1: Pregled metrika aktivnosti korisnika

Eksperiment	Broj aktivnih korisnika	Ukupan broj objava korisnika	Ukupan broj komentara korisnika
ReverseChrono/Uniform	296	3447	8485
ReverseChrono/Zipf	293	3414	6945
HotSimple/Uniform	296	3581	6571
HotSimple/Zipf	290	3376	5689

Eksperiment	Prosečan broj komentara po objavi	% objava bez komentara	Maks. broj komentara po objavi
ReverseChrono/Uniform	2,46	53,35	88
ReverseChrono/Zipf	2,03	54,42	44
HotSimple/Uniform	1,83	88,72	63
HotSimple/Zipf	1,69	87,11	48

Eksperiment	Ukupan broj reakcija korisnika	Prosečan broj reakcija po objavi	% objava bez reakcija
ReverseChrono/Uniform	6493	1,88	52,05
ReverseChrono/Zipf	6262	1,83	52,34
HotSimple/Uniform	7888	2,20	89,67
HotSimple/Zipf	7333	2,17	87,41

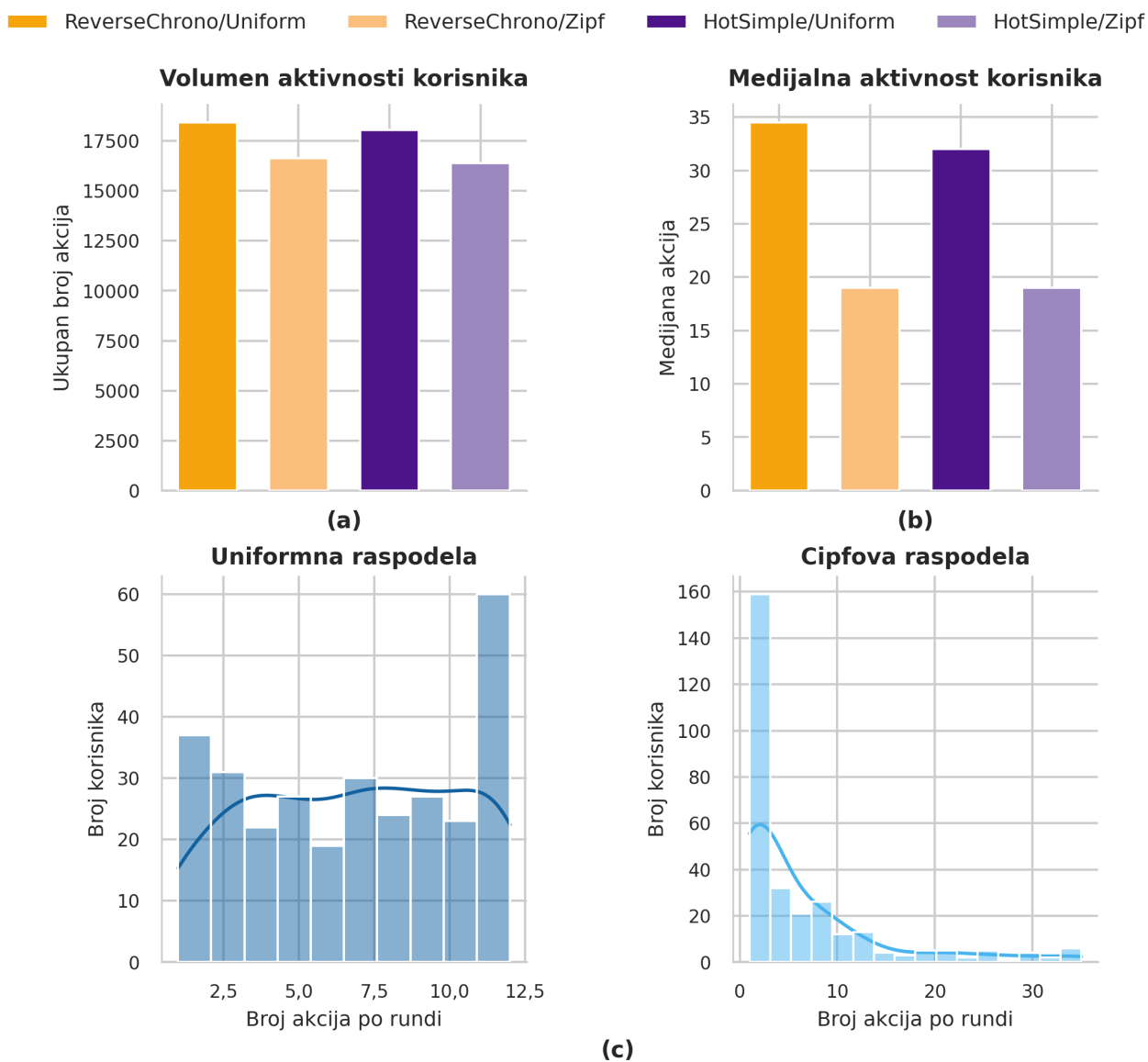
Eksperiment	Maks. broj reakcija po objavi
ReverseChrono/Uniform	18
ReverseChrono/Zipf	9
HotSimple/Uniform	59
HotSimple/Zipf	47

reakcije i komentare, kao i medijalnu aktivnost korisnika. Ukupan broj interakcija predstavlja zbir svih aktivnosti ostvarenih tokom simulacije, dok medijalna aktivnost predstavlja medijanu ukupnog broja interakcija korisnika i daje nam uvid u aktivnost tipičnog korisnika. Zajedničko posmatranje ove dve mere omogućilo nam je razlikovanje promena u ukupnom obimu aktivnosti od promena u aktivnosti tipičnog korisnika. Na taj način moguće je sagledati da li promene u ukupnom obimu interakcija prate promene aktivnosti tipičnog korisnika.

Donji panel (c) prikazuje razlike između rezultata dobijenih primenom uniformne i Cipfove raspodele. Na taj način analizirali smo uticaj dva različita profila aktivnosti populacije korisnika na raspodelu aktivnosti. Uniformna raspodela opisuje populaciju sa ravnomernijom raspodelom broja akcija, dok Cipfova raspodela karakteriše heterogeniju populaciju u kojoj manji broj korisnika može ostvarivati znatno veći broj aktivnosti od ostalih.

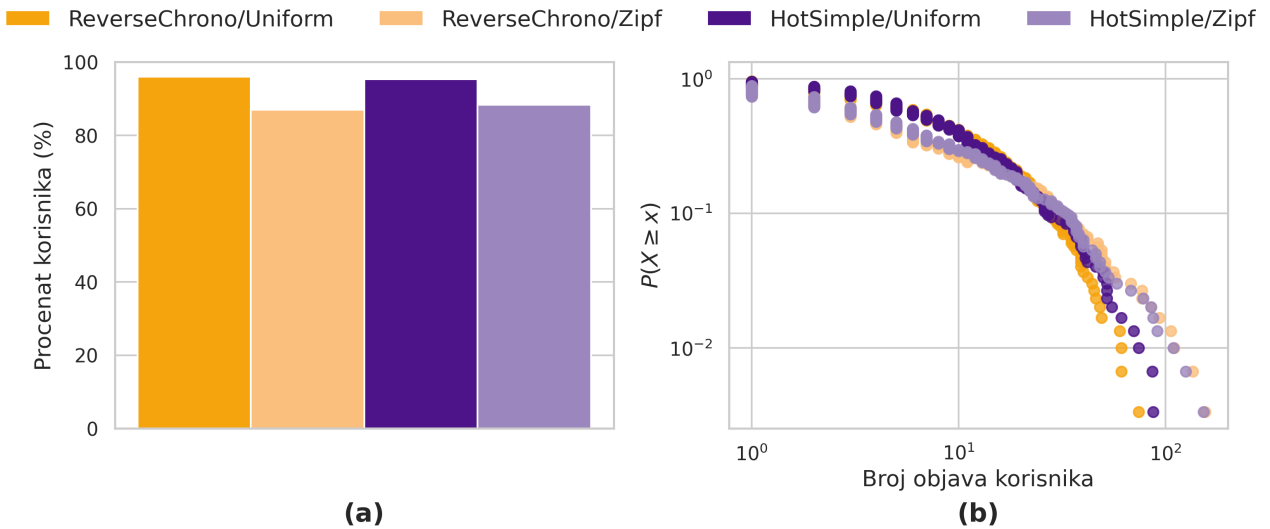
Rezultati prikazani na panelima (a) i (b) slike 3.1 pokazuju da je volumen aktivnosti relativno sličan između ReverseChrono i HotSimple uslova, dok je kod Cipfove raspodele aktivnosti za oba uslova nešto niži u odnosu na uniformnu raspodelu. Značajnije razlike uočavamo u medijalnoj aktivnosti korisnika. Najveća vrednost medijalne aktivnosti zabeležena je za kombinaciju uslova ReverseChrono i uniformne raspodele, dok je kod HotSimple uslova, uz istu raspodelu aktivnosti, medijana niža. Primena Cipfove raspodele dovodi do izrazitog smanjenja medijane kod oba algoritma. Ovo nam sugeriše da se veći deo ukupne aktivnosti koncentriše kod manjeg broja aktivnijih korisnika.

Analizom rezultata prikazanih na panelu (c) slike 3.1 uočavamo obrasce koji su u skladu sa očekivanim karakteristikama primenjenih raspodela aktivnosti. Kod populacije sa uniformnom raspodelom aktivnosti, aktivnost je relativno ravnomerno raspoređena među korisnicima. Nasuprot tome, kod populacije sa Cipfovom raspodelom najveći broj korisnika karakteriše nizak nivo aktivnosti, dok manji broj korisnika ostvaruje znatno veću aktivnost.



Slika 3.1: **Volumen aktivnosti korisnika:** (a) Ukupan broj akcija, (b) Medijana akcija, Narandžasta boja predstavlja obrnuto hronološki algoritam (ReverseChrono), a ljubičasta boja algoritam zasnovan na popularnosti sadržaja (HotSimple). Tamnija nijansa predstavlja uniformnu raspodelu, a svetlija nijansa Cipfovu raspodelu. (c) Raspodele aktivnosti u dve populacije korisnika, tamnija nijansa plave predstavlja uniformnu raspodelu, a svetlija Cipfovu raspodelu.

Sledeći aspekt aktivnosti korisnika koji smo analizirali je aktivnost u pogledu kreiranja objava. Slika 3.2 se sastoji iz dva panela (a) i (b) i prikazuje procenat korisnika koji su objavili najmanje jednu objavu, kao i komplementarnu kumulativnu funkciju raspodele (eng. complementary cumulative distribution function, CCDF; u daljem tekstu CCDF raspodela) broja objava korisnika. Panel (a) daje uvid u udeo korisnika koji su aktivno učestvovali u kreiranju sadržaja kroz kreiranje objava, dok panel (b) omogućava detaljniji uvid u razlike u intenzitetu objavljivanja korisnika.



Slika 3.2: **Analiza aktivnosti korisnika:** (a) Korisnici sa jednom ili više objava, (b) Raspodela objava korisnika

Rezultati prikazani na panelu (a) slike 3.2 su u skladu sa onim što smo do sad uočili i opisali, razliku odnosno manji broj objava korisnika unosi Cipfova raspodela aktivnosti. Na panelu (b) slike 3.2 krive za dva algoritma uglavnom se preklapaju unutar istog režima aktivnosti. Pri većim brojevima objava, Cipfovi režimi dostižu više vrednosti od uniformnih, dok u donjem delu raspona imaju manji udeo korisnika iznad zadatog praga. To ukazuje na izraženije razlike među korisnicima u ostvarenom broju objava. Razlike između algoritama su manje izražene. Pri uniformnoj aktivnosti HotSimple u delu repa pokazuje nešto veće vrednosti broja objava, ali taj obrazac obuhvata mali broj korisnika i treba ga tumačiti kao opis konkretne simulacione realizacije.

Sada kada smo opisali aktivnost korisnika i samim tim nastajanje veza u mreži, prelazimo na analizu osnovnih metrika koje karakterišu svaku mrežu i prikazujemo ih u tabeli 3.2. Usmerenu mrežu opisujemo brojem čvorova, brojem veza među njima, gustinom, prosečnim ulaznim stepenom i prosečnom ulaznom snagom. Prosečni ulazni stepen i prosečni izlazni stepen su međusobno jednaki kod usmerene mreže. Prosečna ulazna snaga i prosečna izlazna snaga su međusobno jednake kod usmerene mreže. Mreže koje opisujemo su usmerene.

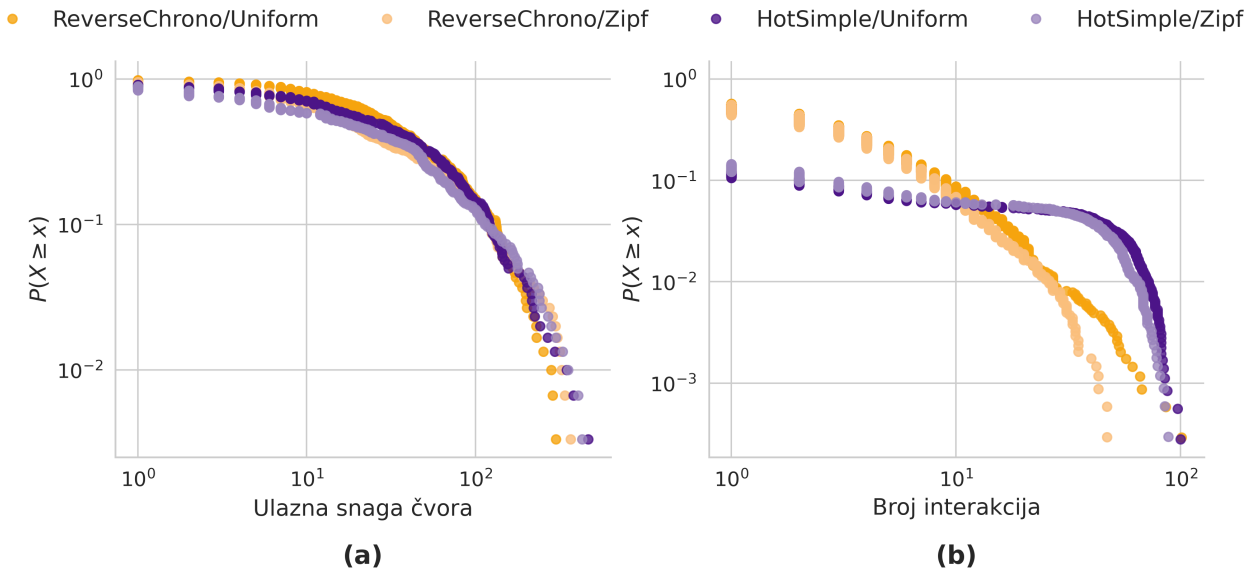
Tabela 3.2: Pregled osnovnih metrika - Kombinovana mreža

Eksperiment	Broj čvorova	Broj veza	Gustina
ReverseChrono/Uniform	300	6770	0,075
ReverseChrono/Zipf	300	5121	0,057
HotSimple/Uniform	300	7744	0,086
HotSimple/Zipf	300	6068	0,067

Eksperiment	Prosečni ulazni stepen čvora	Prosečna ulazna snaga čvora
ReverseChrono/Uniform	23	50
ReverseChrono/Zipf	17	44
HotSimple/Uniform	26	48
HotSimple/Zipf	20	43

Broj čvorova je jednak zato što smo u simulaciji fiksirali broj korisnika na konstantnu vrednost 300. U obe raspodele aktivnosti HotSimple mreže imaju više veza, veći prosečni ulazni stepen i veću gustinu od odgovarajućih ReverseChrono mreža. Prosečna ulazna snaga je, međutim, blago niža u HotSimple mrežama.

Pažnja predstavlja važan faktor u procesu formiranja mreže, imajući u vidu njenu povezanost sa uspostavljanjem veza između korisnika. Zbog toga je naredni deo analize posvećen istraživanju pažnje i njene uloge u nastanku mrežne strukture. Počeli smo analizom korisnika i sadržaja koji je privukao pažnju odnosno interesovanje. Na slici 3.3 prikazane su CCDF raspodela ulazne snage čvorova na panelu (a) i CCDF raspodela interakcija objava na panelu (b). Interakcije obuhvataju komentare i reakcije.



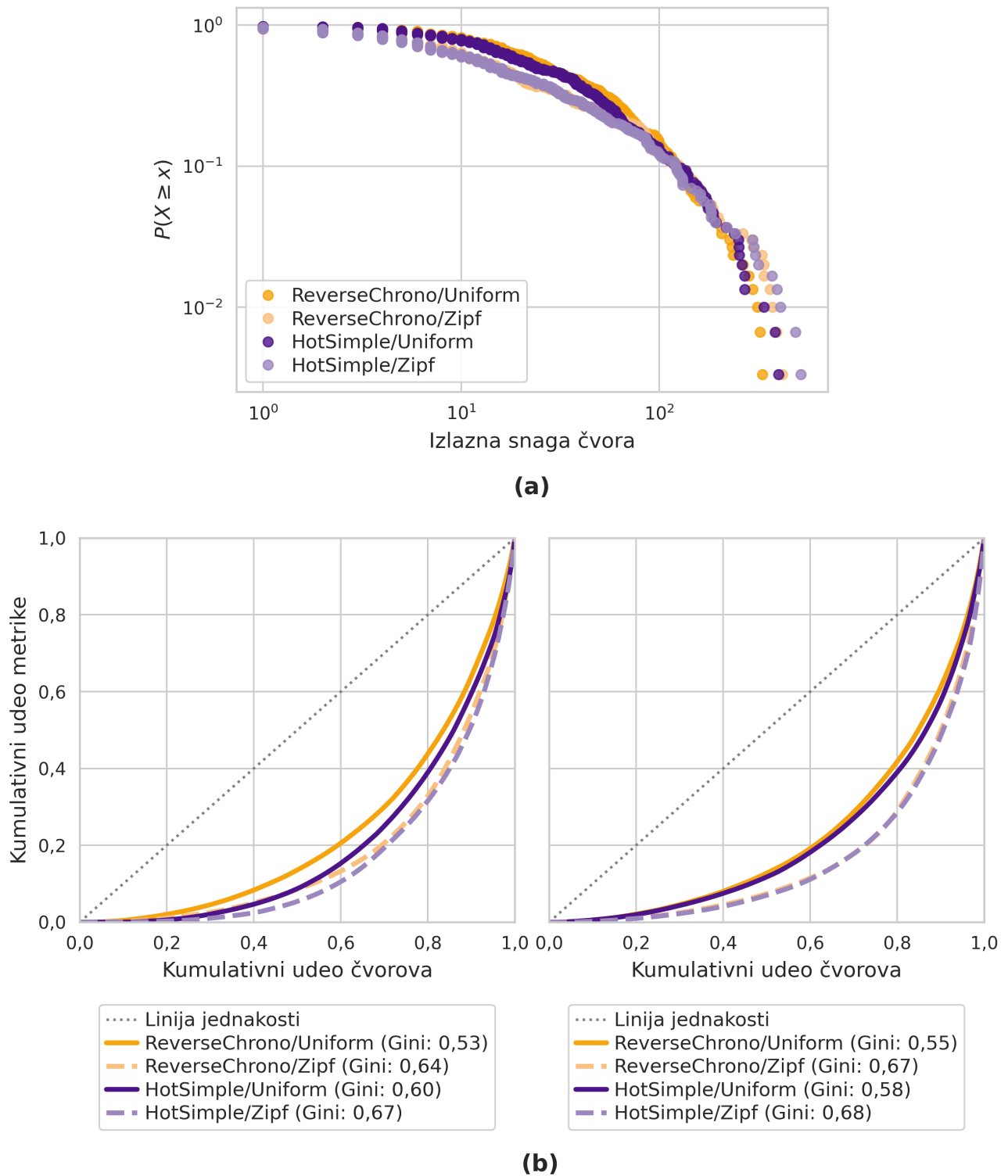
Slika 3.3: **Korisnici i sadržaj koji je privukao interesovanje:** (a) Raspodela ulazne snage čvorova, (b) Raspodela interakcija objava

Analizom CCDF raspodele ulazne snage uočili smo razliku između dva algoritma preporuke. HotSimple uslov daje duže repove, dok su kod uslova ReverseChrono repovi kraći. Duži rep CCDF raspodele ukazuje na prisustvo korisnika sa većim vrednostima ulazne snage. Cipfova raspodela aktivnosti u kombinaciji sa oba uslova zauzima međupoziciju, dok se uniformna raspodela pojavljuje na oba kraja raspona, u zavisnosti od primenjenog algoritma preporuke. Ovakav obrazac sugerise povezanost raspodele pažnje sa načinom preporuke sadržaja, pri čemu kod HotSimple uslova uočavamo izraženiju zastupljenosti korisnika sa visokim vrednostima ulazne snage u odnosu na ReverseChrono.

Analizom CCDF raspodele interakcija objava uočavamo razliku u obliku CCDF raspodele između uslova HotSimple za obe raspodele aktivnosti i uslova ReverseChrono. Kada posmatramo objave sa manjim brojem interakcija, vidimo da pri ReverseChrono uslovu objave imaju veći broj interakcija u odnosu na objave pri uslovu HotSimple. Međutim, sa porastom broja interakcija ovaj odnos se menja, tako da objave pri uslovu HotSimple u oblasti velikog broja interakcija imaju veći broj interakcija nego pri uslovu ReverseChrono. Ovakav obrazac je u skladu sa kumulativnom prednošću i predstavlja indikaciju za Matejev efekat (eng. Matthew effect).

Nakon analize raspodele pažnje među korisnicima i objavama, naredni korak je ispitivanje nejednakosti u njenoj raspodeli. U tu svrhu analizirali smo CCDF raspodelu izlazne snage i Lorencove krive nejednakosti za ulaznu i izlaznu snagu, uz prikaz vrednosti Ćini koeficijenata. Dok ulazna snaga odražava pažnju koju korisnik prima od drugih, izlazna snaga opisuje pažnju koju korisnik usmerava ka drugim korisnicima. Na Slici 3.4 na panelu (a) prikazana je raspodela izlazne snage. Na panelu (b) prikazane su Lorencove krive i Ćini koeficijenti koji nam omogućavaju

poređenje stepena nejednakosti.



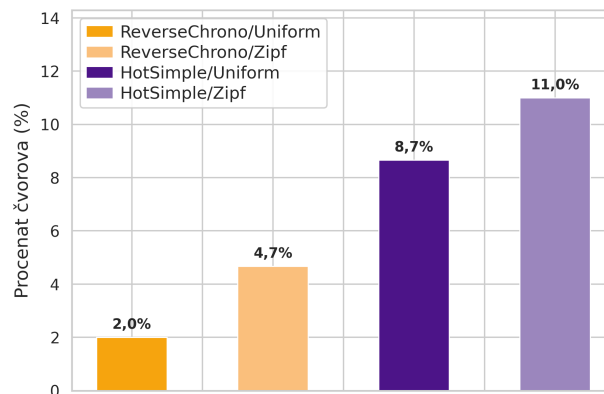
Slika 3.4: **Nejednakost raspoređenosti pažnje:** (a) Raspodela izlazne snage čvorova, (b) Lorencove krive nejednakosti: ulazna (levo) i izlazna (desno) snaga; punom linijom prikazani su krive za uniformnu raspodelu aktivnosti, dok su isprekidanom linijom prikazane krive za Cipfovu raspodelu aktivnosti

Analizom CCDF raspodele izlazne snage uočavamo da HotSimple uslov pri Cipfovoj raspodeli aktivnosti daje najduži rep, dok ReverseChrono uslovi pri uniformnoj raspodeli daje najkraći rep. To nam ukazuje na prisustvo najvećih vrednosti izlazne snage pri uslovu HotSimple i Cipfovoj raspodeli.

Analizom Lorencovih krivih nejednakosti ulazne snage smo uočili niže vrednosti Ćini koeficijenta pri uniformnoj raspodeli aktivnosti. Uočavamo povezanost uniformne raspodele aktivnosti i manjeg stepena nejednakosti raspodele pažnje koju dobijaju korisnici. Pri uslovu ReverseChrono primećujemo niže vrednosti Ćini koeficijenta nego pri HotSimple uslovu. ReverseChrono uslov i uniformna raspodele daju najniži Ćini koeficijent. Ovakav obrazac nam ukazuje da su pri uslovu ReverseChrono razlike u količini pažnje koju korisnici dobijaju manje izražene nego pri uslovu HotSimple. Ovo dalje sugerise da algoritam preporuke sadržaja implicira razlike u pažnji koju korisnici primaju.

Analizom Lorencovih krivih nejednakosti izlazne snage primećuje se jasna razlika između raspodela aktivnosti. Uniformna raspodela aktivnosti daje niže vrednosti Ćini koeficijenta u odnosu na Cipfovu raspodelu. Ovo nam ukazuje da je ravnomernija raspodela pažnje koju korisnici usmeravaju ka drugim korisnicima posledica raspodele aktivnosti. Uslovi ReverseChrono i HotSimple imaju približne vrednosti Ćini koeficijenta. To nam dalje ukazuje da izbor algoritma preporuke u manjoj meri doprinosi nejednakosti usmeravanja pažnje.

Nejednakost u raspodeli pažnje dovodi do toga da određeni korisnici ostanu bez ijedne reakcije upućene ka njima. Da bismo ispitali kakva je zastupljenost korisnika prema kojima nije bila usmerena nijedna interakcija analizirali smo procenat čvorova sa ulaznim stepenom nula. Tu analizu prikazali smo na slici 3.5.

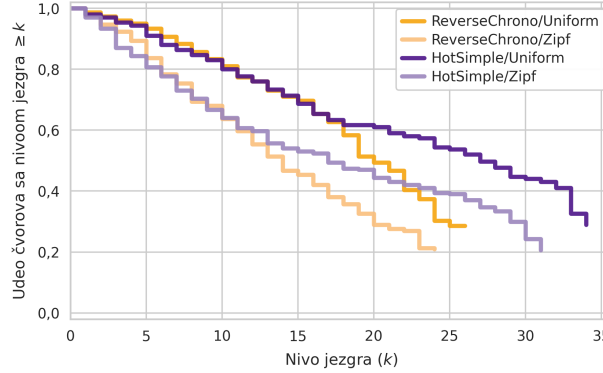


Slika 3.5: **Korisnici prema kojima nije bila usmerena nijedna interakcija:** Procenat čvorova sa ulaznim stepenom nula

Uočavamo razlike između uticaj algoritama za preporuku sadržaja i uticaja raspodela aktivnosti. Uniformna raspodela aktivnosti pri oba uslova daje manji broj korisnika koji su ostali bez ijedne

reakcije usmerene ka njima. Kada je algoritam za preporuku sadržaja u pitanju, pri HotSimple uslovu primećujemo veći procenat korisnika prema kojima nije upućena nijedna interakcija.

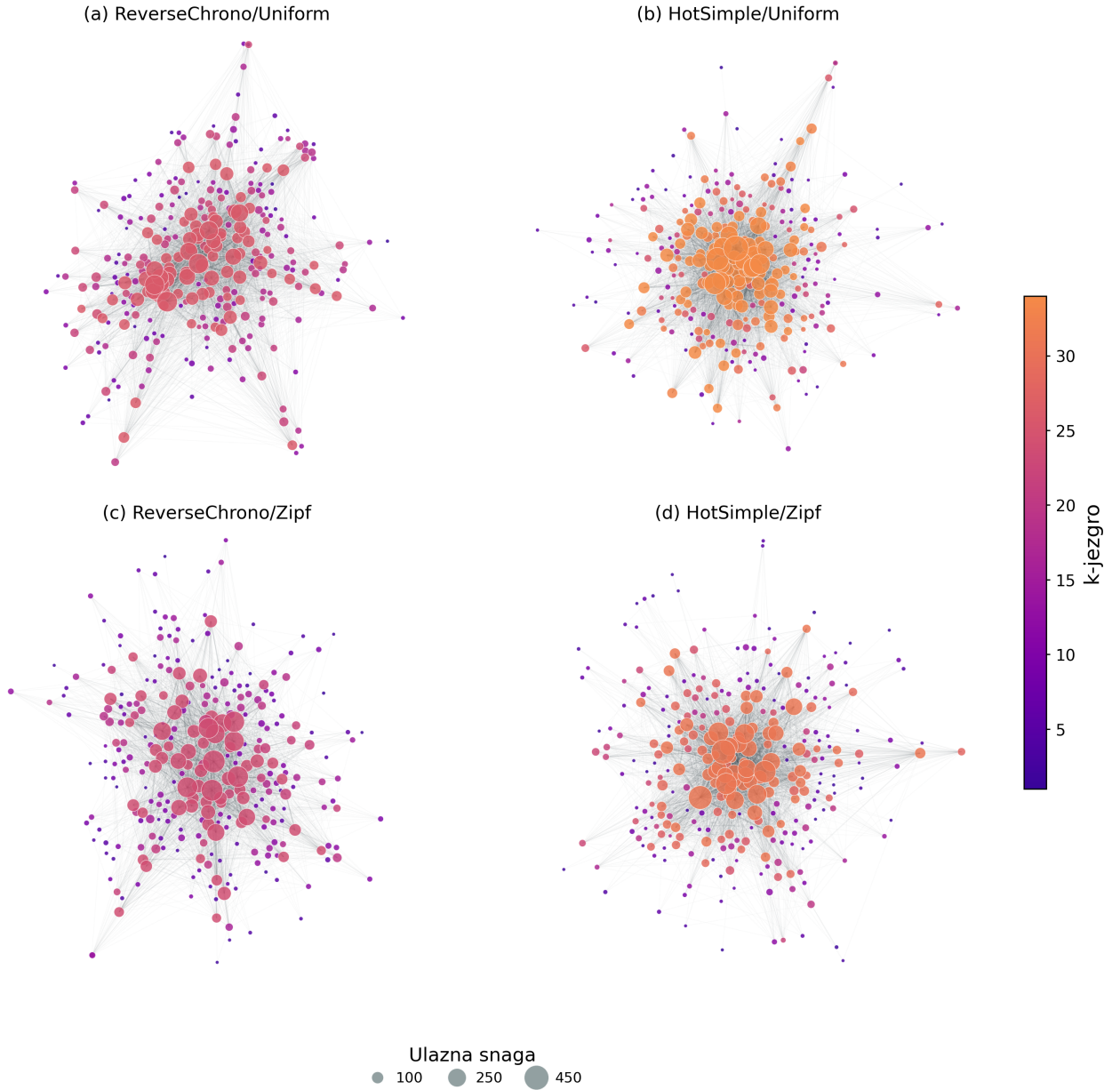
Nakon što smo ispitali različite aspekte pažnje i kako oni utiču na strukturu mreže, naredni korak je analiza kompaktnost i koncentraciju povezanosti mreže. U tu svrhu primenjujemo k -dekompoziciju jezgra, koja nam daje uvid u strukturu mreže kroz identifikaciju njenih gušće povezanih delova. Na slici 3.6 nalazi se profil k -jezgra.



Slika 3.6: Profili k -jezgra

Primećujemo da raspodela aktivnosti utiče na brzinu "sužavanja" jezgra. Pri Cipfovoj raspodeli uočavamo strmiji nagib profila, dok je pri uniformnoj raspodeli nagib blaži. Ova razlika je izraženija u početnom delu profila, približno do njegove polovine, nakon čega uočavamo razliku između algoritama za preporuku sadržaja. Pri uslovu HotSimple, veći udeo čvorova ostaje u jezgru na istim nivoima k , a jezgro opstaje do viših vrednosti k u odnosu na uslov ReverseChrono. To nam ukazuje na postojanje gušće i kompaktnije povezanog jezgra mreže pri uslovu HotSimple.

Kako bi se jasnije sagledali obrasci dobijeni analizom profila k -jezgra na slici 3.7 su prikazane četiri mreže, od kojih svaka odgovara jednoj eksperimentalnoj konfiguraciji. Veličina čvorova je određena vrednošću ulazne snage tog čvora. Veća ulazna snaga prikazana je većim čvorom. Boje čvorova određene su na osnovu vrednosti k -jezgra kojoj pripada svaki čvor. Tamno ljubičasta označava najniže vrednosti k , dok svetlo narandžasta predstavlja maksimalne vrednosti k .



Slika 3.7: Vizuelizacija četiri eksperimentalne mreže

Pri HotSimple uslovu sada vidimo vizuelni prikaz gušćeg i kompaktnijeg jezgra. Takođe vidimo da pri uslovu HotSimple maksimalne vrednosti k jesu više. To je na slici prikazano tako što je jezgro mreže pri HotSimple uslovu narandžaste boje, dok je pri uslovu ReverseChrono roze boje koja označava niže k vrednosti.

U Tabeli 3.3 prikazali smo pregled mrežnih indikatora koji su se izdvojili kao najrelevantniji i pružili uvid u strukturu mreže.

Tabela 3.3: Mrežni indikatori/pokazatelji

Eksperiment	Đini koeficijent ulazne snage	Udeo ukupne ulazne snage koji pripada 10% korisnika sa najvećom ulaznom snagom
ReverseChrono/Uniform	0,53	0,36
ReverseChrono/Zipf	0,64	0,46
HotSimple/Uniform	0,60	0,40
HotSimple/Zipf	0,67	0,49

Eksperiment	Nulti ulazni stepen (%)	Maks. nivo jezgra (k)
ReverseChrono/Uniform	2,0	26
ReverseChrono/Zipf	4,7	24
HotSimple/Uniform	8,7	34
HotSimple/Zipf	11,0	31

HotSimple mreže su se u oba režima aktivnosti pokazale kao gušće uz viši maksimalni nivo k -jezgra, uz veći Đini koeficijent, veći udeo pažnje kod 10% korisnika sa najvećom ulaznom snagom i veći procenat čvorova bez ulaznih veza. Cipfova raspodela je u oba algoritamska uslova povezana sa manjom gustinom i izraženijom nejednakošću pažnje. Udeo koji 10% korisnika sa najvećom ulaznom snagom ima u ukupnoj ulaznoj snazi je mera koja nam daje interesantan uvid u to kako je pažnja koju korisnici dobijaju raspoređena. Pri uslovu HotSimple i Cipfovoj raspodeli aktivnosti taj udeo je najveći i iznosi čak 49% ukupne ulazne snage. Pri uslovu ReverseChrono i uniformnoj raspodeli udeo 10% korisnika sa najvećom ulaznom snagom u ukupnoj snazi je najniži i iznosi 36%. Uniformna raspodela daje niži udeo u odnosu na Cipfovu raspodelu. Uslov ReverseChrono daje niži udeo nego uslov HotSimple.

Diskusija i zaključak

U ovom radu je ispitivan uticaj algoritma za preporuku sadržaja i raspodele aktivnosti korisnika na strukturu simulirane tehno-socijalne mreže. Posmatrane su četiri eksperimentalne konfiguracije, dobijene kombinovanjem obrnutog hronološkog algoritma preporuke (ReverseChrono uslov) i algoritma zasnovanog na popularnosti (HotSimple uslov) sa uniformnom i odsečenom Cipfovom raspodelom aktivnosti. Dobijeni rezultati pokazuju da i raspodela aktivnosti korisnika i način preporuke sadržaja značajno utiču na formiranje strukture mreže, ali se njihov uticaj ispoljava kroz različite aspekte.

U analiziranim simulacijama rangiranje prema popularnosti je bilo povezano sa većim brojem veza među agentima, ali i sa neravnomernijom raspodelom primljenih interakcija. U obe raspodele aktivnosti, HotSimple uslov je u odnosu na ReverseChrono davao gušću mrežu i veći procenat agenata koji nisu primili nijedan komentar ili reakciju. Veća povezanost ukupne mreže zato nije podrazumevala ravnomernije uključivanje agenata u razmenu. Najizraženija koncentracija zabeležena je pri kombinaciji HotSimple algoritma i Cipfove raspodele aktivnosti, gde je 10% agenata primilo 49% svih interakcija.

Zadate raspodele su određivale broj prilika agenata da preduzmu akciju, dok je ostvarena aktivnost zavisila od njihovih pojedinačnih odluka. Pri svakom izboru agent je dobijao slučajno generisani meni koji je uključivao i opciju NONE, čijim izborom nije ostvarivao aktivnost na platformi. U analiziranim realizacijama, uprkos toj mogućnosti, Cipfov režim je bio povezan sa nižom medijalnom aktivnošću i izraženijom koncentracijom aktivnosti među agentima. Izrazito manje vrednosti medijane kod Cipfove raspodele ukazuje da se veći deo ukupne aktivnosti koncentriše kod manjeg broja aktivnijih korisnika.

Raspodele aktivnosti utiču na raspodelu pažnje unutar mreže, tj. pažnje koju korisnici primaju i pažnje koju usmeravaju ka drugima. Kod Cipfove raspodele uočili smo veći udeo ukupne ulazne snage koji pripada korisnicima sa najvećim vrednostima ulazne snage i veći procenat korisnika prema kojima nije bila usmerena nijedna interakcija. To ukazuje da manji broj korisnika ima verovatnoću da dobije pažnju. Nasuprot tome, uniformnu raspodelu aktivnosti povezujemo sa

ravnomernijom raspodelom primljene pažnje, što potvrđuju niže vrednosti Ćini koeficijenta. Isti trend uoćava se i kada se posmatra pažnja koju korisnici usmeravaju ka drugima, tj. CCDF raspodela izlazne snage.

Raspodele aktivnosti utiću i na strukturalne karakteristike mreže. Profili k -jezgra pri Cipfovoj raspodeli imaju strmiji nagib u početnom delu profila, dok je kod uniformne raspodele nagib blaži. Ovakav rezultat ukazuje na razliku u načinu na koji su veze organizovane unutar mreže i podržava zaključak da je Cipfova raspodela povezana sa strukturom mreže koja je manje gustine i kompaktnosti. Posmatrano zajedno, rezultati ukazuju da Cipfova raspodela aktivnosti dovodi do izraženije heterogenosti u aktivnosti korisnika, koja se dalje prenosi na nejednakost raspodele pažnje i strukturu mreže.

Pored raspodele aktivnosti, znaćajan uticaj na strukturu mreže ima i način na koji se korisnicima prikazuje sadržaj. Uoćeno je da mreže formirane pri uslovu HotSimple imaju veći broj veza, veći prosećni ulazni stepen, veću gustinu i više vrednosti k jezgra u odnosu na odgovarajuće mreže formirane pri uslovu ReverseChrono. Ovakav rezultat ukazuje da algoritam zasnovan na popularnosti daje veći broj interakcija i formira gušće kompaktnije mreže. Volumen aktivnosti je relativno jednak meću algoritmima, ali se tip angažovanja korisnika razlikuje. Pri HotSimple uslovu zabeležen je veći broj reakcija u odnosu na komentare, dok je kod ReverseChrono uslova odnos obrnut. Visok procenat objava koje ne dobijaju reakciju ili komentar pri HotSimple uslovu može ukazivati na koncentraciju angažovanja na manji deo objava.

Razlike izmeću algoritama posebno su vidljive u raspodeli ulazne snage. HotSimple uslov karakterišu duži repovi CCDF raspodele, što ukazuje na veću zastupljenost korisnika sa visokim vrednostima ulazne snage. Istovremeno, analiza Lorencovih krivih pokazuje veće vrednosti Ćini koeficijenta pri HotSimple uslovu. Takode, procenat ćvorova sa ulaznim stepenom nula je veći pri uslovu HotSimple. Ovi rezultati zajedno ukazuju da algoritam zasnovan na popularnosti ne dovodi samo do gušće mreže, već i do razlika u raspodeli primljene pažnje. Nasuprot tome, ReverseChrono uslov karakterišu kraći repovi raspodele ulazne snage i niže vrednosti Ćini koeficijenta. Posebno se izdvaja kombinacija ReverseChrono algoritma i uniformne raspodele aktivnosti, kod koje su razlike u primljenoj pažnji najmanje izražene. To ukazuje na ravnomerniju raspodelu pažnje meću korisnicima.

Pri obe raspodele aktivnosti, razlike izmeću algoritama su bile manje izražene u nejednakosti izlazne nego ulazne snage. U analiziranim simulacijama promena pravila rangiranja je bila, dakle, povezana sa većim razlikama u nejednakosti primljenih nego upućenih komentara i reakcija. Na osnovu toga se može zaključiti da algoritam preporuke prvenstveno oblikuje vidljivost i privlačnost odrećenog sadržaja, a time i raspodelu pažnje koja se usmerava ka korisnicima koji taj sadržaj objavljuju.

Poređenje četiri konfiguracije pokazuje da je HotSimple pri obe raspodele aktivnosti povezan sa većom nejednakošću primljenih interakcija, ali da je razlika između algoritama izraženija pri uniformnoj raspodeli. U tom režimu Đini koeficijent ulazne snage iznosi 0,53 uz ReverseChrono i 0,60 uz HotSimple, dok pri Cipfovoj raspodeli iznosi 0,64 i 0,67. Cipfov režim je, dakle, u obe algoritamske konfiguracije povezan sa visokom koncentracijom primljenih interakcija, dok se pri uniformnom režimu jasnije ispoljava razlika povezana sa pravilom rangiranja. Ovaj obrazac u analiziranim realizacijama pokazuje zašto posledice rangiranja treba razmatrati u odnosu na raspodelu aktivnosti korisnika.

Tokom analize smo primetili da postoje situacije u kojima pored zajedničkog uticaja faktora, vidimo jasne razlike i dominacije u uticaju jednog faktora. Kada posmatramo Lorencovu krivu nejednakosti izlazne snage, uočavamo da postoji jasna razlika između vrednosti Đini koeficijenata koja je prouzrokovana najvećim delom raspodelom aktivnosti. Naredni primer je kada posmatramo CCDF raspodelu interakcija. Razlika u obliku raspodele prouzrokovana je samo različitim algoritmom preporuke. U celini, rezultati ukazuju na postojanje dve povezane, ali različite komponente koje oblikuju mrežu.

Pri tumačenju dobijenih rezultata potrebno je uzeti u obzir nekoliko ograničenja istraživanja. U radu su razmatrane dve raspodele aktivnosti i dva algoritma za preporuku sadržaja, zbog čega se dobijeni rezultati prvenstveno odnose na posmatrane eksperimentalne konfiguracije i ne mogu se bez dodatne provere generalizovati. Za svaku eksperimentalnu konfiguraciju sprovedena je jedna simulacija. Zbog toga nije moguće proceniti u kojoj meri su uočeni obrasci stabilni pri ponavljanju simulacija. Ponavljanje simulacija za svaku konfiguraciju bi omogućilo procenu stabilnosti dobijenih rezultata i jasnije razdvajanje uticaja eksperimentalnih faktora od varijacija izazvanih samim procesom simulacije. Rezultati zavise i od izabranog jezičkog modela, opisa agenata i načina korišćenja memorije, pa njihovu primenljivost na ljudske korisnike treba empirijski proveriti.

Dobijeni rezultati otvaraju nekoliko pravaca za buduća istraživanja. Bilo bi značajno uključiti vremensku dimenziju kako bi se ispratilo formiranje i razvoj mrežne strukture i koncentracije pažnje. Posebno bi trebalo ispitati da li postoji preferencijalno povezivanje, odnosno da li korisnici sa većim brojem prethodno primljenih interakcija češće privlače nove sagovornike, uz uvažavanje njihove aktivnosti i pravila rangiranja (Jeong, Néda, & Barabási, 2003). Metode obrade prirodnog jezika omogućile bi povezivanje ovih obrazaca sa temama, emocionalnim tonom i izražavanjem slaganja ili neslaganja u razmenama. Time bi se moglo ispitati kakvi sadržaji prate nastanak intenzivnih i ponovljenih interakcija. Hibridni eksperimenti sa ljudskim učesnicima i LLM agentima omogućili bi proveru toga da li se obrasci uočeni u simulacijama javljaju i u mešovitim zajednicama, kao i poređenje načina na koje ljudi i agenti reaguju na različita pravila rangiranja.

Bibliografija

- Ahn, Y.-Y., Han, S., Kwak, H., Moon, S., & Jeong, H. (2007). Analysis of topological characteristics of huge online social networking services. In *Proceedings of the 16th international conference on world wide web* (pp. 835–844).
- Bakshy, E., Messing, S., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on facebook. *Science*, 348(6239), 1130–1132.
- Borge-Holthoefer, J., Baños, R. A., González-Bailón, S., & Moreno, Y. (2013). Cascading behaviour in complex socio-technical networks. *Journal of Complex Networks*, 1(1), 3–24.
- Boyd, D. M., & Ellison, N. B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of computer-mediated Communication*, 13(1), 210–230.
- Brandtzæg, P. B., & Heim, J. (2009). Why people use social networking sites. In *International conference on online communities and social computing* (pp. 143–152).
- Chan, J., Choi, F., Saha, K., & Chandrasekharan, E. (2025). The ranking effect: How algorithmic rank influences attention on social media. *arXiv preprint arXiv:2509.18440*.
- Chan, J., Choi, F., Saha, K., & Chandrasekharan, E. (2026). Examining algorithmic curation on social media: an empirical audit of Reddit’s r/popular feed. In *Proceedings of the international aaai conference on web and social media* (Vol. 20, pp. 391–406). doi: 10.1609/icwsm.v20i1.42644
- Chaney, A. J., Stewart, B. M., & Engelhardt, B. E. (2018). How algorithmic confounding in recommendation systems increases homogeneity and decreases utility. In *Proceedings of the 12th acm conference on recommender systems* (pp. 224–232).
- Chun, H., Kwak, H., Eom, Y.-H., Ahn, Y.-Y., Moon, S., & Jeong, H. (2008). Comparison of online social relations in volume vs interaction: a case study of cyworld. In *Proceedings of the 8th acm sigcomm conference on internet measurement* (pp. 57–70).
- Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W., & Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the national academy of sciences*, 118(9), e2023301118.
- dphn.ai, & Venice.ai. (2025). *Dolphin Mistral 24b venice edition*. <https://huggingface.co/dphn/Dolphin-Mistral-24B-Venice-Edition>. (Fine-tuned from Mistral-Small-24B)
- Failla, A., Rossetti, G., & Cazabet, R. (2026). *Pairwise and Higher-order Mixing Patterns in*

- Online Social Networks* (Unpublished doctoral dissertation). Univeristy of Pisa.
- Gausen, A., Guo, C., & Luk, W. (2025). An approach to sociotechnical transparency of social media algorithms using agent-based modelling. *AI and Ethics*, 5(2), 1827–1845.
- Gausen, A., Luk, W., & Guo, C. (2022). Using agent-based modelling to evaluate the impact of algorithmic curation on social media. *ACM Journal of Data and Information Quality*, 15(1), 1–24.
- Goncalves, B., Perra, N., & Vespignani, A. (2011). Validation of Dunbar’s number in Twitter conversations. *arXiv preprint arXiv:1105.5170*.
- Hagberg, A. A., Schult, D. A., & Swart, P. J. (2008, August). Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX. In G. Varoquaux, T. Vaught, & J. Millman (Eds.), *Proceedings of the 7th python in science conference (scipy2008)* (pp. 11–15). Pasadena, CA USA. (Software version 1.10)
- Jeong, H., Néda, Z., & Barabási, A.-L. (2003). Measuring preferential attachment in evolving networks. *EPL (Europhysics Letters)*, 61(4), 567–572.
- Karsai, M., Perra, N., & Vespignani, A. (2014). Time varying networks and the weakness of strong ties. *Scientific reports*, 4(1), 4001.
- Lombardo, G., Mordonini, M., & Tomaiuolo, M. (2021). Adoption of social media in socio-technical systems: A survey. *Information*, 12(3), 132.
- Mislove, A., Marcon, M., Gummadi, K. P., Druschel, P., & Bhattacharjee, B. (2007). Measurement and analysis of online social networks. In *Proceedings of the 7th acm sigcomm conference on internet measurement* (pp. 29–42).
- Muchnik, L., Pei, S., Parra, L. C., Reis, S. D., Andrade Jr, J. S., Havlin, S., & Makse, H. A. (2013). Origins of power-law degree distribution in the heterogeneity of human activity in social networks. *Scientific reports*, 3(1), 1783.
- Narayanan, A. (2023). *Understanding social media recommendation algorithms*. Knight First Amendment Institute at Columbia University. Retrieved from <https://knightcolumbia.org/content/understanding-social-media-recommendation-algorithms>
- Perra, N., Gonçalves, B., Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2012). Activity driven modeling of time varying networks. *Scientific reports*, 2(1), 469.
- Python Software Foundation. (2024). *Python programming language*. Retrieved from <https://www.python.org/> (Version 3.13.1)
- Rossetti, G., Stella, M., Cazabet, R., Abramski, K., Cau, E., Citraro, S., . . . Pansanella, V. (2024). Y Social: an LLM-powered social media digital twin. *arXiv preprint arXiv:2408.00818*.
- Roth, C., Mazières, A., & Menezes, T. (2020). Tubes and bubbles topological confinement of YouTube recommendations. *PloS one*, 15(4), e0231703.
- Starnini, M., & Pastor-Satorras, R. (2013). Topological properties of a time-integrated activity-driven network. *Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 87(6), 062807.

- Statista. (2026). *Average number of daily active users (dau) on Reddit from 1st quarter 2021 to 2nd quarter 2026, by online status (in millions)*. <https://www.statista.com/statistics/1453133/reddit-quarterly-dau-by-online-status/>. (Pristupljeno: 07.09.2026.)
- Tomašević, A., Cvetković, D., Major, S., Maletić, S., Anđelković, M., Vranić, A., ... Mitrović Dankulov, M. (2026). Towards operational validation of LLM-agent social simulations: a replicated study of a Reddit-like technology forum. *EPJ Data Science*, 15, 72. Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1140/epjds/s13688-026-00674-x> doi: 10.1140/epjds/s13688-026-00674-x
- Törnberg, P., Valeeva, D., Uitermark, J., & Bail, C. (2023). Simulating social media using large language models to evaluate alternative news feed algorithms. *arXiv preprint arXiv:2310.05984*.
- Ubaldi, E., Perra, N., Karsai, M., Vezzani, A., Burioni, R., & Vespignani, A. (2015). Asymptotic theory for the dynamic of networks with heterogenous social capital allocation. *arXiv preprint arXiv:1509.04563*.
- Weninger, T., Zhu, X. A., & Han, J. (2013). An exploration of discussion threads in social news sites: A case study of the Reddit community. In *Proceedings of the 2013 IEEE/ACM international conference on advances in social networks analysis and mining* (pp. 579–583).
- Wilson, C., Boe, B., Sala, A., Puttaswamy, K. P., & Zhao, B. Y. (2009). User interactions in social networks and their implications. In *Proceedings of the 4th ACM European conference on computer systems* (pp. 205–218).
- Wojcik, S., & Hughes, A. (2019). *Sizing up Twitter users*. <https://www.pewresearch.org/internet/2019/04/24/sizing-up-twitter-users/>. (Pristupljeno: 06.09.2026.)