

Primjena Analize društvenih mreža (SNA) u informacijskim znanostima

Kovačec, Drago

Master's thesis / Diplomski rad

2024

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Organization and Informatics / Sveučilište u Zagrebu, Fakultet organizacije i informatike**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:211:920737>

Rights / Prava: [Attribution-NonCommercial 3.0 Unported / Imenovanje-Nekomercijalno 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-08-31**



Repository / Repozitorij:

[Faculty of Organization and Informatics - Digital Repository](#)



**SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE
VARAŽDIN**

Drago Kovačec

**PRIMJENA ANALIZE DRUŠTVENIH
MREŽA (SNA) U INFORMACIJSKIM
ZNANOSTIMA**

DIPLOMSKI RAD

Varaždin, 2024.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU

FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE

V A R A Ž D I N

Drago Kovačec

Matični broj: 0016107837

Studij: Informatika u obrazovanju

**PRIMJENA ANALIZE DRUŠTVENIH MREŽA (SNA) U
INFORMACIJSKIM ZNANOSTIMA**

DIPLOMSKI RAD

Mentorica:

Prof. dr. sc. Blaženka Divjak

Varaždin, srpanj 2024.

Drago Kovačec

Izjava o izvornosti

Izjavljujem da je moj diplomski rad izvorni rezultat mojeg rada te da se u izradi istoga nisam koristio drugim izvorima osim onima koji su u njemu navedeni. Za izradu rada su korištene etički prikladne i prihvatljive metode i tehnike rada.

Autor potvrdio prihvaćanjem odredbi u sustavu FOI-radovi

Sažetak

Analiza društvenih mreža (SNA) je danas vrlo važna za analizu odnosa među ljudima, organizacijama ili nekim drugim entitetima, bilo živim ili neživim s kojima je moguće sačiniti mrežu. U prvom djelu rada govori se o povijesti i nastanku analize društvenih mreža u sociologiji i stvaranjem sociograma. Kako su društvene mreže bazirane na grafovima te sama analiza društvenih mreža se svodi na analizu grafova, u središnjem dijelu rada objašnjavaju se osnovni pojmovi iz teorije grafova te isto tako vrste grafova. Nadalje, kako društvene mreže često sačinjavaju veliki skup aktera i veza među njima tako je analiza tih mreža kroz grafički prikaz gotovo nemoguća pa je iz tog razloga u radu pojašnjen matricni prikaz grafova. Zatim su u radu prikazane najvažnije mjere centraliteta i podstrukture koje su temelj analize društvenih mreža kao što su stupanj centraliteta, centralitet blizine i klike. Nakon teorijskog prikaza mjera centraliteta iste su objašnjene na proizvoljnom primjeru društvene mreže gdje su izračunate pomoću programa Pajek, a zatim i interpretirane. U završnom djelu rada se metoda analize društvenih mreža primjenjuje na stvarnom primjeru i problemu gdje se analizira mreža kioska tiska te daju odgovori na postavljena istraživačka pitanja. Na samom kraju rada osvrće se na ograničenja metode SNA kroz izradu istraživačkog dijela rada kao i mogućnost generalizacije iste.

Ključne riječi: društvene mreže, teorija grafova, mjere centraliteta, podstrukture, optimizacija, analiza društvenih mreža

Sadržaj

1. Uvod	1
2. Povijest analize društvenih mreža	2
3. Uvod u analizu društvene mreže	5
4. Grafovi i matrice.....	9
4.1. Grafovi.....	9
4.2. Matrice.....	15
4.2.1. Matrica susjedstva	15
4.2.2. Matrica incidencije	16
4.2.3. Matrica geodetske udaljenosti	16
4.2.4. Matrica veza	17
5. Mjere centraliteta i podstrukture.....	18
5.1. Mjere centraliteta.....	18
5.1.1. Stupanj centraliteta	18
5.1.2. Centralitet blizine	18
5.1.3. Centralitet smještanja između.....	19
5.2. Podstrukture.....	19
6. Objašnjenje mjera centraliteta na primjeru.....	24
7. Primjena SNA na društvenoj mreži kioska tiska	31
7.1. Ograničenja provedenog istraživanja	49
7.2. Generalizacija kod primjene SNA.....	51
8. Zaključak	57
Popis literature.....	59
Popis slika	61
Popis tablica	62

1. Uvod

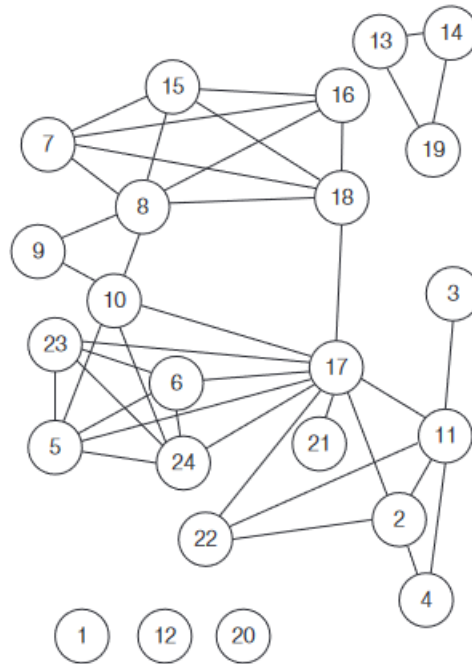
Odnosi među entitetima su oduvijek bili zanimljivi ljudi te predmet istraživanja. Od odnosa među ljudima, životinjama pa do odnosa kod neživih entiteta poput gradova, organizacija, mreža željezničkih postaja i slično. Iz zanimljivosti tih odnosa i činjenice kako se iz entiteta može sastaviti mreža koju se može promatrati, analizirati i donositi zaključke koji možda nisu vidljivi „na prvu” sama metoda analize društvenih mreža se sve više razvijala i danas je široko primjenjiva.

Cilj ovog rada je približiti i objasniti pojam društvenih mreža te primijeniti samu analizu istih na jednoj „nekonvencionalnoj” društvenoj mreži izrađenu od neživih entiteta kioska tiska. Također, radom želim pokazati kako je analiza društvenih mreža primjenjiva i u operativnim svrhama te uz druge mjere i metode može biti vrlo korisna pri donošenju krajnjih odluka. Na početku rada osvrnut ću se na sam nastanak društvenih mreža i kako su se analizirale kroz povijest te kako se vidio potencijal i u drugim sferama osim u sociologiji gdje je originalno i nastala. Danas se društvene mreže i njihova analiza poistovjećuje s grafovima te analizom grafova te će dio rada biti posvećen teoriji grafova i osnovnim pojmovima u njoj koji su bitni za nastavak rada i analizu društvenih mreža. Kada se danas konkretno govori o analizi društvenih mreža, govori se o raznim mjerama te podstrukturama. Te mjere se zovu mjere centraliteta te će iste biti prikazane i pojašnjene u radu teorijski, a zatim će iste biti objašnjene i interpretirane na jednom manjem proizvoljnom primjeru. U samom istraživačkom radu, analiza društvene mreže će biti primijenjena na konkretno izrađenoj društvenoj mreži te ću pokušati dati odgovor na konkretna pitanja bitnih za donošenje nekih operativnih odluka dok ću se na kraju rada dotaknuti ograničenja u svojem istraživačkom radu i općenito u korištenju metode analize društvenih mreža kao i mogućnosti šire primjene te metode. Također, dotaknuti ću se i generalizacije društvenih mreža i načina kako svesti veliku društvenu mrežu na manju, pogodniju za analizu.

2. Povijest analize društvenih mreža

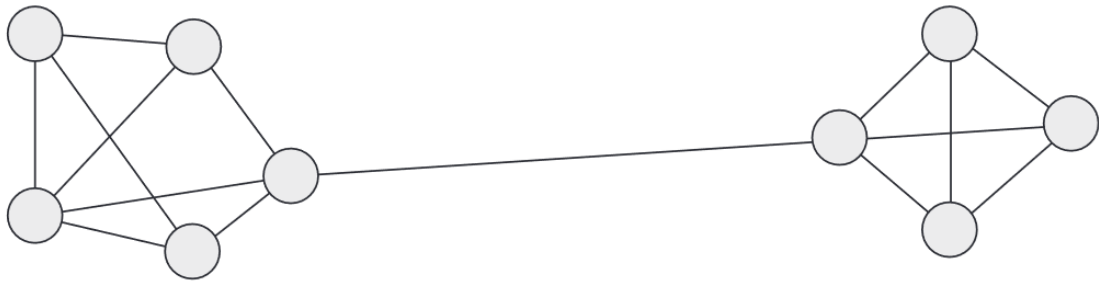
Pojam društvene mreže danas vjerojatno ima drugačije značenje nego u nekim svojim začetcima. Neki začetak analize društvene mreže možemo tražiti u pristupima socijalne (društvene) analize u klasičnoj sociologiji. U počecima kod pristupa analize društva koristila se kulturološka ideja kako bi se objasnili uzorci ponašanja, osjećaja i razmišljanja ljudi. Također, drugi su zagovarali kako fiziološke predispozicije te okolina utječu na to kako osobe razmišljaju. Počela se pridavati važnost prema tome kako su osobe povezane, to jest kakvi su odnosi među njima te se javio koncept „socijalnog (društvenog) organizma. Kako se razvijala analiza odnosa u sociologiji tako se i pojavila i prihvatila terminologija točaka i bridova od kojih nastaje mreža povezanosti gdje se individue označuju kao čvorovi u toj mreži društvene strukture. [1]

Među prvim analitičarima koji su počeli mjeriti i crtati društvene odnose među promatranim entitetima bio je Jacob Moreno. U jednoj od svojih studija, Moreno je promatrao interakciju između djece te je brojao broj stvorenih prijateljstva između njih koje je zatim prikazao sociogramima u koje mu djeca kao entiteti prikazani pomoću točaka, a prijateljstva koja je svako dijete stvaralo kao crte između točaka sa strelicom na kraju crte okrenute u smjeru ovisno o tome koje je dijete iniciralo kontakt i prijateljstvo. Takvim prikazom razlikovao je djecu koja su inicirala prijateljstvo s nekim drugim djetetom od one djece koja nisu inicirala kontakte s drugima. Gledajući takav sociogram, Moreno je mogao razlikovati i identificirati „popularnu“ djecu od nepopularne, a također i djecu koja su ostvarivala puno kontakata s drugima te onu s kojima je najviše djece ostvarivao kontakt odnosno prijateljstvo. [1]



Slika 1: Sociogram (Izvor: [1 prema 2])

Još jedno istraživanje koje ću ovdje spomenuti je ono Granovettera koji je promatrajući prijateljske odnose kao izvore informacija o mogućem zaposlenju ili poslovnim prilikama te je razvio ideju da ljudi dobivaju najkorisnije informacije od svojih „najdaljih” veza. Kada su poslovne prilike bile moguće lokalno, informacija o njima su vrlo brzo kolale te je velik broj u ljudi u lokalnoj zajednici znao za iste informacije dok pristup informacijama o poslovnim prilikama koje nisu bile lokalnog karaktera su imale osobe čije veze su se protezale i van njihove lokalne zajednice što im je davalo veće šanse za iskorištavanje tih prilika. Navedeno je Granovett nazvao tezom jačine slabih veza [1]. Ovdje ću na trenutak zastati te se vratiti na dio o dobivanju najkorisnijih informacija od „najdaljih” veza. Naime, ako gledamo „najbliže” i „najdalje” veze čisto geografski onda je navedeno logično s obzirom da u nekoj lokalnoj zajednici pristup informacijama možemo imati iz više izvora i manje posrednika. Kada gledamo geografski daljnje veze možemo preko njih pristupati informacijama iz drugih manjih lokalnih zajednicama te su te informacije moguće korisnije s obzirom da druge osobe unutar naše lokalne zajednice nema pristup tim informacijama.



Slika 2: Jake i slabe veze (Izvor: [1])

Na navedenoj slici možemo grafički vidjeti prethodno rečeno. Ukoliko razmišljamo o prikazanom na slici kao dvije lokalne zajednice vidimo da su članovi unutar zajednica jače povezani međusobno i te veze nazivamo jakim vezama, dok je jedna osoba jednom vezom povezana s jednom osobom iz druge zajednice što možemo smatrati slabom vezom. Međutim, Granovett je svojim istraživanjem pokazao kako su te „udaljenije”, slabe veze korisnije od „bližih”, jačih veza.

3. Uvod u analizu društvene mreže

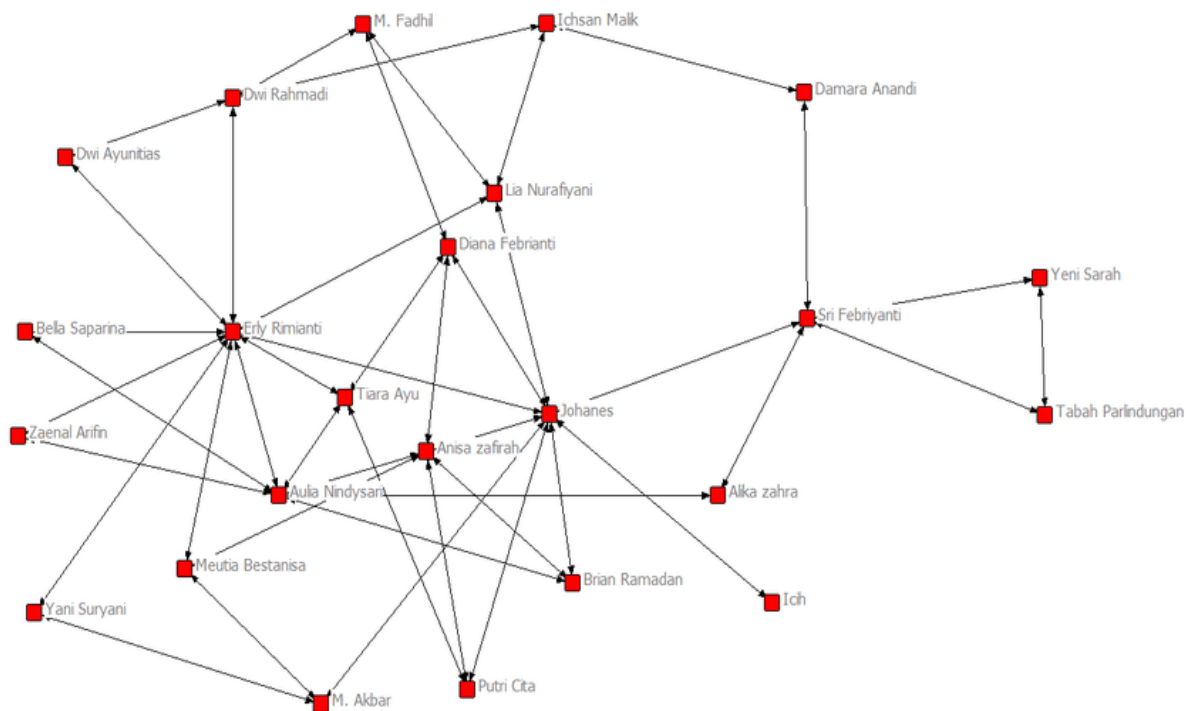
Kada se spomene pojam društvenih mreža prvo na što nas asocira su velike društvene mreže, zapravo bolje rečeno društvene platforme poput sveprisutnog facebook-a, bivšeg twitter-a, a sada platforme X i slične. Iako u ovom radu se pod pojmom „društvene mreže“ ne misli na te platforme, ipak se može povući neka paralela s tim platformama. Facebook je društvena platforma gdje se korisnici mogu povezati bilo u smislu „prijatelja“, bilo u smislu članstva u nekim grupama sukladno svojim interesima i preferencijama. Nadalje, sama platforma radi na temelju algoritma koji korisnicima daje sugestije vezane uz poznanstva odnosno sugestije oko „dodavanja za prijatelja“ druge korisnike koji su na neki način povezani s tim korisnikom. To može biti ili putem nekog korisnika koji im je zajednički „prijatelj“ ili su članovi iste grupe. S obzirom na navedeno, takve društvene platforme u pozadini svoga rada zapravo rade društvenu mrežu sačinjenu od korisnika. Međutim, u ovom radu neću se baviti društvenim platformama nego društvenim mrežama kao mreži koju čine entiteti međusobno povezani odnosima između sebe.

Nadalje, neke od definicija društvene mreže na koje možemo naići su:

Društvena mreža je struktura sastavljena od čvorova, koji se referiraju kao akteri ili vrhovi u teoriji grafova te su povezani s nekom vrstom odnosa koji se još nazivaju brid, veza. [3]

Društvena mreža se definira kao graf koji prikazuje društvene odnose između ljudi ili organizacija. [4]

Prema [3] čvorovi u grafu, odnosno sociogramu predstavljaju aktere. Oni mogu biti individue, grupe, timove, organizacije, političke stranke do čak cijelih država. Tako, društvena mreža se sastoji od spomenutih aktera te veza koje predstavljaju neku vrstu socijalne interakcije. Primjerice to može biti glasanje za nekog kandidata, telefonski pozivi između dvoje aktera i slično. Za razliku od podataka koji se koriste u nekim drugim sferama statističke analize, kod analize društvenim mreža postoje barem dva skupa podataka, a to je regularan skup u kojem su akteri u centru opservacije te skup podataka koji definira odnose između tih aktera.



Slika 3: Društvena mreža (Izvor: [5])

Polazeći od navedenih definicija, također možemo i definirati analizu društvenih mreža (SNA) kao analizu koja je fokusirana na strukturu odnosa, koja se proteže u rasponu od usputnog poznanstva do čvrstih veza. Sama pretpostavka analize društvenih mreža je da su ti međudnosi u društvenoj mreži vrlo bitni te se stoga analiziraju formalni kao i neformalni odnosi kako bi se razumjelo kako sudionici mreže stupaju u interakciju, tko zna koga u mreži te tko dijeli s kim i kakve informacije i podatke unutar mreže. [6]

Međutim, analiza društvenih mreža nije jednostavno neki komplet metodoloških alata za detekciju i analizu ljudske interakcije i odnosa, stoga Knoke i Yang u svojem djelu „Social Network Analysis” [3] predlažu da se analiza društvenih mreža oslanja na tri pretpostavke.

Prva pretpostavka je da su strukturni odnosi često važniji kod analize ponašanja od podataka kao što su dob, spol, stečeno formalno obrazovanje i slično. Primjer koji Knoke i Yang daju, a pokazuje rečeno je da ljudi odlučuju za koga će glasati ili koga će podržati temeljem svojih društvenih veza i odnosa s drugim ljudima.

Druga pretpostavka je da društvene mreže utječu na percepciju, uvjerenja i postupke kroz strukturne mehanizme koji su društveno izgrađeni između odnosa aktera mreže. S navedenom

pretpostavkom se mogu složiti te primjerice također navesti kako se pri odlukama u organizacijama odlučuje o pristupanju nekim udrugama, sindikatima, uključivanja u sportske i druge manifestacije temeljem društvenih veza s ljudima u toj organizaciji (ukoliko su akteri s kojima gledani akter ima najjače veze uključeni u neku udruhu, velika je vjerojatnost da će i promatrani akter pristupiti toj udruzi ili suprotno gledajući da će promatrani akter privući druge aktere s kojima ima jaku vezu u tu udruhu), a ne temeljem nekih čimbenika kao što je dob ili rasa.

Treća pretpostavka je da bi se odnosi u društvenoj mreži trebali gledati kao dinamički procesi jer se struktura mreže kontinuirano mijenja kroz interakciju aktera. Smatram da se navedena pretpostavka može gledati kao princip „akcije i reakcije” gdje akteri u mreži prilikom neke međusobne početne interakcije (akcija) ostavljaju „posljedice” (reakciju) na navedenu interakciju. Ono na što ovdje mislim je da kada akter *a* uspostavi interakciju s akterom *b*, (primjerice, možemo zamisliti politički skup u nekom mjestu gdje političari stupanju u interakciju s prolaznicima) to ostavlja neke posljedice u vidu ponašanja i donošenja odluka aktera *b* što bi se u društvenoj mreži moglo vidjeti kao interakcije aktera *b* s drugim akterima mreže. Gledajući tako društvenu mrežu kroz neko vremensko razdoblje primijetio bi se taj dinamički proces u kojem se izgled mreže konstantno mijenja. Nastavno na to, mogućnost analize društvene mreže kroz neko vremensko razdoblje ostavlja prostor za duboko razumijevanje odnosa među akterima, ne samo u trenutku gledanja mreže, nego i kako se isti mijenjao kroz vrijeme što nas dovodi do toga da se mogu izvoditi neki zaključci, pretpostavke i predviđanja budućeg stanja i kretanja odnosa među akterima unutar mreže, odnosno nekih budućih interakcija i poteza aktera.

Govoreći na početku poglavlja o platformi Facebook, prema internet stranici [7] isti broji preko tri milijarde aktivnih korisnika što je gotovo polovica svjetskog stanovništva. Ukoliko korisnike platforme Facebook gledamo kao društvenu mrežu te isto tako ako uzmemo društvenu mrežu zaposlenika u nekoj manjoj tvrtci od deset osoba vrlo brzo možemo doći do toga da te dvije društvene mreže ne možemo stavljati u „isti koš” te ih analizirati na jednak način. S obzirom na navedeno, društvene mreže se mogu kategorizirati kao globalne ili lokalne, ovisno o broju pripadnika. [8 prema 9]

Prema [9], globalne društvene mreže sačinjavaju veliki broj entiteta, odnosno aktera koji nisu striktno vezani uz klasičnu definiciju aktera društvene mreže koji se gledaju kao ili osobe ili organizacije ili države i slično. Kod globalnih društvenih mreža može se govoriti o mreži u kojoj su akteri i pojedinci i grupe i organizacije ali isto tako i neki netipični akteri kao što su razni događaji, životinje i slično. S obzirom na složenost strukture kao i veličine (s obzirom na

brojnost entiteta) poput raznih društvenih platforma koje broje milijunske korisnike (entitete) vrlo je teško analizirati i proučavati te se najčešće svode na analizu pojedinog entiteta, odnosno s kim (čim) i na koji način je povezan taj promatrani entitet u takvoj globalnoj mreži. S druge strane, lokalne društvene mreže se odnose na neke manje organizacijske mreže, poput manje kompanije, organizacije i slično u kojim ima manji broj entiteta te su kao takve prihvatljivije za dublju i cjelovitiju analizu jer takva analiza dovodi do nekih zaključka o cjelokupnoj mreži, a ne samo o nekim statističkim pokazateljima kod aktera u globalnim društvenim mrežama.

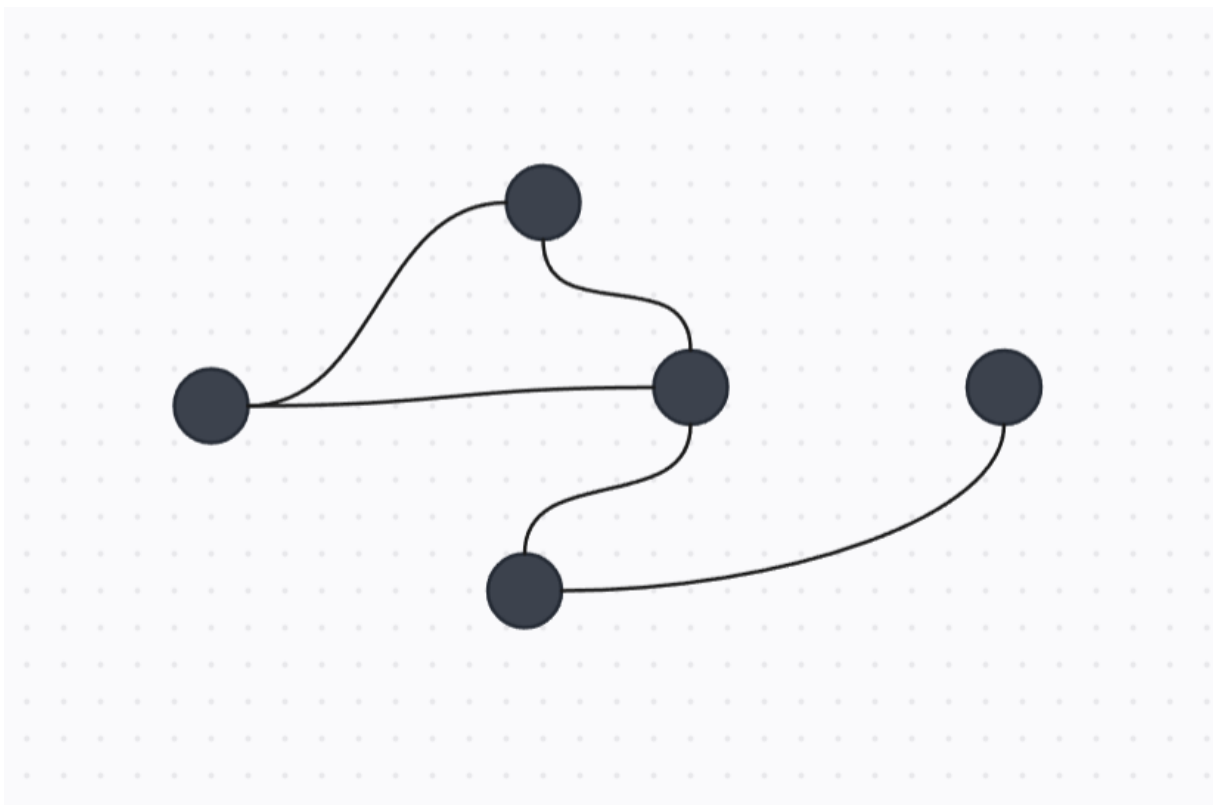
4. Grafovi i matrice

4.1. Grafovi

U prijašnjem poglavlju kroz povijest i uvod u analizu društvenih mreža vidjeli smo kako se društvene mreže konceptualno temelje na grafovima te je za samu analizu društvenih mreža odnosno njenu primjenu potrebno razumjeti grafove, barem njihovu osnovu.

Najopćenitijim riječima, graf se sastoji od vrhova (točaka) te bridova (dužina) koji povezuju na neki način te vrhove. Slobodnim riječima, grafom možemo dakle nazvati više međusobno povezanih točaka.

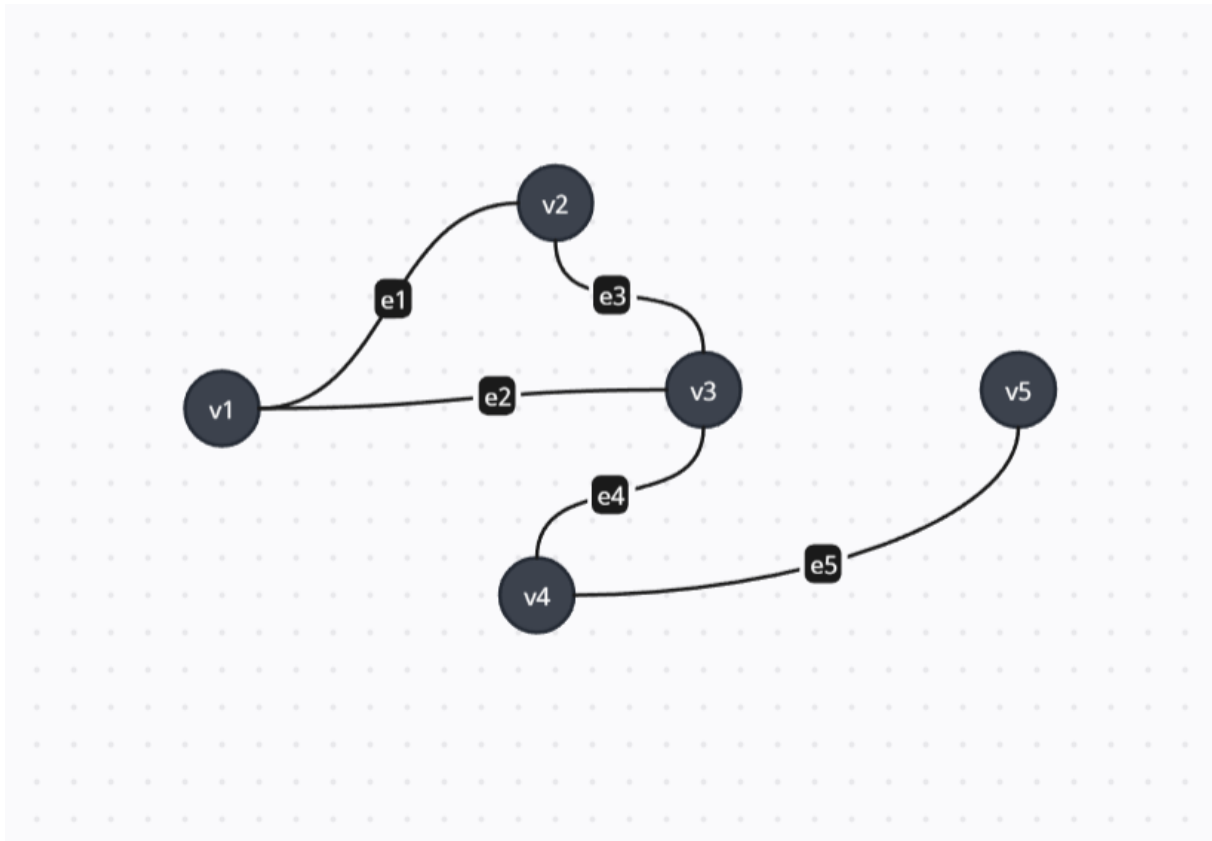
Primjer grafa možemo vidjeti na slici 4



Slika 4: Graf (vlastita izrada)

Formalno, graf je par skupova (V, E) gdje V označava skup vrhova grafa, dok E označava skup bridova grafa koji su formirani od parova vrhova grafa. [10]

Prikazani graf sa slike 4 dakle možemo prikazati na sljedeći način označavajući mu vrhove i bridove.



Slika 5: Označeni graf (vlastita izrada)

Promatrajući grafove imamo sljedeću terminologiju: [10]

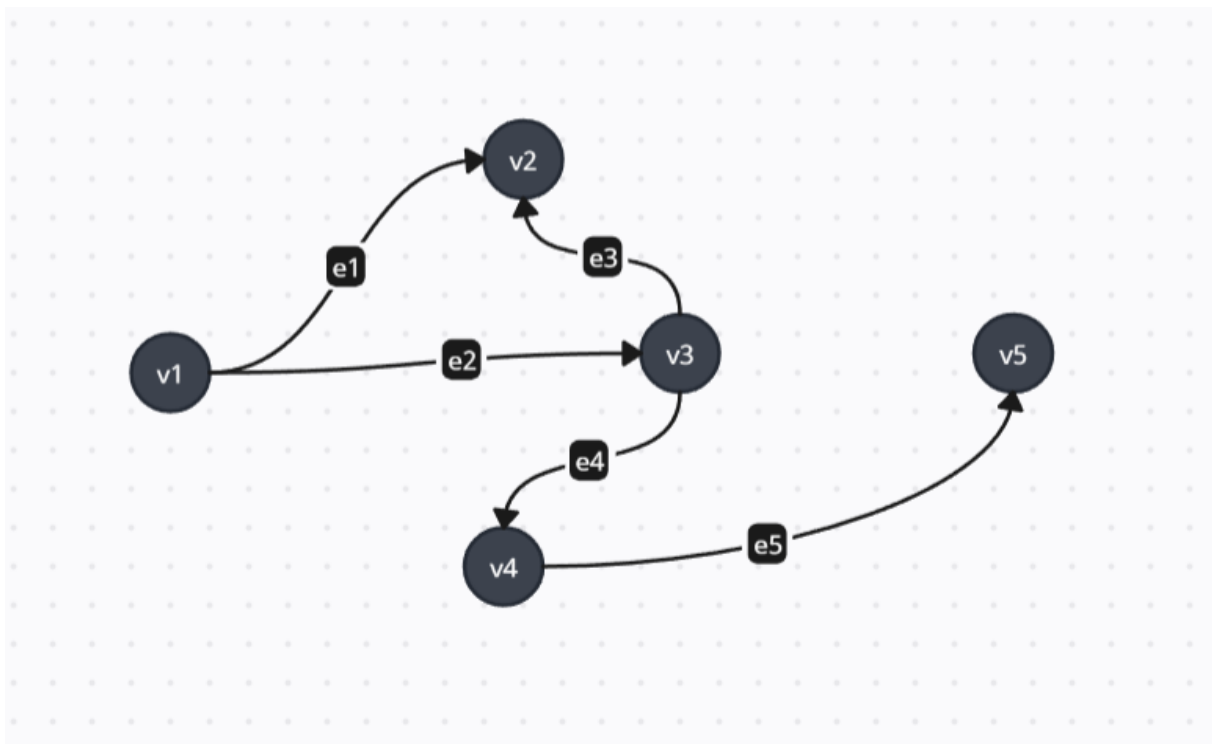
- Dva vrha u i v nazivaju se krajnjim vrhovima brida (u, v) .
- Bridovi koji imaju iste krajnje vrhove nazivaju se paralelni bridovi.
- Brid u obliku (v, v) naziva se petlja. Drugim riječima, ukoliko brid započinje i završava u istom vrhu zove se petlja
- Graf je jednostavan ako nema paralelnih bridova ili petlji.
- Graf bez bridova (tj. E je prazan) je prazan.
- Graf bez vrhova (tj. V i E su prazni) zove se nulti graf.
- Graf sa samo jednim vrhom je trivijalan.
- Bridovi su susjedni ako dijele zajednički krajnji vrh.
- Dva vrha u i v su susjedna ako su povezana bridom.

Nadalje, ulazeći dalje kako se vrhovi i bridovi koji ih spajaju mogu prikazati imamo više vrsti grafova od kojih su najučestaliji sljedeći: [9]:

- Usmjereni graf
- Neusmjereni graf
- Težinski usmjereni graf
- Težinski neusmjereni graf
- Miješani graf

Gore prikazani graf na slici 1 zovemo neusmjerenim grafom jer nema orijentacije, odnosno bridovi koji spajaju vrhove nisu usmjereni.

Dajući bridovima grafa orijentaciju, neusmjereni graf se pretvara u usmjereni pa kažemo kako je usmjereni graf uređeni par (V, A) pri čemu je V ne prazan skup vrhova grafa, a svaki element skupa A je uređeni par različitih elemenata iz V te se elementi od A zovu lukovi. [11]

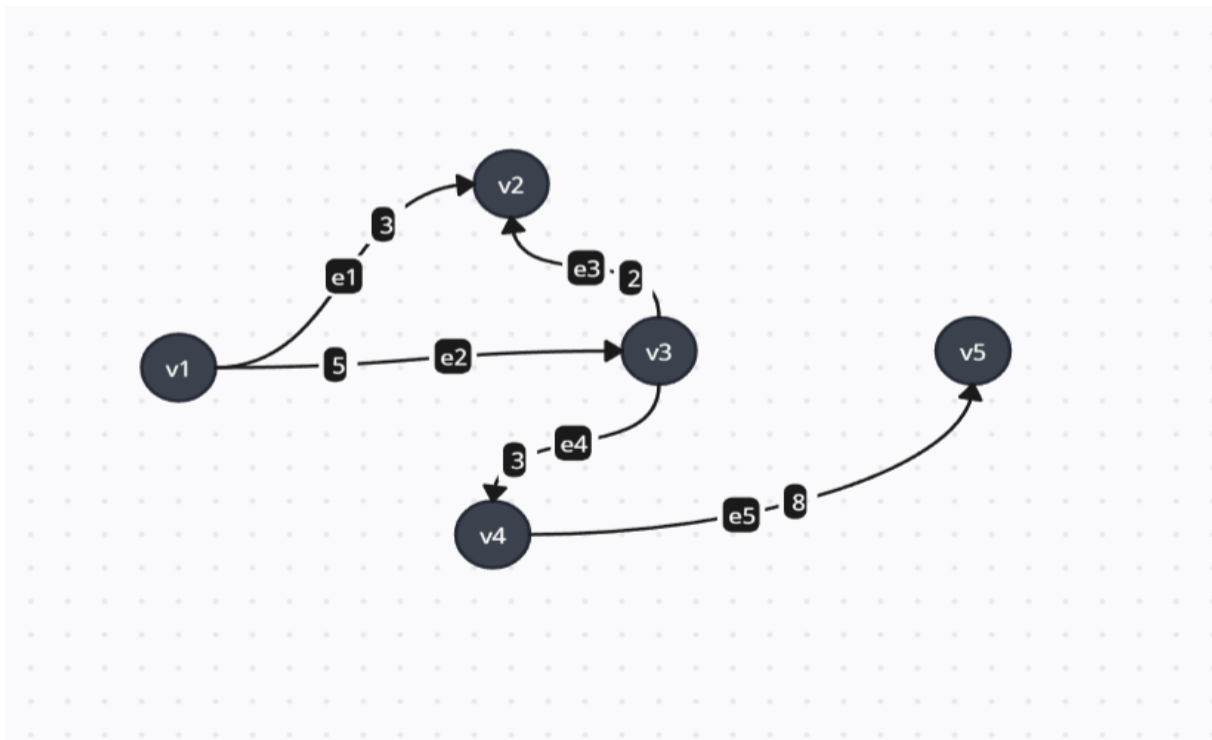


Slika 6: Usmjereni graf (vlastita izrada)

Nadalje, ukoliko se prisjetimo naprijed spomenute priče Morena i njegovog eksperimenta sa stvaranjem prijateljstva u grupi učenika, te ako se složimo oko toga da je izrađeni sociogram zapravo usmjereni graf, dalje možemo razmišljati na način da na lukovima između dva vrha postavimo broječanu oznaku primjerice broja kontakta. U Morenovom slučaju to bi moglo biti koliko je puta neki učenik, odnosno u sociogramu označeni čvor, stupio u

kontakt s drugim učenikom (drugim čvorom u sociogramu). Obogaćivanjem lukova nekom brojčanom oznakom ili, gledajući s aspekta društvene mreže, dodavanjem informacije o korelaciji između dva entiteta nastaje težinski graf.

Stoga, težinski grafovi se definiraju kao uređeni par skupova (V, E) gdje je skup V je skup čvorova, a skup E skup bridova, s razlikom od ne težinskih grafova u tome što svaki luk (odnosno brid u neusmjerenom grafu) ima pridruženu težinu prolaska. Isto tako, ponegdje se umjesto pojma „težina” koristi pojam „cijena”¹. On može biti težinski usmjereni ili neusmjereni graf. [12]



Slika 7: Težinski usmjeren graf (vlastita izrada)

Kombinacija prethodno četiri spomenuta grafa (neusmjereni i usmjereni, te težinski neusmjereni i usmjereni) zovu se miješani grafovi.

Uz grafove se veže još nekoliko važnih pojmova, a to su:

Šetnja – u grafu $G = (V, E)$ šetnja je konačan niz bridova i vrhova koji se može zapisati na sljedeći način:

¹ Pojam „cijena” ponajviše se koristi u ekonomiji i informatici gdje se razni problemi transporta mogu prikazati kao grafovi te „težina” zapravo predstavlja neki trošak.

$$V_{i0}, e_{j1}, V_{i1}, e_{j2}, \dots, e_{jk}, V_{ik}$$

gdje je V_{i0} početni čvor, a V_{ik} posljednji čvor šetnje, odnosno V_{it-1} i V_{it} su završni čvorovi brida e_{jt} gdje je $t = 1, \dots, k$.

Ukoliko su u šetnji svi bridovi različiti tada se takva šetnja naziva **staza**, a ako je svaki vrh i brid različit onda se šetnja naziva **put**. Duljinu puta mjerimo brojem bridova koji čine put. Udaljenost između vrhova je duljina najkraćeg puta koji ih povezuje.

Promjer grafa – maksimalna udaljenost između bilo koja dva vrha u grafu.

Geodetska udaljenost – duljina najkraćeg puta između dva vrha.

Susjedni čvorovi – čvorovi koji su međusobno povezani bridom

Komponenta povezanosti – to je maksimalni povezani podgraf od G , odnosno povezani podgraf koji nije sadržan niti u jednom većem povezanom podgrafu. Ako graf ima samo jednu komponentu povezanosti, onda je povezan, a inače je nepovezan. Broj komponenti povezanosti grafa G označava se s $\omega(G)$.

Gustoća grafa $G(D)$ – to je mjera koja pokazuje omjer između broja bridova grafa te broja bridova koji je maksimalno moguć u promatranom grafu. Obzirom na orijentiranost tu mjeru računamo na sljedeći način:

Kod usmjerenih grafova:

$$D((V, A)) = \frac{M}{N(N-1)}$$

Kod neusmjerenih grafova:

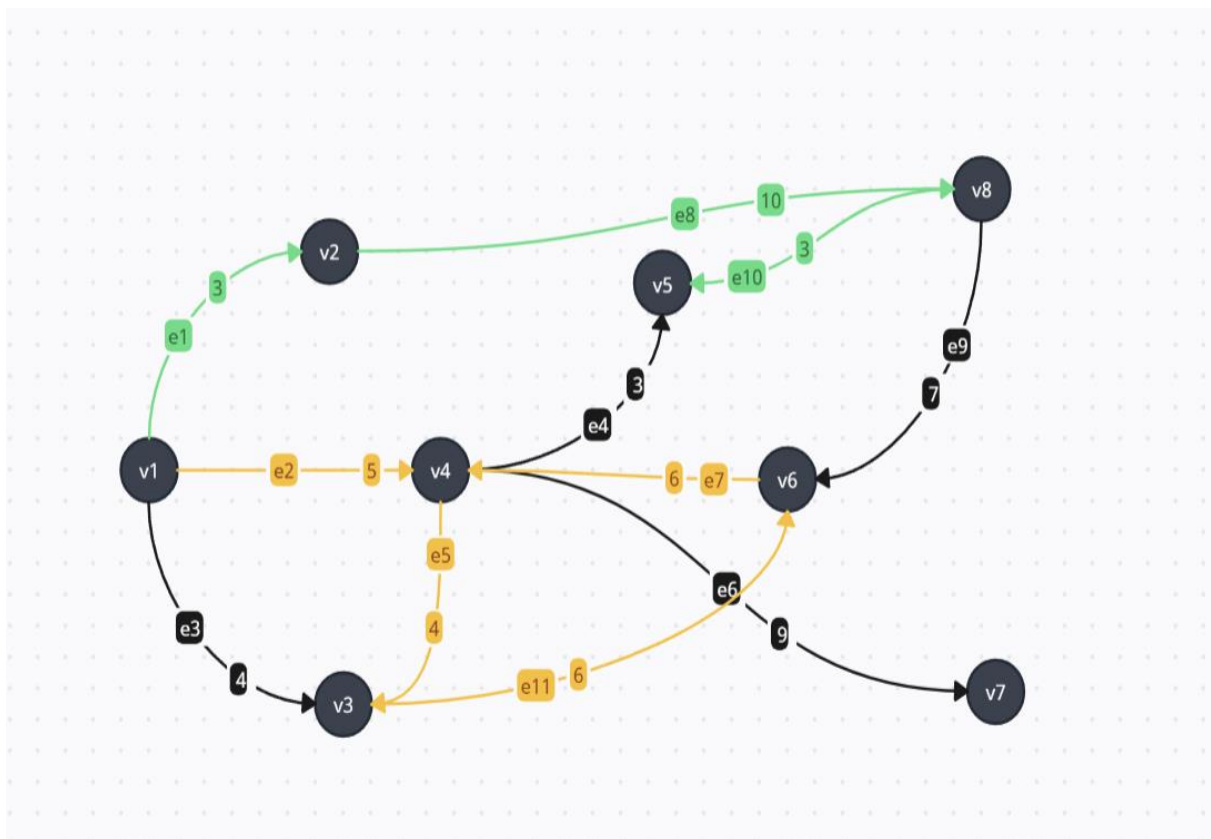
$$D((V, E)) = \frac{2M}{N(N-1)}$$

gdje je M broj veza koje postoje u grafu, a N broj čvorova grafa.

Kod usmjerenih grafova postoji tzv. ulazni odnosno izlazni stupanj vrha. Ulazni stupanj vrha je broj lukova koji završavaju u njemu, dok je izlazni stupanj vrha broj lukova koji počinju u njemu. Ako je ulazni stupanj vrha jednak nuli, onda se taj vrh naziva izvorom, a ukoliko je izlazni stupanj vrha jednak nuli onda se takav vrh naziva ponorom. [12]

Nadalje, još neke osobine grafova su da oni mogu biti povezani, odnosno, ukoliko se svaka dva vrha mogu povezati nekim putem te nepovezani ukoliko postoji vrh koji nije spojen s bilo kojim od ostalih vrhova grafa. Također, grafovi se nazivaju potpunim ako su svi vrhovi međusobno povezani s točno jednim bridom. [12]

Sljedeća slika prikazuje težinski usmjereni graf na kojemu su prikazani neki spomenuti pojmovi. S obzirom kako se radi o usmjerenom grafu „brid“ se naziva „luk“.



Slika 8: Označeni graf (vlastita izrada)

Na grafu prikazanom na slici šetnja je označena žutom bojom te se može zapisati na sljedeći način:

$V_1, e_2, V_4, e_5, V_3, e_{11}, V_6, e_7, V_4$

Put je prikazan zelenom bojom te ga možemo zapisati kao:

$$v_1, e_1, v_2, e_8, v_8, e_{10}, v_5$$

Duljina navedenog puta iznosi 3 jer se sastoji od tri luka, dok udaljenost između vrhova v_1 i v_5 iznosi 16 što se dobiva zbrajanjem težina lukova kojima se prolazi između ta dva vrha.

Gustoća gledanog grafa iznosi 0,196. S obzirom kako se radi o težinski usmjerenom grafu, gustoća se računa prema formuli

$$D((V, A)) = \frac{M}{N(N - 1)}$$

4.2. Matrice

4.2.1. Matrica susjedstva

Matrica susjedstva je matrica koja prikazuje susjedstvo vrhova u mreži, odnosno prikazuje da li su i koji vrhovi spojeni nekim bridom. Takva matrica je simetrična i kvadratna, a ona se konstruira tako da broj redova i stupaca predstavlja broj vrhova u grafu, a vrijednosti unutar matrice predstavljaju bridove odnosno povezanost dva vrha. [13] Takva matrica se može zapisati na sljedeći način: [9]

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{ako su } v_i \text{ i } v_j \text{ susjedni} \\ 0, & \text{inače} \end{cases}$$

Matrica susjedstva za neusmjereni graf sa slike 5 je sljedeća:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Gledajući navedeni graf sa slike 5, možemo vidjeti kako je vrh v_1 povezan bridovima s vrhovima v_2 i v_3 što u matrici susjedstva prepoznamo tako da vidimo da na mjestu „povezanosti“ stoji 1, dok ukoliko vrhovi nisu povezani bridom označavamo s 0. Iz prikazane matrice susjedstva možemo čitati kako vrh v_1 (gledajući prvi red) ima u drugom i trećem stupcu oznaku 1 te iščitamo kako je vrh v_1 povezan s vrhovima v_2 i v_3 (stupci nam označavaju vrhove od v_2 do v_5).

4.2.2. Matrica incidencije

Iduća matrica je matrica incidencije. Ona predstavlja incidenciju vrhova i bridova te se definira na sljedeći način: [9]

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{ako je vrh } v_i \text{ incidentan s linijom } l_j \\ 0, & \text{inače} \end{cases}$$

Kod matrice incidencije, redci matrice predstavljaju vrhove grafe dok stupci predstavljaju bridove grafa te je format matrice $V \times E$ gdje je V broj vrhova grafa, a E broj bridova grafa. [14]

Za graf sa slike 6 matrica incidencije izgleda ovako:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

4.2.3. Matrica geodetske udaljenosti

Matrica geodetske udaljenosti – matrica koja se sastoji od geodetskih udaljenosti između dva vrha te se može zapisati na sljedeći način: [9]

$$c_{ij} = \begin{cases} d(v_i, v_j), & \text{gdje je } d(v_i, v_j) \text{ geodetska udaljenost između vrhova } v_i \text{ i } v_j \\ 0, & \text{inače} \end{cases}$$

Matrica geodetske udaljenosti za graf sa slike 5 izgleda ovako:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 0 & 1 \\ 3 & 3 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

4.2.4. Matrica veza

Zadnja matrica koju ću ovdje spomenuti je matrica veza. To je matrica koja daje najkompletniju „sliku” veza među vrhovima. U njoj se nalazi postojanje veza između neka dva vrha, smjer te intenzitet veze. Ona se može definirati kao $d_{ij} = 0$, ako v_i nije u vezi ili ne utječe na v_j , odnosno kao w_{ij} , ako v_i ne utječe na v_j intenzitetom w_{ij} . Ovdje valja spomenuti kako je kod ne težinskih neusmjerenih mreža ova matrica jednaka matrici susjedstva. Matrica veze može se dakle zapisati na sljedeći način: [9]

$$d_{ij} = \begin{cases} w, & \text{ako su } v_i \text{ i } v_j \text{ povezani linijom težine } w_{ij} \\ 0, & \text{inače} \end{cases}$$

Kada promatramo matricu susjedstva i matricu incidencije također možemo izračunati broj komponenti grafa. S obzirom kako matrica susjedstva prikazuje povezanost vrhova s bridom, ukoliko u nekom retku ili stupcu vidimo sve nule možemo zaključiti kako vrh nije povezan bridom s drugim vrhovima te bi se u ovom slučaju smatralo komponentom grafa. Također, ukoliko vidimo da su dva ili više vrhova međusobno povezani i imaju jedinice samo „zatvoreno“ između sebe te nisu povezani s drugim vrhovima grafa, isto možemo smatrati komponentom grafa. Kod matrice incidencije vidimo incidentnost vrhova te ukoliko u redu vidimo sve nule ili kod nekog stupca incidenciju dva znači da vrh nije povezan s nijednim drugim vrhom bridom odnosno da je povezan sam sa sobom (petlja). Također, ukoliko vidimo „zatvorenu“ incidenciju jedan bridova između dva vrha ili više vrha što znači da su međusobno povezani ali nisu povezani bridom s ostalim vrhovima grafa. Takve situacije pribrajamo broju komponenta grafa.

5. Mjere centraliteta i podstrukture

5.1. Mjere centraliteta

5.1.1. Stupanj centraliteta

Stupanj centraliteta opisuje broj veza koje određeni akter ima u mreži [15 prema 16] te se vidi koliko je utjecajan akter u mreži [14 prema 16]. Stupanj centraliteta u neusmjerenom ne težinskom grafu se računa prema sljedećoj formuli:

$$C_D(N_i) = \sum_{j=1}^N x_{ij}, (i \neq j)$$

gdje je $C_D(N_i)$ stupanj centraliteta vrha N_i , a desni dio jednakosti broji veze aktera i s $N - 1$ drugih aktera. Gledajući matricu susjedstva stupanj centraliteta nekog aktera računamo jednostavno prebrojavanjem redova ili stupaca. Svejedno je da li se zbrajaju redovi ili stupci s obzirom da je matrica simetrična. Međutim, ovo vrijedi jedino kod neusmjerenih grafova pa stoga ukoliko imamo usmjereni graf postoje druge mjere odnosno, ulazni i izlazni stupanj koji se računaju prebrojavanjem veza koje ulaze, odnosno izlaze iz nekog aktera te se onda to još naziva i **prestíž**. [9 prema 18]

Gledajući neusmjereni graf sa slike 5 matrica stupnja centraliteta izgleda ovako:

$$\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 3 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

5.1.2. Centralitet blizine

Centralitet blizine opisuje blizinu čvora u odnosu na druge čvorove u netežinskom neusmjerenom grafu. Za razliku od stupnja centraliteta koji prikazuje koliko određeni čvor u grafu ima veza sa susjednim čvorovima kod centraliteta blizine se gledaju i indirekte veze, odnosno da li određeni čvor koji nije direktno povezan s promatranim čvorom može doći do

promatranog čvora preko nekog drugog čvora te prikazuje koliko neki čvor odnosno akter u mreži može pristupiti drugim akterima te se računa prema formuli: [9]

$$C_c(N_i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^N d(N_i, N_j)}, i \neq j$$

5.1.3. Centralitet smještanja između

Centralitet smještanja između je mjera kojoj čvor uzima ulogu „medija” u mreži. Ukoliko se čvor nalazi na jedinom putu koji vodi do drugih čvorova, drugim riječima, ukoliko promatrani čvor je čvor kroz koji prolaze svi putevi između bilo kojeg dva čvora u mreži kao što je slučaj u komunikacijama, transportu i slično vrlo je vjerojatno kako će takav čvor imati visoku mjeru smještanje između centralitet. [19 Prema 20]

Fundamentalna formula po kojoj se računa navedena mjera je

$$C_b(N_i) = \sum_{j < k} \frac{G_{jk}(N_i)}{G_{jk}}$$

U navedenoj formuli $\sum_{j < k} \frac{G_{jk}(N_i)}{G_{jk}}$ znači broj čvorova N koji se nalaze između bilo koja druga dva čvora. U detaljnijoj razradi formule G_{jk} označava broj geodetskih puteva između čvorova j i k , a $G_{jk}(N_i)$ označava broj geodetskih puteva između j i k koji sadrže čvor i .

Korigirana formula glasi:

$$C'_b(N_i) = \frac{C_b(N_i) \times 2}{(g - 1)(g - 2)}$$

5.2. Podstrukture

Gledajući društvene mreže akteri koji ju čine međusobno na neki način komuniciraju, odnosno možemo reći da su u interakciji. Takve interakcije među akterima utječu na koheziju. Kohezija u društvenoj mreži se definira kao neka vrsta privlačne sile koja djeluje između

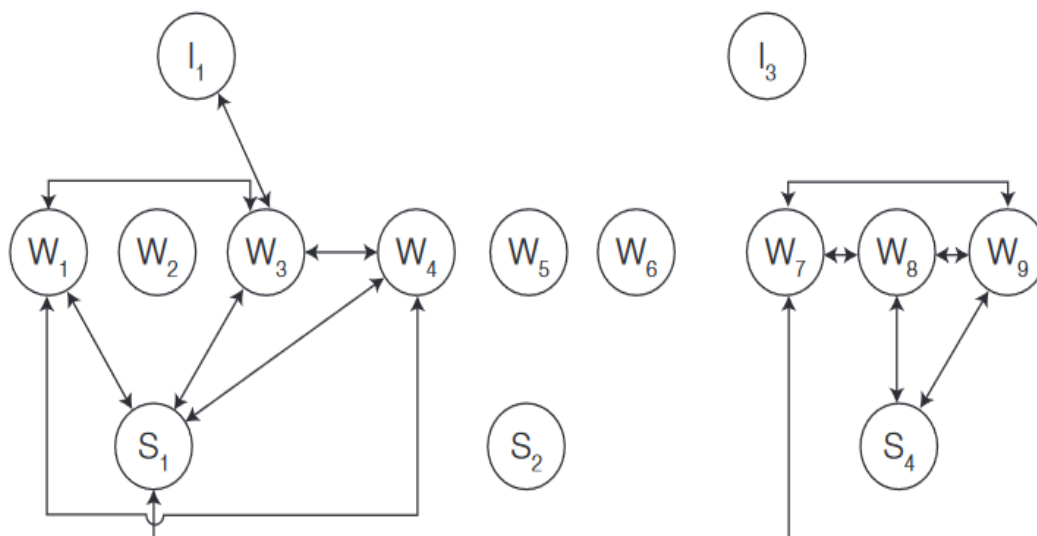
pojedinaца unutar mreže. Prema [9] danas postoji više pristupa i algoritama za prepoznavanje podstruktura u mrežama, dok se dva pristupa ističu i najviše koriste, a to su bottom-up i Top-down pristupi. Kod bottom-up pristupa kreće se od toga da se mreža sastoji od više manjih dijelova, odnosno da velika mreža nastaje od mnogo manjih dijelova odnosno struktura koje se mogu međusobno povezati u tu jedinstvenu veliku mrežu.

Kod bottom-up pristupa postoje te ih je potrebno razlikovati:

- klike,
- n–klike,
- n–klanove i
- k–plexove

Klike

U društvenoj mreži može se pretpostaviti da svaki član mreže zna svakog drugog člana mreže. Klike se može definirati kao podskup vrhova takav da je svaki vrh u podskupu povezan s bridom [13]. Također, klike se može definirati kao podskup mreže gdje su članovi tog podskupa međusobno više povezani nego što su povezani s ostalima članovima mreže. Ako se gledaju geodetske udaljenosti, kod ne težinskih grafova udaljenost između svaka dva čvora je 1. Kod težinskih grafova ta analogija ne vrijedi te je potrebno uvesti kriterije po kojima će se gledati klike. [9]



Slika 9: klike (Izvor: [1] prema [21])

N-klike

Strogo gledana definicija klike gdje je svaki član mreže na neki način povezan sa svim drugim članovima mreže (direktno ili indirektno) možda je prestroga za neke situacije. Općenitije možemo pristupiti navedenom da člana mreže stavimo kao člana klike ako je povezan sa svakim drugim članom klike na ne većoj udaljenosti od nekog proizvoljnog broja. Takav, općenitiji, pristup definira se kao N-klika gdje N označava proizvoljan broj maksimalne duljine puta koji je dozvoljen gledanom članu do drugog člana klike. Problem koji se javlja kod N-klika gdje je $N > 1$ je da se može javiti potencijalno neželjeno svojstvo gdje su neki članovi klike povezani s drugim članovima klike preko članova mreže koji nisu dio gledane klike. [13]

N-klan

Spominjući potencijalni problem koji se može javiti kod N-klika, svojstvo N-klana to „rješava”. N-klan se može definirati kao N-klika u kojoj se sve veze među članovima N-klike odvijaju samo kroz članove te N-klike. [13]

K-plexes

K-plexes je ovdje posljednje spomenuta podstruktura. Ovaj, alternativni pristup se temelji na tome da akter mreže pripada klici to jest da je njezin član ako ima barem $n-k$ direktnih veza s ostalim članovima klike. [22]

Kada se gledaju pristupi K-plex te N-klika može se primijetiti kako su oni slični te da imaju dosta toga zajedničkog, međutim kada se analizira k-plex pristup, on često daje sasvim drugačiju sliku podstrukture grafa od N-klika. Umjesto velikih grupacija koje ponekad proizvodi N-klika analiza, kod K-plex analize nastoji se pronaći veći broj manjih grupacija.

Na početku sam spomenuo kako je jedan od pristupa i top-down pristup. Za razliku od bottom-up pristupa, kod top-down pristupa kreće se od suprotne pretpostavke, odnosno kod top-down pristupa kreće se od cijele jedinstvene mreže te se traže određene „slabosti” mreže, to jest mjesta gdje se mreža može razdvojiti u više manjih struktura. Kod bottom-up pristupa pozornost se usmjerava ka tome da se prepoznaju temeljni procesi prema kojima akteri mreže grade tu istu mrežu. Ovaj pristup se više usmjerava na to kako se razvijaju procesi na razini grupne selekcije te kakva su ograničenja pod kojima akteri grade mrežu. Te slabosti, odnosno mjesta na kojima se mreža može razdvojiti na manje dijelove se mogu naći na razne načine, a neki od njih su dalje navedeni. [23]

Kod top-down pristupa imamo:

- komponente,
- blokovi,
- točke prekida,
- lambda skupovi i
- frakcije

Komponente

Komponente grafa su zapravo podgrafovi koji su povezani unutar podgrafa, međutim nisu povezani između drugih podgrafova. Moglo bi se reći kako su komponente „grafovi unutar grafova”, drugim riječima svaki od tih podgrafova bi se mogao gledati zasebno te nije povezan s drugim podgrafom. Zanimljive komponente su one komponente koje dijele mrežu na zasebne dijelove, a gdje svaki dio ima nekoliko aktera koji su međusobno povezani, bez obzira kako i koliko su povezani [23]. To je jedan zanimljivi način pronalaženja „slabosti” u grafu jer promatrajući mreže možemo vidjeti kako su akteri u nekim dijelovima (komponente) jače povezani te se takve dijelove mreže može i zasebno gledati jer se sastoje od međusobno povezanih aktera, međutim ti akteri su slabo povezani ili nisu povezani s ostalim akterima mreže.

Nadalje, za usmjerene grafove se mogu definirati dvije različite vrste komponenti. Slaba komponenta koja se definira kao skup čvorova koji su povezani, bez obzira koji je smjer veza te jaka komponenta koja zahtijeva postojanje usmjerenog puta od aktera A do aktera B kako bi se ti akteri nalazili u istoj komponenti. [23]

Blokovi i točke prekida

Još jedan zanimljivi način pronalaženja „slabosti” u grafu je način blokova i točaka prekida. Naime, razmišljajući možemo si postaviti pitanje ukoliko zamislimo društvenu mrežu u kojoj manji broj aktera povezuje više drugih aktera koji inače ne bi bili povezani, da li bi takve aktere mogli smatrati „slabostima” tog grafa, odnosno mreže te da li bi uklanjanjem njih iz društvene mreže dobili više nepovezanih dijelova. Pronalaženjem takvih „točki prekida” možemo smatrati kako su ti akteri važni u društvenoj mreži iz razloga što oni mogu djelovati kao posrednici između nepovezanih skupinama. Dijelovi na koje takve točke prekida dijele graf nazivaju se blokovi. [23]

Lambda skupovi i frakcije

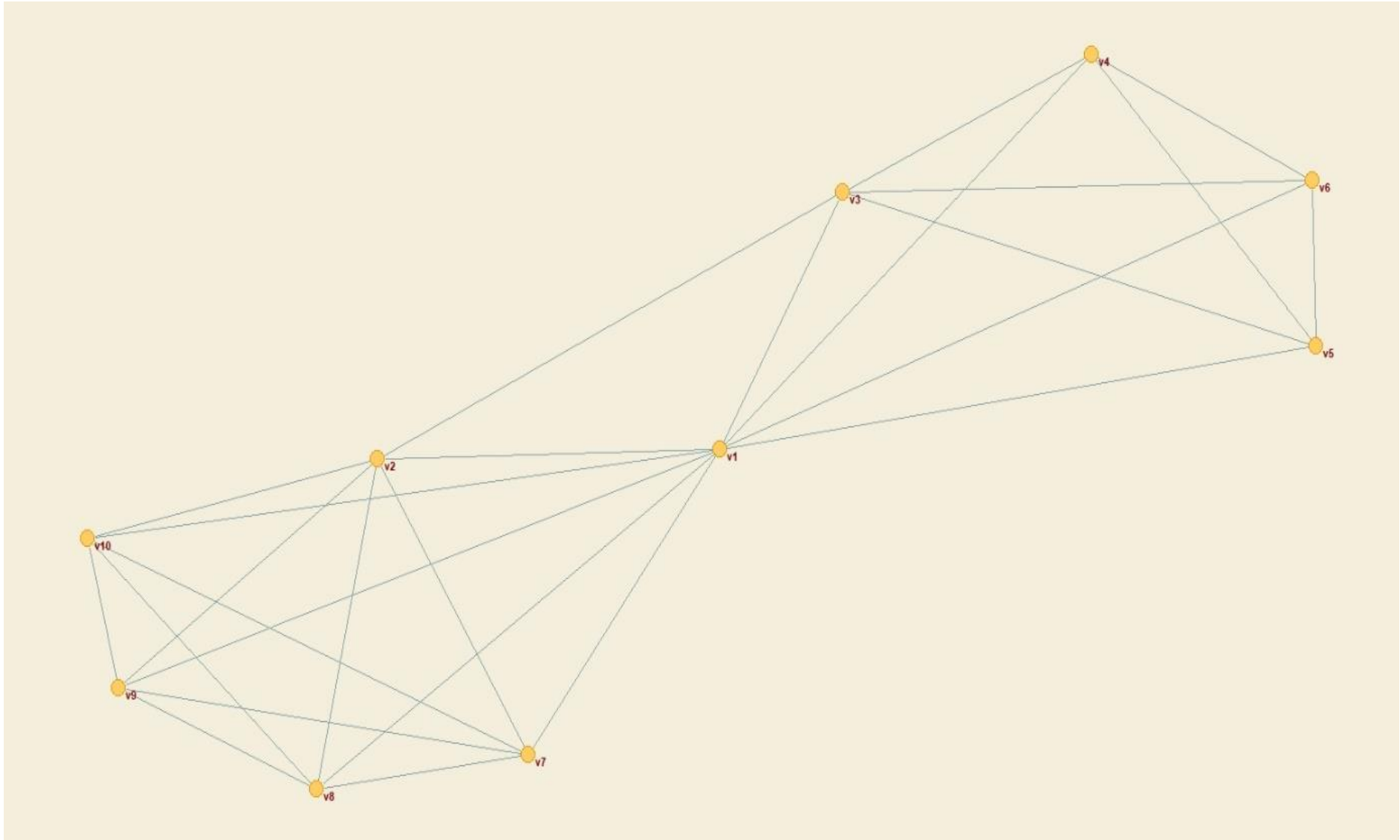
Slično točkama prekida, može se također zapitati da li postoje veze koje ako se maknu iz mreže rezultira nepovezanim strukturama. Takav pristup se naziva lambda skup te se on odnosi na to da se u mreži rangira svaki od odnosa unutar nje na način da se identificira količina protoka među akterima u mreži koji prolazi kroz svaku vezu. Sljedeći korak je da se identificiraju skupovi odnosa koji kada bi se maknuli u velikoj mjeri poremetili protok među svim akterima. [23]

Prema [23] frakcije možemo zamisliti kao neko društvo gdje su svi članovi jako povezani s ostalim članovima svoje subpopulacije, međutim među subpopulacijama nema povezanosti što je korisna referentna točka pri procjeni frakcionalizacije u toj populaciji. Dalje, kada bi se svi takvi članovi svake frakcije stavili u retke i stupce matrice, vidio bi se obrazac gdje su sve veze među akterima unutar frakcije prisutne dok između aktera različitih frakcija te veze ne bi bile prisutne.

6. Objašnjenje mjera centraliteta na primjeru

U ovom poglavlju temeljem jednog primjera društvene mreže pojasniti ću pobliže mjere centraliteta. U primjeru koji slijedi, društvena mreža je napravljena proizvoljno u programu Pajek. Radeći navedeni primjer vodio sam se mišlju kako bi izgledala društvena mreža neke hijerarhijske organizacije u kojoj postoji glavna osoba, voditelji odjela ili ogranaka te naposljetku i članovi odjela odnosno ogranaka.

Ovim primjerom analizirati ću manju društvenu mrežu, to jest proizvoljno izrađenu mrežu s manjim brojem aktera i veza kako bi se mjere centraliteta mogle lakše objasniti te što one znače za analizu gledane društvene mreže. Osim što ću izračunati mjere centraliteta kako za cijelu mrežu tako i za svakog aktera iste ću interpretirati u skladu s izrađenom društvenom mrežom u programu Pajek tako što ću interpretirati što svaka pojedina mjera centraliteta znači za aktere u mreži pa tako i za cijelu mrežu. Na kraju interpretacije mjera centraliteta prema društvenoj mreži iz primjera također ću iznijeti nekoliko zaključaka o samoj mreži.



Slika 10: Društvena mreža (vlastita izrada u programu Pajek)

Gledajući mrežu sa slike 10 možemo vidjeti kako se ta mreža sastoji od ukupno 10 aktera i 26 veza među njima. S obzirom na komponente povezanosti, zaključujemo kako se radi o povezanoj mreži. Na vezama nije označena „težina“ te veze nisu usmjerene pa se stoga radi o neusmjerenom ne težinskoj mreži. Kako je u radu spomenuto, kod neusmjerenih ne težinskih mreža gustoća takve mreže se računa prema formuli

$$D((V, A)) = \frac{2M}{N(N - 1)}$$

Također, u radu je objašnjeno kako M označava broj veza u mreži dok N označava broj aktera u mreži, što znači kako gustoća prikazane mreže iznosi 0.578. Navedeni rezultat se dobio uvrštavajući podatke u gornju formulu pa je ona glasila:

$$D = \frac{2 \times 26}{10(10 - 1)} = \frac{52}{90} = 0.578$$

Sljedeće što ćemo izračunati je matrica susjedstva.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	Label
1.	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v1
2.	#	.	#	.	.	.	#	#	#	#	v2
3.	#	#	.	#	#	#	v3
4.	#	.	#	.	#	#	v4
5.	#	.	#	#	.	#	v5
6.	#	.	#	#	#	v6
7.	#	#	#	#	#	v7
8.	#	#	#	.	#	#	v8
9.	#	#	#	#	.	#	v9
10.	#	#	#	#	#	.	v10

Slika 11: Matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek)

Promatrajući matricu susjedstva kao što i njen sam naziv govori, gledamo zapravo povezanost aktera u mreži, bolje rečeno njihove direktne povezanosti nekom vezom. Iako je grafički prikazana mreža pomoću grafa možda prirodanija i lakša za analizu to je slučaj kod manjih mreža gdje nema puno aktera i veza. Mreža iz primjera ima 10 aktera i 26 veza što je poprilično lako za analizirati tko je s kim povezan, međutim kada bi bila prikazana mreža sa

stotinama aktera (da ne govorimo o tisućama ili milijunima aktera) i tisućama veza i jednostavna analiza iste poput analize tko je s kim povezan bila bi izrazito teška i naporna. Gledajući matricu susjedstva (kao i sve ostale matrice kod analize društvenih mreža), naprotiv brzo i jednostavno možemo odrediti povezanost aktera. U mojem primjeru vrlo lako i jednostavno možemo vidjeti primjerice kako je akter *v1* povezan sa svim ostalim akterima mreže, dok je recimo akter *v5* osim s akterom *v1*, direktno povezan još s akterima *v3*, *v4* i *v6*. Sljedeća prikazana matrica je sociomatrica. S obzirom kako se u primjeru radi o neusmjerenom ne težinskom grafu te nema ulaznih i izlaznih veza nego se one gledaju kao dvosmjerne, sociomatrica je ista kao i matrica susjedstva.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Label
1.	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	v1
2.	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	v2
3.	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	v3
4.	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	v4
5.	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	v5
6.	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	v6
7.	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	v7
8.	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	v8
9.	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	v9
10.	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0	v10

Slika 12: Sociomatrica (vlastita izrada u programu Pajek)

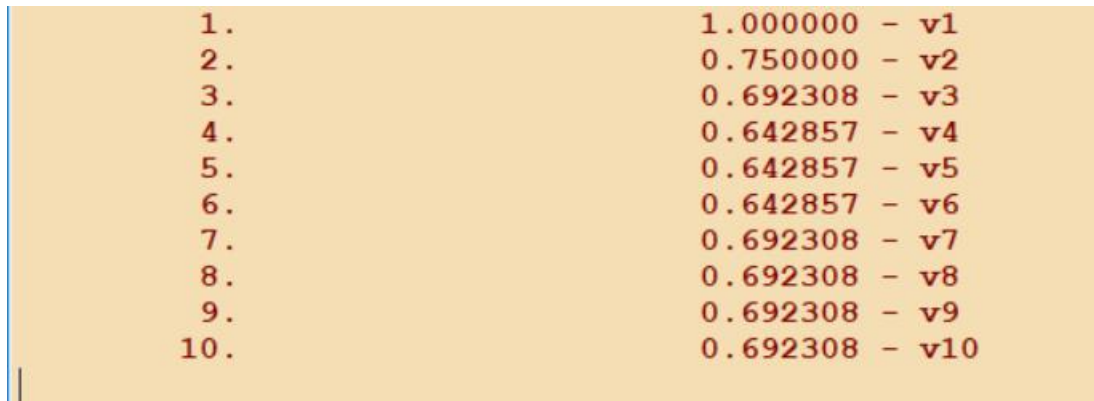
1.	9 - v1
2.	6 - v2
3.	5 - v3
4.	4 - v4
5.	4 - v5
6.	4 - v6
7.	5 - v7
8.	5 - v8
9.	5 - v9
10.	5 - v10

Slika 13: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek)

Gledajući matricu stupnja centraliteta primjećujemo kako najveći stupanj centraliteta ima akter *v1* i to stupanj 9. S obzirom kako je broj aktera u mreži 10, to znači da je akter *v1*

povezan sa svim ostalim akterima u mreži. Sljedeći po redu je akter v2 koji ima stupanj centraliteta 6, odnosno povezan je s 6 drugih aktera u mreži.

Iduće što ćemo pogledati je centralitet blizine. U programu Pajek je za mrežu iz ovog primjera izračunati centralitet blizine za cijelu mrežu te ona iznosi 0.67525183. Nastavno, na slici 14 možemo vidjeti centralitet blizine za svakog pojedinog aktera u mreži.



1.	1.000000	- v1
2.	0.750000	- v2
3.	0.692308	- v3
4.	0.642857	- v4
5.	0.642857	- v5
6.	0.642857	- v6
7.	0.692308	- v7
8.	0.692308	- v8
9.	0.692308	- v9
10.	0.692308	- v10

Slika 14: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek)

Iz navedene slike (slika 14) vidi se da najveći centralitet blizine ima akter v1 što znači da je taj akter najbliži svim drugim akterima u mreži. Drugim riječima, akter v1 ima najbrži pristup svim ostalim akterima u mreži. To se može također vidjeti gledajući graf mreže u tome što je akter v1 direktno povezan vezom sa svakim drugim akterom u mreži. Drugi najveći centralitet blizine ima akter v2. Uspoređujući stupanj centraliteta i centralitet blizine možemo zaključiti kako akteri koji u mreži imaju veći stupanj centraliteta isto tako će imati i veći centralitet blizine. Tako promatrajući centralitete blizine pojedinih aktera možemo zaključiti koji akteri su povezani s drugim akterima direktnom vezom. Mali centralitet blizine znači da je akter slabo povezan u mreži, odnosno da je direktno povezan s manjim brojem aktera mreže no to ne znači istovremeno da kako nije povezan s drugim akterima nego je moguće povezan indirektno, preko drugih aktera mreža. Primjerice, gledajući graf mreže našeg primjera, akter v6 nije direktno povezan s akterom v2, međutim povezan je indirektno preko aktera v1 ili v3.

Iduće što je izračunato pomoću programa Pajek je centralitet međupovezanosti za cijelu mrežu te on iznosi 0.41975309. Gledajući prema akterima, centralitet međupovezanosti svakog aktera je prikazan na sljedećoj slici:

1.	0.430556	- v1
2.	0.055556	- v2
3.	0.041667	- v3
4.	0.000000	- v4
5.	0.000000	- v5
6.	0.000000	- v6
7.	0.000000	- v7
8.	0.000000	- v8
9.	0.000000	- v9
10.	0.000000	- v10

Slika 15: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek)

Iz prikazanog možemo zaključiti kako najveću međupovezanost ponovno ima akter *v1* dok ga slijede akteri *v2* i *v3*, a ostali akteri u mreži imaju centralitet međupovezanosti 0. Navedena mjera nam govori o tome kakav je protok informacija unutar mreže, koji akter u mreži ima najveći „pristup“ informacijama. Kako je spomenuto u poglavlju s grafovima za svaki par čvorova, u ovom slučaju aktera, koji su međusobno povezani indirektnom vezom postoji najkraći put koji se gleda ili najmanjim brojem aktera između ta dva promatrana aktera ili u težinskom grafu (mreži), putu s najmanjim zbrojem tih težina. Iz prikazanog centraliteta međupovezanosti mreže iz primjera znači da kroz akter *v1* prolazi najviše puteva između neka druga dva aktera. Posljedica toga je da kroz taj akter prolazi najviše informacija u mreži te ga se može smatrati važnim akterom u mreži, a ako pogledamo razliku između aktera *v1* i aktera *v2* i *v3* vidimo da ima daleko veći stupanj međupovezanosti pa je samim time i daleko važniji akter od spomenutih.

Na početku ovog poglavlja sam spomenuo kako sam se izrađujući ovaj primjer vodio time kako bi izgledala društvena mreža neke hijerarhijske organizacije. Sada, nakon prikaza mjera centraliteta u analizi te društvene mreže i bez ikakvog znanja o kakvoj mreži se radi u smislu strukture iste i odnosa među akterima može se zaključiti sljedeće:

1. Da je akter *v1* glavni i najvažniji akter mreže jer smo vidjeli da ima najveći stupanj centraliteta, odnosno s najviše drugih aktera mreže je povezan direktnom vezom (u mojem primjeru sa svim ostalim 9 aktera je povezan direktno). Također, ima daleko najveći stupanj međupovezanosti što znači da komunikacija ili uspostava kontakta između neka dva aktera u mreži u većini slučajeva prolazi kroz taj akter, odnosno taj akter je posrednik u toj komunikaciji. Iz tog razloga ga se također može smatrati vrlo važnim, to jest najvažnijim akterom u mreži što dovodi do toga da je akter *v1* (tko god bio on) u toj organizaciji glavna osoba.

2. Da su akteri v_2 i v_3 sljedeći po redu u važnosti za organizaciju. Dok se za aktera v_2 može zaključiti ponovno i po stupnju centraliteta kao i centraliteta blizine i centraliteta međupovezanosti, to isto za aktera v_3 i nije tako jednostavno. Gledajući stupanj centraliteta aktera vidi se kako akter v_3 dijeli isti stupanj centraliteta kao i više drugih aktera u mreži. Isto tako, akter v_3 ima isti centralitet blizine kao više drugih aktera u mreži, međutim ako pogledamo centralitet međupovezanosti vidimo kako taj akter ima centralitet međupovezanosti jednak 0.041667 dok ostali akteri u mreži koji su po drugim mjerama bili isti kao i akter v_3 imaju centralitet međupovezanosti 0. Iz navedenog se može zaključiti kako je akter v_3 važan u mreži jer preko njega prolaze neke informacije, odnosno djeluje kao posrednik u komunikaciji između neka dva aktera u mreži dok za ostale aktere koji, gledajući druge mjere bili isti, to ne vrijedi. U nekom hijerarhijskom smislu dakle, aktere v_2 i v_3 možemo smjestiti ispod aktera v_1 dok ostale aktere možemo smjestiti ispod navedena dva aktera.
3. Gledajući matricu susjedstva može se primijetiti kako su određeni akteri međusobno direktno povezani ali nisu povezani s drugim akterima. Mogu se primijetiti dvije „grupe“. Ako bi se iz mreže maknuo akter v_1 koji je povezan sa svima te ako bi se prekinula veza između aktera v_2 i v_3 mreža bi se podijelila u 2 mreže s akterima koji su unutar svoje mreže međusobno povezani ali nisu nikako povezani s bilo kojim akterom druge mreže. Ovdje možemo doći do zaključka kako bi akteri v_2 i v_3 u početnoj mreži bili neki „voditelji“ tih podmreža. U realnosti neki voditelji odjela u tvrtci ili ruteri koji spajaju uređaje u nekoj kućnoj mreži s internetom.

7. Primjena SNA na društvenoj mreži kioska tiska

U ovom poglavlju primijeniti ću SNA na stvarnom primjeru. Kroz teorijski dio mogli smo vidjeti kako se akteri i veze u društvenim mrežama najviše odnose na aktere koji predstavljaju ponajprije ljude i neke odnose među njima. Međutim, također je spomenuto kako društvena mreža nije ograničena samo na živa bića nego akteri mogu biti države, kompanije, serveri i slično. S obzirom kako analizom društvene mreže zapravo analiziramo odnos među akterima, bilo na nekoj mikro razini (manjem dijelu mreže ili čak samo između dva aktera mreže), bilo na makro razini („ponašanje” mreže kao cjeline) možemo reći kako jedino na što moramo paziti kod aktera je da imaju ista svojstva, odnosno pripadaju istom skupu. Kako je već poprilično jasno da akteri mogu biti „bilo što” s istim svojstvom, tako i vezom u društvenoj mreži možemo smatrati bilo kakav odnos koji povezuje aktere, od uspostave kontakata među osobama kao što je prvotno gledao Moreno, broja dnevnih migranata među državama pa do nekih više apstraktnijih odnosa.

Motivacija i razmišljanje kojim sam se vodio prilikom izrade ovog istraživačkog dijela diplomskog rada je da li se analiza SNA može primijeniti te imati koristi od nje u donošenju odluka u situacijama gdje te odluke nisu donošene temeljem nekih društvenih aspekata nego su odluke temeljene na „brojkama”. Tako u ovom radu neću analizirati društvenu mrežu sastavljenu od aktera koji bi predstavljali osobe i neki odnos među njima nego ću analizirati društvenu mrežu koja je izrađena od aktera koji predstavljaju kioske tiska na kojima je moguće poslati/zaprimiti paket u Krapinsko-zagorskoj županiji dok veze među njima predstavljaju geografsku udaljenost između njih. Jedno od temeljnih pitanja na koja ću pokušati odgovoriti primjenom SNA nad društvenom mrežom kioska je koji kiosk u mreži je najbolji izbor za centralni odnosno glavni kiosk u Krapinsko-zagorskoj županiji?

Naime, u situacijama gdje ljudi šalju pakete iz županije u županiju bilo bi poprilično neekonomično kada bi isto dostavno vozilo prevozilo samo jedan paket od kioska u recimo Istarskoj županiji u neki kiosk u Krapinsko-zagorskoj županiji, odnosno kako bi ta dostava bila decentralizirana. S ekonomske strane, kao i organizacijske puno je bolje kada postoji centralni kiosk do kojeg dolazi sav promet (u smislu paketa ili novih brojeva novina) iz drugih županija, ili gledano u našem smislu mreža, iz drugih mreža te se zatim dalje distribuira unutar županije.

Sljedeće pitanje koje si ovdje postavljam je postoji li kiosk, ili više njih, nad kojim je moguće provesti mjere štednje, a koje ne bi uvelike utjecale u vidu poteškoća u kvaliteti pružene usluge?

Zadnje pitanje na koje ću pokušati odgovoriti u svojem radu je da li su odgovori prethodna dva pitanja realna i praktična? Naime, nakon davanja odgovora na prethodna dva

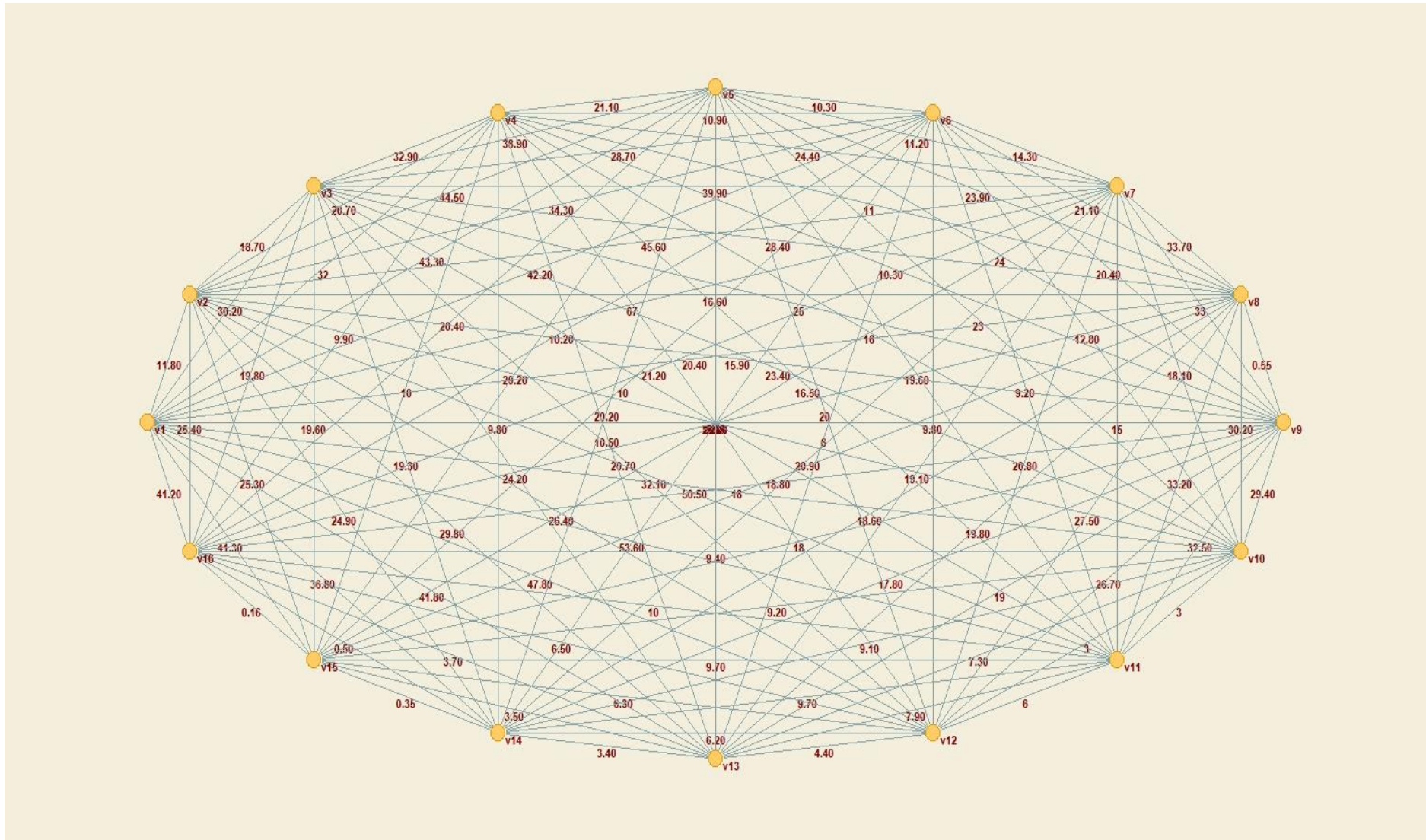
pitanja, izraditi ću novu, ovaj put težinski usmjerenu mrežu kioska tiska u kojoj će kao početni akter biti, rezultatima analize dobiveni, najudaljeniji kiosk. Završni akter u toj mreži će biti, rezultatima analize dobiveni, centralni kiosk. Zatim ću provesti analizu takve mreže u vidu najkraćeg puta između njih, odnosno isplativosti kretanja kroz mrežu između ta dva kioska.

Kao što sam na početku poglavlja rekao, mreža koju sam izradio i koju ću promatrati te naposljetku i analizirati je sačinjena od aktera koje čine kiosci te veza među njima koje predstavljaju geografske udaljenosti među njima. Lokacije kioska uzete su iz javno dostupne interaktivne karte s internet stranice tiska [24]. Geografske udaljenosti izračunate su pomoću google karte. Kako je od kioska do kioska moguće doći pomoću više puteva kao udaljenosti uzimao sam udaljenosti ruta čije je vrijeme najkraće u trenutku provjere. Kako bi prikupljeni podaci bili što relevantniji te manje podložni gustoći prometa, uzeti su u večernjim satima zbog manjeg intenziteta prometa te je time mogućnost utjecaja gustoće prometa na brzinu rute smanjena na minimum. Nadalje, tijekom prikupljanja podataka pojavljivale su se rute između kioska koje čije je vrijeme prolaska bilo identično te su u toj situaciji uzete kraće rute. U nastavku će biti prikazane dvije mreže s istim akterima s različitim situacijama. U jednoj će mreža biti u potpunosti povezana gdje su svi akteri međusobno povezani, dok u drugoj situaciji neće svi akteri biti povezani sa svima nego je proizvoljno uzeta udaljenost od 20 kilometara kao uvjet povezanosti aktera. Naime, kako sam kroz poglavlje postavio pitanja da li je moguće odrediti kiosk koji bi bio centralni u Krapinsko-zagorskoj županiji te nad kojim kioskom bi se mogle provesti mjere štednje bez pada kvalitete pružene usluge, to nije moguće odrediti primjenom SNA ukoliko su svi akteri u mreži međusobno direktno povezani. Udaljenost od 20 kilometara kao uvjet direktne povezanosti aktera je uzeta proizvoljno, gledajući cjelobrojnu aritmetičku sredinu udaljenosti. U nastavku u tablici 1 vidimo detalje entiteta od kojih će biti sastavljena društvena mreža.

Naziv kioska u mreži	Mjesto kioska	Adresa kioska	Geografska širina i dužina kioska
V1	HUM NA SUTLI	HUM NA SUTLI 157	46° 13' 21.471" 15° 41' 58.1244"
V2	PREGRADA	TRG GOSPE KUNAGORSKE 4	46° 9' 52.0092" 15° 45' 2.0442"
V3	KLANJEC	LIJEPE NAŠE 31	46° 2' 59.7726" 15° 44' 24.7776"
V4	SVETI ZAČRETJE KRIŽ	VRANKOVEC 1	46° 5' 17.7246" 15° 54' 38.6166"
V5	ZLATAR	TRG SLOBODE 25	46° 5' 29.364" 16° 4' 39.9138"

V6	BEDEKOVČINA	TRG STJEPANA RADIĆA 9	46° 2' 32.3664" 15° 59' 45.8154"
V7	MARIJA BISTRICA	NOVA CESTA 1	46° 0' 14.0034" 16° 7' 6.7146"
V8	KRAPINA	TRG LJUDEVITA GAJA 8	46° 9' 50.5758" 15° 52' 11.3226"
V9	KRAPINA	TRG A. STARČEVIĆA 3	46° 9' 35.4636" 15° 52' 22.0836"
V10	STUBIČKE TOPLICE	VIKTORA ŠIPEKA 25	45° 58' 38.5962" 15° 55' 58.098"
V11	DONJA STUBICA	TOPLIČKA 5	45° 58' 50.1126" 15° 58' 6.081"
V12	OROSLAVJE	ORO TRG 1	45° 59' 46.4382" 15° 54' 53.6256"
V13	ZABOK	BRAČAK BB	46° 1' 3.993" 15° 56' 20.1546"
V14	ZABOK	MATIJE GUPCA 53	46° 1' 33.3654" 15° 54' 17.9424"
V15	ZABOK	ZIVTOV TRG 10	46° 1' 27.8256" 15° 54' 15.5622"
V16	ZABOK	ULICA JOSIPA BROZA TITA 25	46° 1' 22.872" 15° 54' 20.4582"

Tablica 1: Popis kioska tiska (Izvor: vlastita izrada)



Slika 16: Društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek)

Kao i kod primjera u teorijskom dijelu rada i ovdje ću krenuti s osnovnim karakteristikama mreže. Društvena mreža prikazana na slici 16 broji 16 aktera te ukupno 120 veza. S obzirom na komponente povezanosti, zaključujemo kako se radi o povezanoj mreži. S obzirom kako veze imaju težinu, a vidimo kako veze nisu usmjerene (pošto se radi o cestovnim rutama, istima je moguće prolaziti u oba smjera), možemo reći kako se ovdje radi o težinski neusmjerenoj mreži. Kako se radi o neusmjerenoj mreži, gustoću iste računamo prema formuli:

$$D((V, A)) = \frac{2M}{N(N - 1)}$$

Uvrštavanjem M (broj veza) i N (broj aktera) dobivamo kako je gustoća mreže 1. Naime, pošto su u mreži svi akteri međusobno direktno povezani mogli smo odmah zaključiti gustoću iste i bez uvrštavanjem u formulu. Nadalje, matrica susjedstva za gledanu mrežu izgleda ovako:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	Label
1.	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v1
2.	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v2
3.	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v3
4.	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v4
5.	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v5
6.	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v6
7.	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v7
8.	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	v8
9.	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	v9
10.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	v10
11.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	v11
12.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	#	v12
13.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	v13
14.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	v14
15.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	v15
16.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	v16

Slika 17: Matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek)

S obzirom kako je mreža u potpunosti povezana te su svi akteri međusobno povezani, matrica susjedstva je simetrična. Ovdje se mogu na trenutak vratiti na pitanje zašto su matrice

pogodne za analizu kod kako grafova tako i mreža. Iako je grafički prikaz mreže možda „ugodniji oku”, kada bi trebali brzo odgovoriti na pitanje da li su svi akteri međusobno direktno povezani, ili s kojim sve akterima je gledani akter direktno povezan, bilo bi izazovno to odrediti gledajući grafički prikaz mreže zbog nepreglednosti koja nastaje u gustoj mreži. Ovdje gledamo relativno malen broj veza, u mrežama s tisuću ili više veza odgovoriti na neka takva bazična pitanja gledajući grafički prikaz mreže bilo bi gotovo pa nemoguće. Za razliku od toga, gledajući matricu susjedstva vrlo lako i brzo možemo odgovoriti na ta pitanja, bez obzira na broj veza u mreži. Također, možemo primijetiti kako su u matrici dijagonalno „točke”. To znači kako u mreži nema petlji, odnosno akteri nisu povezani „sami sa sobom”.

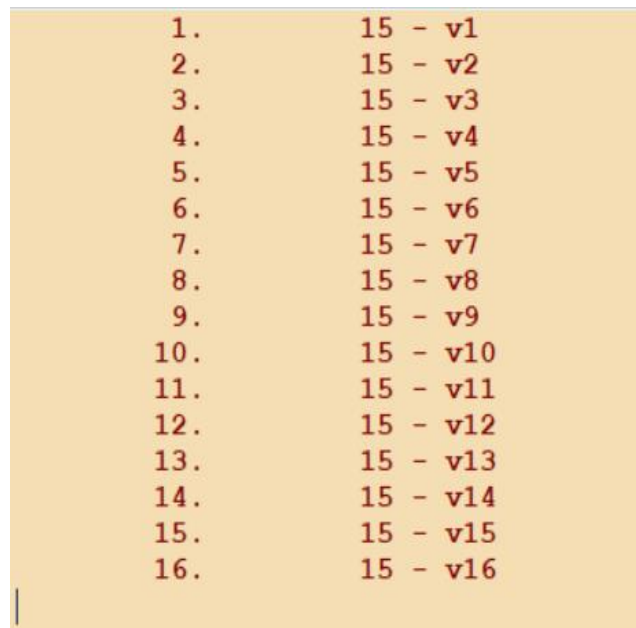
Dalje možemo vidjeti sociomatricu, odnosno matricu veza. Kako se ovdje radi o težinskoj mreži sociomatrika neće biti ista kao matrica susjedstva već će biti ispunjena težinama veza među akterima. Sociomatricu možemo vidjeti na slici 18.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Label
1.	0.00	11.80	30.20	32.00	43.30	42.20	67.00	20.40	20.40	50.50	53.60	47.80	41.80	36.80	41.30	41.20	v1
2.	11.80	0.00	18.70	20.70	44.50	34.30	45.60	16.60	15.90	29.10	32.10	26.40	29.80	24.90	25.30	25.40	v2
3.	30.20	18.70	0.00	32.90	38.90	28.70	39.90	28.40	25.00	23.40	26.40	20.70	24.20	19.30	19.60	19.80	v3
4.	32.00	20.70	32.90	0.00	21.10	10.90	24.40	11.00	10.30	16.00	16.50	13.00	10.50	9.80	10.00	9.90	v4
5.	43.30	44.50	38.90	21.10	0.00	10.30	11.20	23.90	24.00	23.00	19.60	20.00	16.30	20.20	20.20	20.40	v5
6.	42.20	34.30	28.70	10.90	10.30	0.00	14.30	21.10	20.40	12.80	9.20	9.80	6.00	9.90	10.00	10.20	v6
7.	67.00	45.60	39.90	24.40	11.20	14.30	0.00	33.70	33.00	18.10	15.00	20.80	19.10	20.90	21.00	21.20	v7
8.	20.40	16.60	28.40	11.00	23.90	21.10	33.70	0.00	0.55	30.20	33.20	27.50	19.80	18.60	18.80	18.70	v8
9.	20.40	15.90	25.00	10.30	24.00	20.40	33.00	0.55	0.00	29.40	32.50	26.70	19.00	17.80	18.00	18.00	v9
10.	50.50	29.10	23.40	16.00	23.00	12.80	18.10	30.20	29.40	0.00	3.00	3.00	7.30	9.10	9.20	9.40	v10
11.	53.60	32.10	26.40	16.50	19.60	9.20	15.00	33.20	32.50	3.00	0.00	6.00	7.90	9.70	9.70	10.00	v11
12.	47.80	26.40	20.70	13.00	20.00	9.80	20.80	27.50	26.70	3.00	6.00	0.00	4.40	6.20	6.30	6.50	v12
13.	41.80	29.80	24.20	10.50	16.30	6.00	19.10	19.80	19.00	7.30	7.90	4.40	0.00	3.40	3.50	3.70	v13
14.	36.80	24.90	19.30	9.80	20.20	9.90	20.90	18.60	17.80	9.10	9.70	6.20	3.40	0.00	0.35	0.50	v14
15.	41.30	25.30	19.60	10.00	20.20	10.00	21.00	18.80	18.00	9.20	9.70	6.30	3.50	0.35	0.00	0.16	v15
16.	41.20	25.40	19.80	9.90	20.40	10.20	21.20	18.70	18.00	9.40	10.00	6.50	3.70	0.50	0.16	0.00	v16

Slika 18: Sociomatrika (vlastita izrada u programu Pajek)

Sada pomoću ovako prikazane sociomatrice također vrlo lako možemo odrediti težine veza kojima su povezani akteri u mreži, odnosno u mojem slučaju cestovnim udaljenostima (u kilometrima) između bilo koja dva kioska u Krapinsko-zagorskoj županiji. Tako primjerice možemo iščitati kako je kiosk v1 udaljen 41.8 kilometara od kioska v13. Naravno, s obzirom kako je gledana mreža neusmjerena, vrijednosti u matrici su simetrične pa nije bitno da li

čitamo udaljenosti između kioska preko stupaca ili redova. Već analizom te pogledom na ovu sociomatricu možemo utvrditi i bez znanja o pravom nazivu kioska (bolje rečeno mjesta u kojem se nalaze) možemo reći kako su kiosci od v10 do v16 geografski relativno blizu jedan drugome jer su svi udaljeni unutar 10 kilometara jedan od drugoga te je to vrlo lako uočiti u sociomatrici kao četvrti kvadrant matrice. Po tome možemo reći kako se gotovo polovica kioska u Krapinsko-zagorskoj županiji nalaze u jednom manjem području dok su ostali raštrkani po ostatku županije. Uzimajući to u obzir već bi se sada možda dalo naslutiti kako bi se odgovor na postavljeno istraživačko pitanje s početka ovog poglavlja o kiosku koji bi mogao biti centralni kiosk u županiji mogao nalaziti među tim kioscima s obzirom kako se veći broj kioska na manjem području može interpretirati kao važno područje u županiji, odnosno neko administrativno središte ili najveći grad i slično. No, krenimo dalje s analizom. Sljedeće što ćemo izračunati su mjere centraliteta. Prvo što ćemo odrediti je stupanj centraliteta:



1.	15 - v1
2.	15 - v2
3.	15 - v3
4.	15 - v4
5.	15 - v5
6.	15 - v6
7.	15 - v7
8.	15 - v8
9.	15 - v9
10.	15 - v10
11.	15 - v11
12.	15 - v12
13.	15 - v13
14.	15 - v14
15.	15 - v15
16.	15 - v16

Slika 19: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek)

S obzirom da su u mreži svi akteri međusobno direktno povezani, svi oni imaju stupanj centraliteta jednak 15 te nam u ovom slučaju ova mjera ne pomaže pri analizi i pokušaju odgovaranja na pitanja koja sam postavio prije početka analize. Međutim, ono što ovdje možemo gledati je stupanj centraliteta baziran na težinama, a on izračunat izgleda ovako:

1.	580.300000	- v1
2.	401.100000	- v2
3.	396.100000	- v3
4.	249.000000	- v4
5.	356.900000	- v5
6.	250.100000	- v6
7.	405.200000	- v7
8.	322.450000	- v8
9.	310.950000	- v9
10.	273.500000	- v10
11.	284.400000	- v11
12.	245.100000	- v12
13.	216.700000	- v13
14.	207.450000	- v14
15.	213.410000	- v15
16.	215.060000	- v16

Slika 20: Stupanj centraliteta baziran na težinama (vlastita izrada u programu Pajek)

Sada imamo malo drugačiju situaciju. Ono što je na slici 20 prikazano je suma svih veza kojima je akter u mreži direktno povezan. Drugim riječima, u kontekstu izrađene društvene mreže to je suma svih udaljenosti ruta kioska prema svim drugim kioscima u županiji. Iz prikazanoga vidimo kako je kiosk *v1* (Hum na Sutli) ukupno kilometarski najudaljeniji dok je kiosk *v14* (Zabok) kilometarski najbliži. Kiosk u Hum na Sutli je najudaljeniji što znači da kada se zbroje udaljenosti do svih drugih kioska u mreži da suma je najveća što korespondira sa stvarnom situacijom s obzirom da Hum na Sutli graniči s Republikom Slovenijom ili bolje rečeno da je rubno mjesto u županiji dok smo vidjeli iz sociomatrice kako najveći broj kioska gravitira suprotnom kraju županije. Iz tog razloga ta suma svih udaljenosti do drugih kioska kod kioska *v14* koji se nalazi u Zaboku je najmanja. Ovdje možemo zaključiti kako kiosk u Humu na Sutli definitivno ne bi bio dobar kandidat za centralni kiosk dok bi kiosk *v14* u Zaboku bio poprilično dobar kandidat jer gledajući neki veći vremenski okvir, dostava, odnosno prolasci od njega prema drugim kioscima bi zahtijevala najmanju sumu prijeđenih kilometara.

S obzirom kako je mreža sačinjena od aktera koji su svi međusobno direktno povezani centralitet blizine i međupovezanosti su za sve aktere jednaki što možemo vidjeti na sljedeće dvije slike.

1.	1.000000	- v1
2.	1.000000	- v2
3.	1.000000	- v3
4.	1.000000	- v4
5.	1.000000	- v5
6.	1.000000	- v6
7.	1.000000	- v7
8.	1.000000	- v8
9.	1.000000	- v9
10.	1.000000	- v10
11.	1.000000	- v11
12.	1.000000	- v12
13.	1.000000	- v13
14.	1.000000	- v14
15.	1.000000	- v15
16.	1.000000	- v16

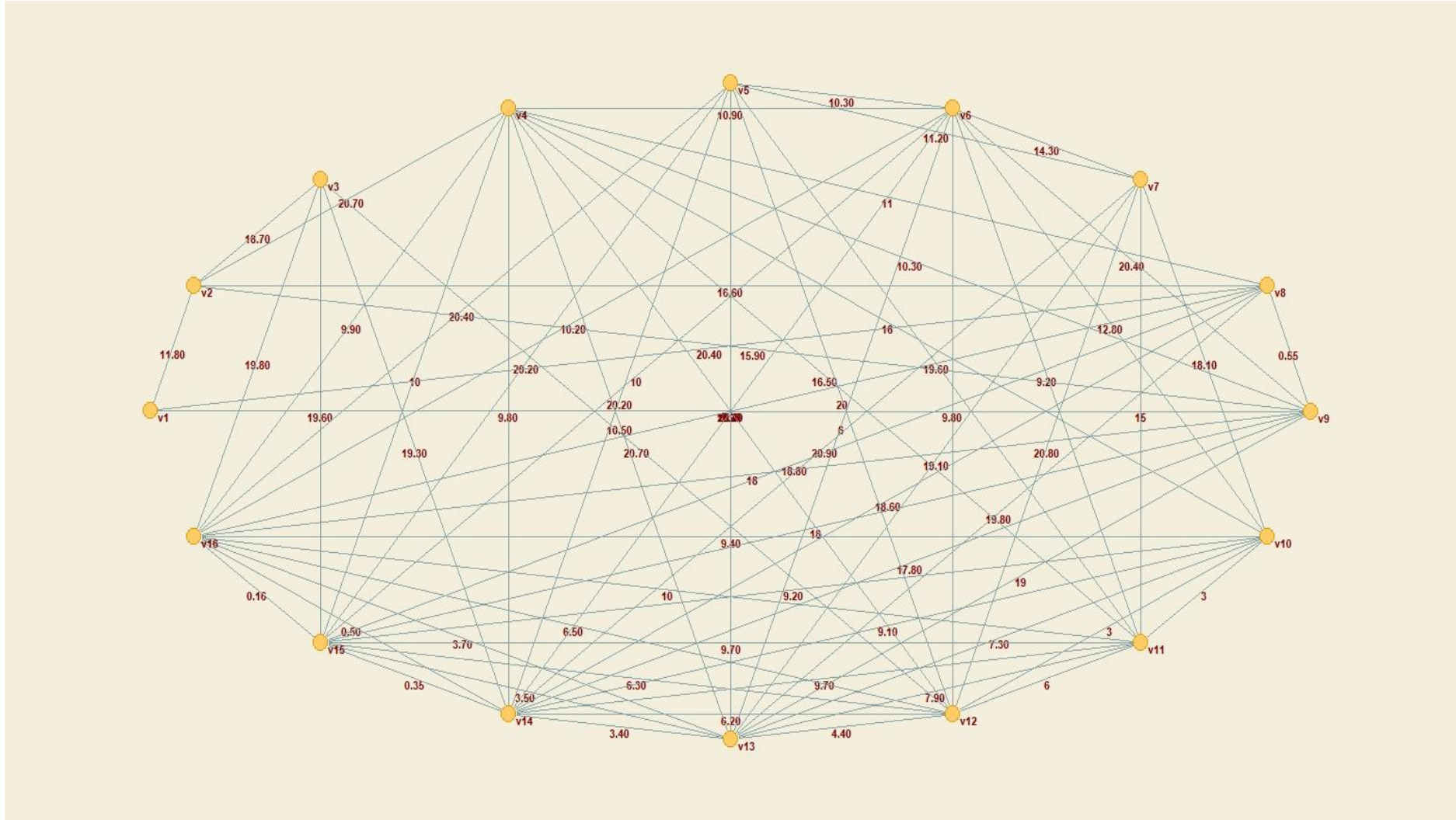
Slika 21: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek)

1.	0.000000	- v1
2.	0.000000	- v2
3.	0.000000	- v3
4.	0.000000	- v4
5.	0.000000	- v5
6.	0.000000	- v6
7.	0.000000	- v7
8.	0.000000	- v8
9.	0.000000	- v9
10.	0.000000	- v10
11.	0.000000	- v11
12.	0.000000	- v12
13.	0.000000	- v13
14.	0.000000	- v14
15.	0.000000	- v15
16.	0.000000	- v16

Slika 22: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek)

Pogledajmo sada drugu situaciju u kojoj ću malo modificirati postojeću društvenu mrežu uvodeći jedno pravilo, a to je da su akteri u mreži, odnosno kiosci, međusobno direktno povezani samo ukoliko su veze među njima težine manje od 21. Konkretno to znači da su u toj novoj modificiranoj mreži kiosci međusobno povezani ukoliko su im rute udaljene manje od

21 kilometar. Kao što sam na početku rekao ta vrijednost je proizvoljno uzeta ali temeljem izračunate aritmetičke sredine svih udaljenosti između aktera. Na originalnoj mreži smo vidjeli kako velik broj mjera centraliteta nema potrebe koristiti pri analizi s obzirom da su u mreži svi akteri međusobno direktno povezani. Ovu novu, modificiranu mrežu s dodanim uvjetom možemo interpretirati kao mrežu kojoj od početka ne želimo gledati direktne rute između dva kioska koje su dulje od 21 kilometar, odnosno možemo ih smatrati previše udaljenim za direktnu distribuciju paketa i ostale robe te irelevantne za analizu i pokušaj odgovaranja na početno postavljena pitanja. Takvu modificiranu društvenu mrežu možemo vidjeti na sljedećoj slici:



Slika 23: Modificirana društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek)

Kao i prethodne i ova mreža je povezana te kao i za prethodnu, originalnu mrežu i ovdje ćemo prvo izračunati njezinu gustoću. Kako se ponovno radi o neusmjerenoj mreži, gustoću računamo ponovno po formuli:

$$D((V, A)) = \frac{2M}{N(N - 1)}$$

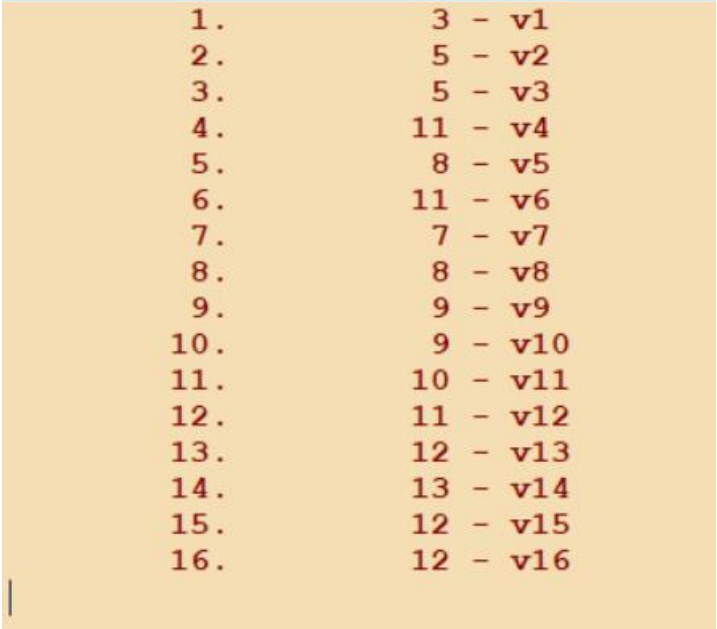
Sada u mreži imamo ponovno 16 aktera, međutim broj veza među njima se smanjio te sada iznosi 73. kada se ti podaci uvrste u formulu te se izračuna, dobiva se rezultat 0,608. Iz toga možemo zaključiti kako se sada radi o jednoj srednje gustoći mreži. Pogledajmo sada matricu susjedstva na slici 24

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	Label
1.	.	#	#	#	v1
2.	#	.	#	#	.	.	.	#	#	v2
3.	.	#	#	.	#	#	#	#	v3
4.	.	#	.	.	.	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	v4
5.	#	#	.	.	#	#	#	#	#	#	#	v5
6.	.	.	.	#	#	.	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	v6
7.	#	#	.	.	.	#	#	#	#	#	.	.	v7
8.	#	#	.	#	#	.	.	.	#	#	#	#	v8
9.	#	#	.	#	.	#	.	#	#	#	#	#	v9
10.	.	.	.	#	.	#	#	.	.	#	#	#	#	#	#	#	v10
11.	.	.	.	#	#	#	#	.	#	.	#	#	#	#	#	#	v11
12.	.	.	#	#	#	#	#	.	#	#	.	#	#	#	#	#	v12
13.	.	.	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	#	v13
14.	.	.	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	#	.	#	#	v14
15.	.	.	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	.	#	v15
16.	.	.	#	#	#	#	.	#	#	#	#	#	#	#	#	.	v16

Slika 24: matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek)

Sada, gledajući matricu susjedstva možemo vidjeti kako nisu svi akteri međusobno direktno povezani te s obzirom kako je uvjet direktne povezanosti bila udaljenost od manje od 21 kilometar iz matrice susjedstva odmah možemo vidjeti kako su akteri v1, v2 i v3 odnosno kiosci na Humu na Sutli, Pregradi i Klanjcu puno udaljeniji od drugih kioska u mreži dok opet vidimo kako je najudaljeniji kiosk onaj na Hum na Sutli jer je direktno povezan s najmanje

drugih kioska. Potpunu sliku povezanosti možemo vidjeti stupnjem centraliteta na sljedećoj slici:



1.	3 - v1
2.	5 - v2
3.	5 - v3
4.	11 - v4
5.	8 - v5
6.	11 - v6
7.	7 - v7
8.	8 - v8
9.	9 - v9
10.	9 - v10
11.	10 - v11
12.	11 - v12
13.	12 - v13
14.	13 - v14
15.	12 - v15
16.	12 - v16

Slika 25: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek)

Sada kada akteri nisu svi međusobno direktno povezani, analiza stupnja centraliteta ima više smisla. Kao što možemo vidjeti, najmanji (3) stupanj centraliteta ima kiosk u Hum na Sutli, dok najveći (13) ima kiosk v14 odnosno kiosk u Zaboku. Ukoliko se vratimo na trenutak na sociomatricu sa slike 18 gdje se mogla vidjeti manja udaljenost između aktera od v10 do v16 te sliku 20 gdje smo vidjeli sume udaljenosti aktera do svih drugih u mreži i usporedimo s rezultatima stupnja centraliteta ove modificirane mreže, možemo utvrditi kako zaista akteri koji su bili bliže jedan drugome u geografskom smislu te im je suma udaljenosti do svih drugih aktera bila manja imaju veći stupanj centraliteta te su više direktno povezani s drugim akterima u mreži. Iz stupnja centraliteta možemo zaključiti da isto kao i u stupnju centraliteta baziranog na težinama u prethodnoj situaciji gdje je akter v14, odnosno kiosk u Zaboku imao najmanju sumu udaljenosti i ovdje taj isti kiosk ima najveći stupanj centraliteta što znači da je direktno povezan s najviše drugih kioska u mreži. Pomoću programa Pajek izračunati je stupanj centraliteta za cijelu mrežu te on iznosi 0.29523810. Iz toga možemo zaključiti kako je sada mreža slabo do srednje povezana.

Računati stupanj centraliteta baziran na težinama sada nema smisla jer će najmanju sumu udaljenosti imati akter koji je povezan s najmanje drugih aktera u mreži i obrnuto, onaj s više direktno povezanim akterima imati će i veću sumu pa nam je ova mjera za modificiranu

mrežu nebitna. Centralitet blizine za cijelu mrežu iznosi 0.38181033 te je također izračunati stupanj centraliteta blizine za svaki pojedini akter u mreži pomoću programa Pajek te se isto može vidjeti na slici 26:

1.	0.468750	- v1
2.	0.555556	- v2
3.	0.600000	- v3
4.	0.789474	- v4
5.	0.625000	- v5
6.	0.789474	- v6
7.	0.600000	- v7
8.	0.681818	- v8
9.	0.714286	- v9
10.	0.681818	- v10
11.	0.714286	- v11
12.	0.750000	- v12
13.	0.833333	- v13
14.	0.882353	- v14
15.	0.833333	- v15
16.	0.833333	- v16

Slika 26: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek)

Gledajući centralitet blizine za svaki akter u mreži, vidimo kako ponovno kiosk v14 u Zaboku ima najveći centralitet blizine u mreži što znači da je najbliži drugim kioscima. To također znači da se od tog kioska najbrže dolazi do drugih kioska u mreži. Ovdje moramo imati na umu kako ova mjera uzima u obzir i indirektnu povezanost aktera u mreži što znači da se u obzir ne uzimaju samo direktno povezani akteri nego i povezanost s akterima do kojih se dolazi preko nekog drugog aktera u mreži. Također, i u ovoj mjeri vidimo kako su kiosci v1 u Hum na Sutli i v2 u Pregradi najudaljeniji u mreži.

Iduća mjera koju ćemo izračunati i gledati je centralitet međupovezanosti. Ona je također izračunata u programu Pajek te za cijelu mrežu iznosi 0.04882485. U nastavku na slici 27 vidimo centralitet međupovezanosti za svaki akter u mreži.

1.	0.000000	- v1
2.	0.022418	- v2
3.	0.016007	- v3
4.	0.065641	- v4
5.	0.002721	- v5
6.	0.024401	- v6
7.	0.001190	- v7
8.	0.055551	- v8
9.	0.077916	- v9
10.	0.005041	- v10
11.	0.008068	- v11
12.	0.027848	- v12
13.	0.045337	- v13
14.	0.069879	- v14
15.	0.046133	- v15
16.	0.046133	- v16

Slika 27: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek)

Za početak prisjetimo o čemu nam govori ta mjera. Centralitet međupovezanosti govori o tome koliko je određeni akter u mreži smješten između dva aktera, odnosno stoji na najkraćem putu između gledana dva aktera pa što je iznos veći veća je i ta „ovisnost” o tom akteru, odnosno najkraći putevi između dva aktera u mreži češće prolaze kroz taj akter. Za moju mrežu i odgovor na postavljena pitanja na koja želim dati odgovor ovim istraživanjem, ova mjera je vrlo važna. Dosadašnjom analizom i mreže u prvoj situaciji gdje su svi akteri bili međusobno direktno povezani i u ovoj malo modificiranoj mreži akter, odnosno kiosk v14 u Zaboku je iskakao i nametao se kao odgovor na pitanje koji kiosk u Krapinsko-zagorskoj županiji bi mogao biti centralni kiosk. Gledajući centralitet međupovezanosti on ima ovaj put drugi najveći iznos, dok najveći iznos ima kiosk v9 koji se nalazi u Krapini. Ovo nam govori kako prolazeći najkraćim putevima između svih kioska u najviše slučajeva kiosk u Krapini se nalazi na tom putu.

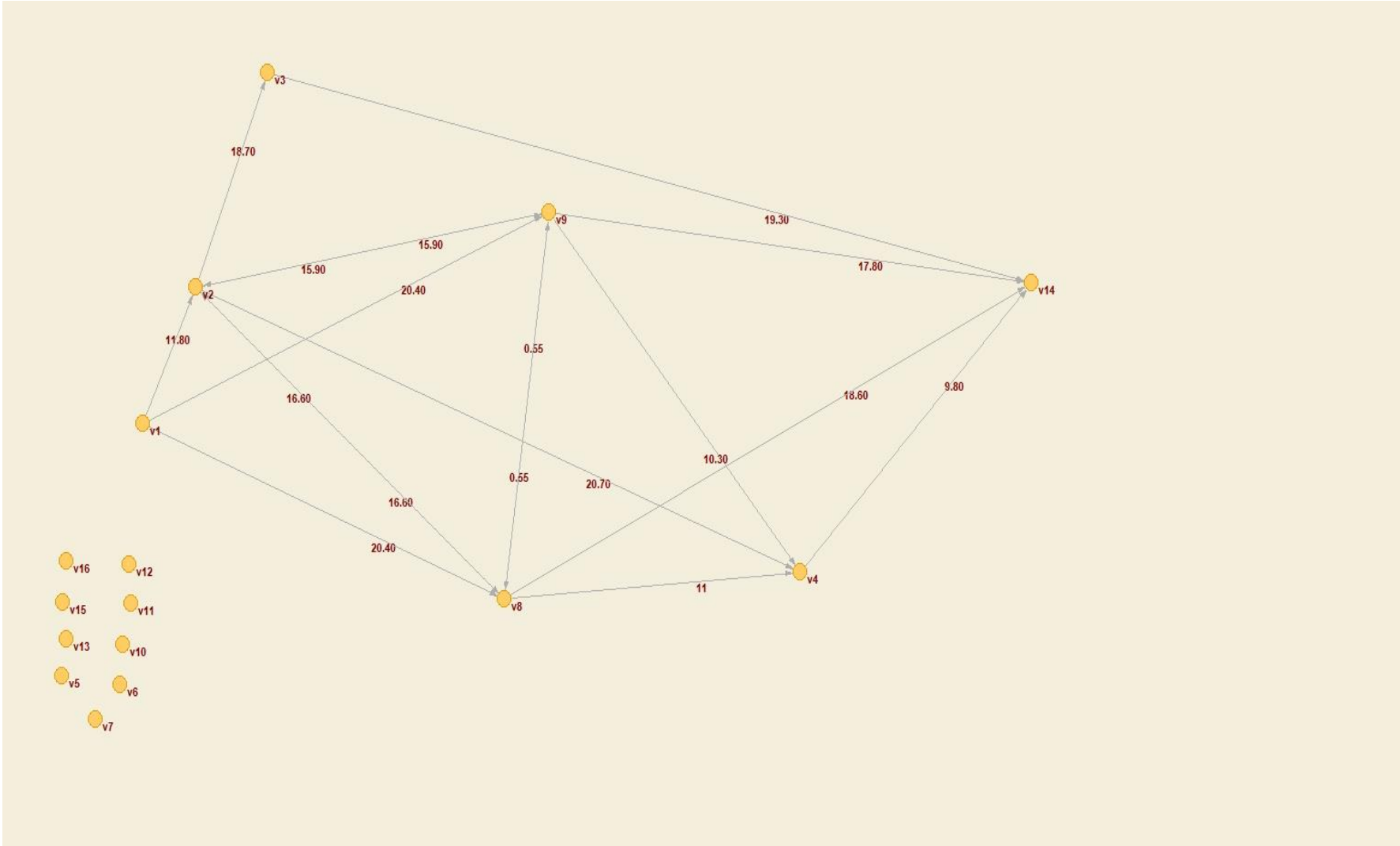
S druge strane, vidimo kako kiosk v1 ima iznos centraliteta međupovezanosti 0 što znači da ni jedan najkraći put između bilo koja dva kioska u mreži ne prolazi kroz taj kiosk u Hum na Sutli što je u skladu s dosadašnjim analizama i drugim mjerama pokazateljima. Još možemo primijetiti kako izrazitom male iznose u odnosu na druge kioske imaju kiosci v5 u Zlataru, v7 u Mariji Bistrici te v10 u Stubičkim Toplicama i v11 u Donjoj Stubici. Ono što je također zanimljivo iščitati ovdje je da kiosk v11 u Donjoj Stubici ima daleko ispodprosječan centralitet međupovezanosti dok su ostale mjere do sad bile iznad prosječnog iznosa. Prijašnje mjere su govorile više o direktnoj povezanosti kioska te blizini kioska s obzirom na težine veza odnosno geografske udaljenosti ruta između njih. Tu smo mogli vidjeti da je kiosk u Donjoj

Stubici uvijek bio pri vrhu direktne povezanosti i geografske blizine s ostalim kioscima, dok sada u centralitetu međupovezanosti vidimo kako je gotovo pri dnu. To možemo interpretirati da iako je taj kiosk u mreži prosječno više direktno povezan s drugim kioscima te je geografski bliži drugim kioscima nego je prosjek za cijelu mrežu nije čest slučaj da stoji na nekom najkraćem putu između neka dva kioska u mreži.

Sada kada su izračunate i analizirane mjere centraliteta mogu zaključiti i dati odgovor na postavljeno pitanje o kiosku koji bi mogao biti centralni kiosk u Krapinsko-zagorskoj županiji. S obzirom na analizirane mreže to može biti kiosk v14 u Zaboku ili kiosk u Krapini. Promatrajući stupanj centraliteta baziran na težinama prve situacije i mreže gdje su svi kiosci međusobno direktno povezani kiosk u Zaboku ima 103.5 kilometara manje što znači da bi se u duljem razdoblju prolazilo manje kilometara kada bi se paketi distribuirali prema i od kioska u Zaboku. Nadalje, u drugoj situaciji i modificiranoj mreži u kojoj je uvjet direktne povezanosti bio da najbrža ruta između kioska nije veća od 21 kilometar kroz mjeru stupnja centraliteta vidimo kako je kiosk u Zaboku direktno povezan s 13 drugih kioska što je najviše u cijeloj mreži dok je kiosk u Krapini direktno povezan s njih 9 što ga stavlja negdje u sredini gledajući tu mjeru. Međutim, gledajući centralitet međupovezanosti vidimo kako kiosk u Krapini ima veću međupovezanost, a ujedno i najveću u mreži, od kioska u Zaboku što znači da ima najveći protok, da se kroz njega prolazi najviše putujući između dva kioska te bi ga se moglo smatrati najvažnijim kioskom u mreži. Gledajući kartu i smještaj kioska, takav rezultat ne čudi s obzirom da kiosk u Krapini povezuje kioske u Hum na Sutli, Klanjcu i Pregradi s ostalim kioscima u mreži. Kako se moglo vidjeti u matrici veza u prvoj situaciji, kiosci od v10 do v16 su geografski blizu jedan drugome te je bolja povezanost među njima što se vidi iz centraliteta blizine u drugoj situaciji pa je samim time i centralitet međupovezanosti kioska u Zaboku nešto manji iako ga se i dalje može smatrati najvažnijim kioskom.

Gledajući drugo pitanje, odnosno postoji li kiosk ili više njih koji kada bi se na njega primijenile neke mjere štednje to ne bi uvelike utjecalo na kvalitetu usluge, analizom bi se dalo zaključiti kako bi to definitivno bio kiosk v1 u Hum na Sutli. Gledajući stupanj centraliteta baziran na težinama u prvoj situaciji, vidimo kako je taj kiosk najudaljeniji od svih, odnosno kako je polazeći od njega, a ujedno i prema njemu potrebno preći najviše kilometara. Nastavno na to, taj kiosk je i, prema drugoj situaciji, direktno povezan s najmanje kioska u mreži, odnosno samo s njih 3. Isto tako, mjera međupovezanosti govori kako se ne nalazi ni na jednoj ruti najkraćeg puta između bilo koja dva kioska u mreži. Te sve mjere govore kako je taj kiosk najmanje bitan u mreži što se tiče protočnosti te da ima najveći trošak u vidu vremena i puta. Samim time, na taj kiosk bi bilo moguće primijeniti neke mjere štednje poput rada u jednoj smjeni ili rjeđeg obilaska i slično. Također, ovdje bi u obzir došao i kiosk v10 u Stubičkim Toplicama. Iako ima kioska s manjom međupovezanošću u mreži, ta međupovezanost u

odnosu na prosjek se može i zanemariti iz razloga što ima prosječan stupanj centraliteta, odnosno prema drugoj situaciji povezan je direktno s 9 kioska te ima neki prosječan iznos kod stupnja centraliteta baziranog na težini. To nam govori kako nije previše bitan kiosk u mreži kada govorimo o protočnosti odnosno ne nalazi se na puno puteva između dva kioska dok je dosta dobro direktno povezan s drugim kioskima te je potrebno proći neki prosječan broj kilometara od njega prema drugim kioskima. Ukoliko još detaljnije pogledamo i matricu veza iz prve situacije, vidimo kako je 6 kioska unutar 10 kilometara od tog kioska. Iz toga se može zaključiti kako bi i taj kiosk bio pogodan za mjere štednje poput rada u jednoj smjeni jer s obzirom na blizinu okolnih kioska kvaliteta pružene usluge ne bi pala, odnosno mogao bi se koristiti obližnji kiosk ukoliko bi bilo potrebe za njim u neradno vrijeme kioska u Stubičkim Toplicama.



Slika 28: Težinski usmjerena društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek)

Za razliku od prethodnih, ova mreža sa slike 28 je nepovezana sa deset komponenti. Iz slike jasno možemo vidjeti kako akteri v5, v6, v7, v10, v11, v12, v13, v15 i v16 nisu povezani ni međusobno ni s drugim akterima mreže te je svaki od njih komponenta. Sada kada pogledamo težinski usmjerenu društvenu mrežu kioska gdje je kiosk v1 kiosk u Hum na Sutli te kiosk v14 kiosk u Zaboku koji je prethodnim analizama određen kao kiosk koji može biti centralan. Kada gledamo najkraći put između ta dva kioska, vidimo kako je to put preko kioska v9 koji se nalazi u Krapini i koji je imao najveću mjeru međupovezanosti u prethodnim analizama. Od kioska v1 u Hum na Sutli do kioska v9 u Krapini udaljenost je 20.4 kilometara, a od kioska v9 u Krapini do kioska v14 u Zaboku 17.8 kilometara što ukupno daje duljinu puta od 38.2 kilometara. Gledajući sliku 18 gdje su prikazane direktne udaljenosti između kioska vidimo da je direktna udaljenost između kioska v1 i v14 36.8 kilometara što je samo 1.4 kilometara manje. Ovdje također valja spomenuti kako ta ruta ne prolazi ni blizu ruti kroz Krapinu te u blizini te rute nije ni jedan drugi kiosk. Iz navedenog možemo zaključiti kako je ruta kroz Krapinu isplativa. Također, s obzirom kako je kiosk u Krapini na ruti prema najviše drugih kioska također se može zaključiti kako je isplativo do kioska u Hum na Sutli prolaziti kroz Krapinu jer se iz kioska u Krapini može dalje distribuirati prema ostalim kioscima u tom području.

Još neko pitanje koje si možemo postaviti a na koje možemo odgovoriti samo promatrajući ovako koncipiranu mrežu je da li gledajući mrežu kioska možemo nešto reći o samoj županiji? Gledajući gustoću kioska, odnosno udaljenosti između njih možemo zaključiti kako su Krapina i Zabok dva najveća i/ili najbitnija grada. U praksi to tako i je. Ti gradovi su najveći u županiji te su upravna, politička, gospodarska i kulturna središta županije

7.1. Ograničenja provedenog istraživanja

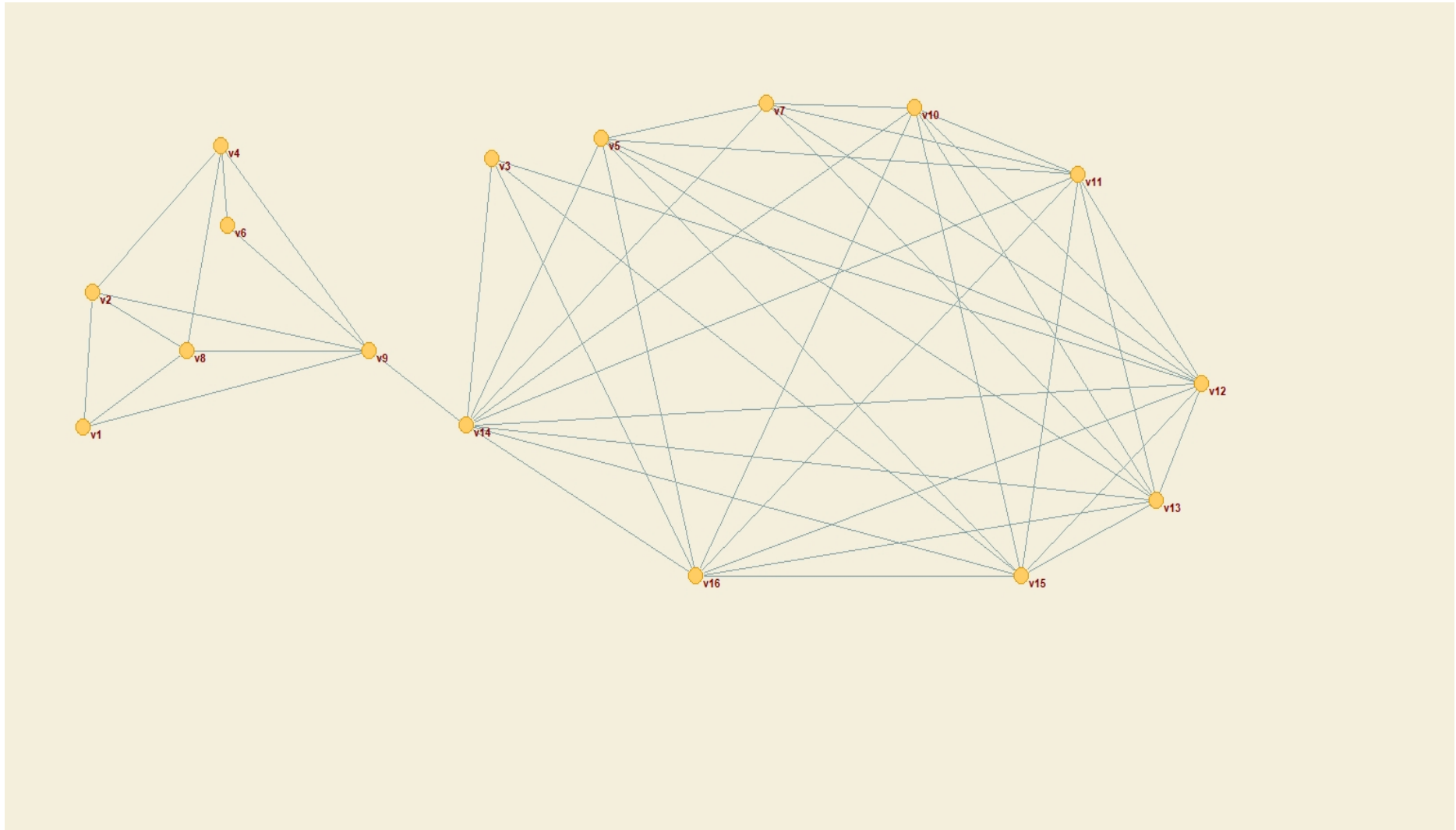
U ovom istraživačkom dijelu rada pokazao sam kako je primjena metode SNA moguća i kod nekonvencionalnih društvenih mreža. Kao što se vidjelo, kod primjene SNA kod takvih mreža vrlo je bitno, čak bi rekao i ključno, razumijevanje mjera centraliteta i podstruktura, odnosno što one pokazuju te interpretacija samih rezultata kako bi se analiza mogla kvalitetno uraditi s nekim realnim rezultatima. Na početku istraživačkog rada postavio sam si pitanja da li je moguće odrediti najbitniji, centralni kiosk u smislu i cilju centralizacije odnosno logističkog i organizacijskog unapređenja. Također, jedno od pitanja bilo je i da li je metodom SNA moguće identificirati kiosk koji je najmanje bitan u mreži u smislu da je najudaljeniji, najmanje povezan s drugim kioscima, drugim riječima kiosk koji ako bi se uzeo iz mreže ne bi napravio veliku promjenu u samoj mreži. Kroz analizu smo vidjeli da je moguće dati odgovore na oba pitanja, međutim ovdje trebamo biti svjesni i nekih ograničenja u primjeni SNA. Jedno od ograničenja

je svakako dostupnost svih podataka. U radu, rezultat dobiven za kioske nad kojima bi se mogle provoditi mjere štednje dobiven je temeljem podataka o geografskoj udaljenosti između kioska. Nisu uzeti u obzir podaci poput generiranja prometa na kioscima. Koji bi također mogli i trebali biti uzeti u obzir za konkretniju i puniju sliku kada bi željeli u praksi stvarno provesti takve mjere. U tome je ograničenje ove metode, odnosno mojeg odgovora kroz rad. Prilikom pripreme i izrade društvene mreže kako bi se ona analizirala SNA metodom trebamo biti svjesni kako se temelji na grafovima te da odnosi između aktera, odnosno veze između čvorova mogu biti smisleni samo jedan parametar. Kada bi željeli promatrati društvenu mrežu temeljem više različitih parametara trebali bi izraditi za svaki parametar novu mrežu koja bi vjerojatno izgledala drugačije od mreže s vezama nekog drugog parametra. Nadalje, ako se vratimo na trenutak na početak mog istraživačkog dijela rada možemo vidjeti kako je prva mreža kioska (slika 16) u potpunosti povezana te su svi kiosci međusobno povezani, što je i logično s obzirom da su veze u mreži predstavljale geografske udaljenosti odnosno cestovne puteve između njih te su samim time i svi kiosci međusobno povezani nekom cestom. Možemo se prisjetiti kako se primjenom SNA metode nad takvom mrežom i nisu mogli dobiti neki kvalitetni podaci za analizu i odgovore na pitanja koja sam si postavio te je iz tog razloga napravljena i druga, modificirana, mreža kioska (slika 23) s ograničenjem da su kiosci međusobno povezani ukoliko su udaljeni manje od 21 kilometar. Nad takvom mrežom, analizom su dobiveni podaci koji u stvarnosti i odgovaraju pretpostavkama međutim neupitno je kako se na neki način tim uvjetom manipuliralo ulaznim podacima kod izrade društvene mreže. Tu potrebu za nekom vrstom manipulacije podacima pri izradi društvene mreže smatram još jednim ograničenjem pri primjeni metode SNA u mojem slučaju ali i općenito kod izrađenih društvenih mreža od aktera koji konvencionalno ne bi činili „društvenu” mrežu. Također, mišljenja sam da kod društvenih mreža gdje akteri jesu osobe ili se odnose na skup osoba ili nekih drugih živih bića, a veze među njima neki apstraktni, neopipljivi ili često promjenjivi odnosi to ograničenje zbog subjektivnosti je još i veće. Još jedno pitanje koje se može u praksi postaviti, a ja nisam mogao odgovoriti kroz istraživački rad i tako postavljenom društvenom mrežom je pitanje optimizacije. Analizom sam dobio rezultat kako kiosk u Zaboku ima najmanju sumu udaljenosti što bi se moglo pretpostaviti da kroz dulji vremenski period ako se polazi od kioska u Zaboku prema svim drugim kioscima ta neka suma prijeđenih kilometara dostavnog vozila bi bila najmanja. Međutim, može se postaviti pitanje što je s obližnjim kioscima iz dvije županije i dostavom recimo paketa između njih? Primjerice, ukoliko netko iz Ivanca šalje paket nekome u Krapini i ako pretpostavimo da bi u Varaždinskoj županiji centralni kiosk bio u Varaždinu, bi li trebao taj paket putovati iz Ivanca u Varaždin na centralni kiosk, a zatim u Zabok na centralni kiosk i onda iz Zaboka za Krapinu te tako prijeći stotinu i više kilometara ili direktno iz Ivanca u Krapinu te prijeći, usudio bi se reći i dvije trećine manje puta? Na takvo i slična pitanja koja su u praksi važna ako govorimo o nekoj optimizaciji radnog

procesa je teško ili gotovo nemoguće odgovoriti primjenom SNA, što zbog više parametara koji bi se trebali uzeti u obzir, što zbog ograničenja same metode koja analizom pokazuje neki odnos, utjecaj, važnost aktera ili razvijanje društvene mreže i predviđanja njenog razvoja nekim vanjskim utjecajem na nju, odnosno objašnjavanjem promjena u njoj.

7.2. Generalizacija kod primjene SNA

Kada bi išli gledati širu sliku i gledali sve kioske u svim županijama dobili bi ogromnu društvenu mrežu s velikim brojem aktera i veza . Nad takvom mrežom postavlja se pitanje da li bi se ista mogla pojednostaviti, a da je gubitak informacija minimalan. Ukoliko ponovno pogledamo sliku 27 gdje je prikazan centralitet međupovezanosti kod moje modificirane mreže te općenito rezultat analize vidimo kako su najvažniji akteri u mreži kiosk u Zaboku i Krapini. Nadalje, gledajući geografski mogli bi zaključiti kako kiosk u Krapini povezuje taj sjeverni dio županije s kioscima u južnom dijelu s kioskom u Zaboku kao glavnim. Dalje možemo mrežu sa slike 23 modificirati i napraviti mrežu prikaza kao što je prikazano na slici 29.



Slika 29: Druga modificirana mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek)

Sada možemo vidjeti kako imamo dvije podmreže, jednu sastavljenu od kioska oko kioska u Krapini, odnosno kioska na sjevernoj strani županije te jednu oko kioska u Zaboku, odnosno kioska južnog dijela županije. Analizom kroz rad i interpretacijom mjere centraliteta međupovezanosti možemo zaključiti kako stvarno kiosk u Krapini stoji na putu do drugih kioska na tom području kao i kiosk u Zaboku za područje južnog dijela županije. Time se mreža od 16 aktera može svesti na samo dva međusobno povezana aktera bez velikog gubitka podataka same mreže jer sad svaki od ta dva aktera predstavljaju jednu mrežu te imaju podatke od ostalih kioska unutar sebe. Ako gledamo svaku županiju kao jednu podmrežu mreže svih kioska u Republici Hrvatskoj, analizirajući svaku zasebno moguće je istu prethodno opisanu logiku primijeniti na svaku od županija te tako problem povećanja broja aktera i veza širenjem mreže pojednostaviti, a da se pritom ne gube bitne informacije mreže. Dalje, i na takvoj, pojednostavljenoj mreži svih kioska moguće je dalje primijeniti SNA s pouzdanošću samo imajući u vidu kako akteri u takvoj mreži zapravo predstavljaju osim sebe kao kioska tako i cijelu podmrežu kioska.

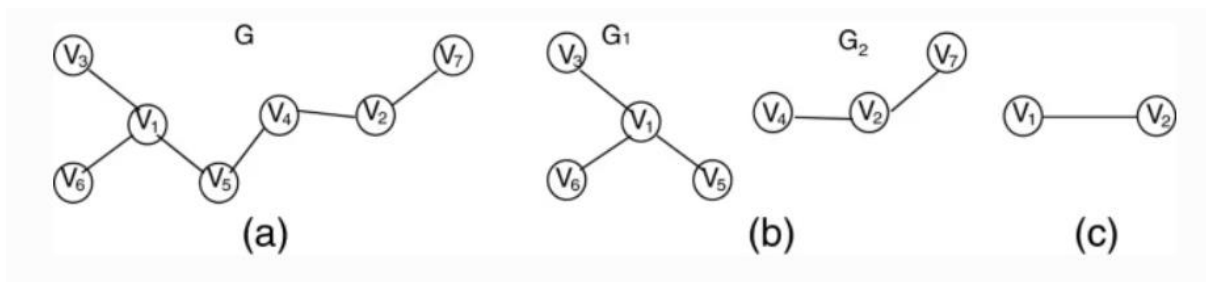
Još neki problemi koji se mogu riješiti na sličan način su definitivno problemi transporta koji su zapravo vrlo slični analiziranoj mreži kioska. Ukoliko zamislimo mrežu trgovina koju možemo podijeliti na manje podmreže recimo temeljem geografskog područja, primjenom SNA nad svakom tom podmrežom moguće je utvrditi najvažniju trgovinu u takvoj mreži. Trgovinu koja je najpovezanija s ostalima, od koje je suma udaljenosti u kilometrima do drugih trgovina u mreži najmanja. Temeljem tako dobivenih rezultata primjene SNA može se ustvrditi najoptimalnije mjesto za izgradnju skladišta od kud roba dalje putuje prema trgovinama, odnosno dalje primjenjivati analize nad novonastalom mrežom skladišta. Nadalje, na sličan način može se i riješiti problem sigurnosti računalne infrastrukture se iz mreže računala primjenom SNA mogu ustvrditi kritična računala, odnosno računala koja su dalje direktno povezana s najviše računala, odnosno kroz koja protječe najviše informacija kroz mrežu. Tako dobivenim rezultatima, umjesto trošenje resursa na „detaljnu“ zaštitu svakog pojedinog računala u mreži mogu se optimalno zaštititi kritična računala u mreži te samim time bi i ostala računala bila dovoljno zaštićena kako bi i cijela mreža bila zaštićena.

Nadalje, ako se vratimo još malo na početak mojeg istraživačkog dijela rada i pogledamo tablicu 1, možemo primijetiti podatke o svakom akteru mreže, odnosno lokaciju, naziv i koordinate, a također poznate su i udaljenosti između njih u kilometrima. Te podatke možemo smatrati „osobnim“ podacima aktera u mreži. Izrađujući društvene mreže nužno je i korištenje takvih „osobnih“ podataka aktera. Razvijanjem društvenih mreža i uviđanjem potencijala SNA počinje se postavljati i pitanje privatnosti u takvim društvenim mrežama. U svojem radu [25] Tang i Yang govore o važnosti metode SNA i alata koji se razvijaju temeljem nje u potpori obavještajnih službi i policija pri identificiranju osumnjičenika kod počinjenja kaznenog djela ili

otkrivanja komunikacijskih uzoraka kod terorista ili kriminalaca, odnosno kriminalnih organizacija. Informacije i prikupljeni podaci pri sačinjavanju takvih društvenih mreža su vrlo bitni te nedostatak nekog aktera mreže ili neke veze između aktera mogu dovesti do potpuno drugačijih rezultata analize koje u stvarnosti mogu imati neke krive procjene u donošenju odluka što može imati kobne posljedice. Problem koji nastaje kod društvenih mreža koje su sačinjene temeljem informacija koje posjeduju obavještajne službe i policije je to što su to klasificirani podaci te je dijeljenje takvih, osjetljivih podataka unutar organizacija vrlo teško bez kršenja sigurnosnih politika. Ono čemu se često pribjegava u takvim slučajevima je „anonimizacija“ odnosno prikrivanje osjetljivih podataka međutim tim činom često se i gubi sama korisnost podatka, to jest društvene mreže. Jedno od rješenje koje Tang i Yang predlažu je generalizacija društvene mreže.

U društvenoj mreži G koja sadrži osjetljive informacije Tang i Yang prvotno koriste tehniku baziranu na klasterima, odnosno grupiranje kako bi napravili generaliziranu društvenu mrežu G' . Može se pretpostaviti kako $G = (V, E)$, gdje V predstavlja skup aktera dok E predstavlja skup veza $|V| = n$. K tih aktera su akteri bez osjetljivih informacija, a $n-K$ aktera su akteri s osjetljivim informacijama. Generalizirana društvena mreža se stvara u dva koraka. U prvom koraku mreža G se dekomponira u K podmreže $G_i = (V_i, E_i)$ gdje svaka takva podmreža sadrži jedan akter koji nema osjetljive informacije. U drugom koraku se svaka takva podmreža transformira u generalizirani akter koji je dio generalizirane mreže G' . Takvi generalizirani akteri su direktno povezani u mreži G' ako i samo ako jedna ili više veza povezuje aktere tih podmreža. U svojem radu Tang i Yang koriste dvije metode generalizacije društvene mreže, K -najbliži susjed (*K-nearest neighbor* (KNN)) metoda te metode međupovezanosti veza (*Edge betweenness based* (EBB)).

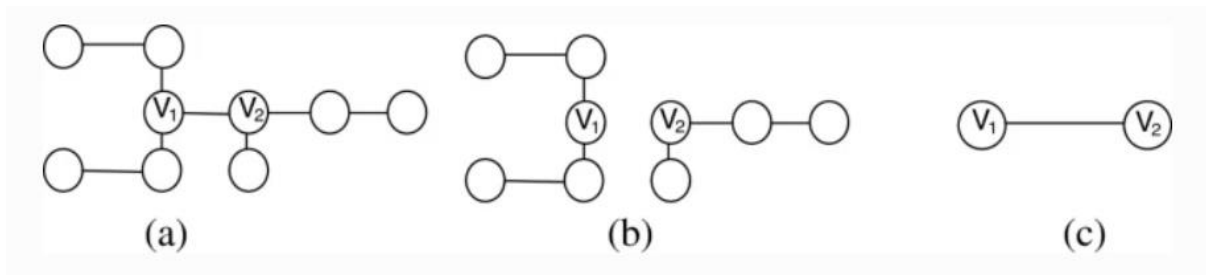
Metoda KNN se sastoji od toga da se mreža G dijeli na K podmreža na način da se svaki akter dodjeljuje najbližem akteru koji nema osjetljivih informacija. Dalje se akteri s osjetljivim informacijama, jedan po jedan, dodjeljuju najbližoj podmreži K . Nakon podjele mreže G u K podmreža, svaka podmreža postaje jedan generalizirani akter s podacima aktera koji nema osjetljivih informacija. Na slici 30 prikazana je generalizacija društvene mreže KNN metodom.



Slika 30: KNN metoda (Izvor: [25])

U prikazanoj društvenoj mreži na slici 30 (a) svi akteri osim aktera V_1 i V_2 su akteri s osjetljivim informacijama. Metodom KNN takva mreže se razdvoji na dvije izolirane podmreže (b) gdje je svaku predstavljaju akteri koji nemaju osjetljive informacije, odnosno V_1 i V_2 . Naposljetku u (c) prikazana je završna generalizirana društvena mreža gdje su V_1 i V_2 povezani jer su V_4 i V_5 direktno povezani u originalnoj društvenoj mreži (a).

Kod metode EBB, umjesto dodjeljivanja „osjetljivih“ aktera najbližoj podmreži koju predstavlja „neosjetljiv“ akter, progresivno se miču veze s najvećim centralitetom međuovisnosti dok se vodi računa da u svakoj nastaloj podmreži postoji točno jedan „neosjetljivi“ akter. Na slici 31 je prikazana generalizacija društvene mreže metodom EBB.



Slika 31: EBB metoda (Izvor: [25])

U prikazanoj društvenoj mreži (a) na slici 31 ponovno imamo da su svi akteri osim aktera V_1 i V_2 akteri s osjetljivim informacijama. Kako i ti akteri (V_1 i V_2) imaju najveću međupovezanost veza između njih se miče te nastaju dvije podmreže (b) koja ponovno ima točno jedan akter koji nema osjetljivih informacija. Konačno, u (c) je prikazana završna generalizirana društvena mreža.

Nakon provedenih eksperimenata na društvenoj mreži globalne terorističke organizacije Tang i Yang su zaključili kako se generalizirajući društvenu mrežu predloženim metodama KNN i EBB može sačuvati privatnost podataka i informacija prilikom dijeljenja takve generalizirane društvene mreže, a samim time i korisnost dijeljenja između organizacija.

Još jedan rad u kojem generalizacija kod SNA dolazi do izražaja je rad Pomboa i Slutera [26] u kojem društvenu mrežu aktera obogaćuju kartografskom generalizacijom na način da mrežu znanstvenika prikazuju kartom, odnosno njihovom geografskom lokacijom.

Naposljetku, možemo zaključiti kako se razvijanjem analize društvenih mreža otvaraju mnoga pitanja, što pitanja sigurnosti i privatnosti aktera društvenih mreža to i pojednostavljanja grafičkog prikaza društvenih mreža, a da se pritom ne gube informacije same mreže što je vrlo bitno za korisnost društvenih mreža i njihovih analiza. Sama kompleksnost leži u tome na koji način i kojim metodama te algoritmima generalizirati društvenu mrežu s tim ciljem da se pojednostavi prikaz i analiza velikih društvenih mreža s puno aktera i veza. Ne postoji jedan način ili jedan algoritam za to učiniti nego puno ovisi o samoj društvenoj mreži, od čega je sastavljena te kakve informacije prenose akteri u njoj ali i koji se rezultat generalizacijom želi postići. .

8. Zaključak

U ovom radu tema je bila primjena analize društvenih mreža (SNA) u informacijskim znanostima. Društvene mreže kao mreže entiteta, bilo ljudi, organizacija ili bilo kojih drugih entiteta koji imaju ista svojstva. Sam pojam društvene mreže u njenom nastajanju označavao je mrežu gdje su entiteti, odnosno u mreži akteri, bili ljudi dok su veze među njima bili neki odnosi. Kako je ista dobivala sve više pažnje i na drugim područjima, a ne samo u sociologiji, tako se i razvijala te „poistovjetila“ s teorijom grafova u matematici. Mnoge zakonitosti kao i mjere kojima se analiziraju grafovi također vrijede i nad društvenim mrežama te je bitno samo dobro interpretirati rezultate. Iz tog razloga SNA je danas široko primjenjiva u raznim područjima te možda i sam pojam „društvena“ dobiva drugačiju konotaciju. Tak sam u svojem radu primijenio SNA na društvenu mrežu čiji akteri nisu bile ni ljudi, ni životinje ni organizacije. Društvena mreža nad kojom sam primijenio SNA sačinjena je od aktera kioska tiska u Krapinsko-zagorskoj županiji. Ne možemo reći kako su to akteri koji čine neku klasičnu društvenu strukturu, međutim to je „ljepota“ SNA što je ona primjenjiva puno šire od samo društvenih odnosa među ljudima. Primjenom SNA nad društvenom mrežom sačinjenom od kioska tiska želio sam istražiti da li je ta primjena korisna naposljetku i pri donošenju nekih odluka. Tako sam u radu postavio pitanja na koja sam želio odgovoriti, odnosno da li je u takvoj mreži kioska moguće primjenom SNA odrediti najbitniji kiosk, kiosk koji je blizu svih ostalih kioska te kroz koji prolazi najviše informacija i koji bi se mogao smatrati centralnim kioskom za dostavu i daljnju distribuciju unutra ostatka mreže kioska. Također, postavio sam pitanje da li je moguće u takvoj mreži odrediti kioske koji nisu toliko bitni u samoj mreži i kroz koje prolazi malo informacija kako bi se na njih mogle primijeniti neke mjere štednje. Naposljetku, zadnje pitanje koje sam postavio je ono o realnoj isplativosti rezultata analize, odnosno analize puteva između kioska koji je analizom određen kao najudaljeniji te centralnog kioska.

Iz svega se na kraju može zaključiti kako metoda SNA zaista i je primjenjiva i u analizi mreža koje konvencionalno nisu „društvene“ na način da se mogu donijeti neki zaključci o ponašanju mreže i odnosima među akterima iako se ne radi o „živim“ entitetima. Tako se u mreži kioska u mojem radu primjenom SNA odredio kiosk odnosno dva kioska koji su najbitniji u mreži te je određen kiosk koji bi trebao biti centralan kiosk u Krapinsko zagorskoj županiji za distribuciju. Također, određeni su manje važni kiosci u mreži nad kojima je moguće raditi mjere štednje te je pokazano kako su ti rezultati i realno primjenjivi i isplativi pomoću analize puteva između kioska. Iako postoje ograničenja u primjeni metode SNA, razumijevanjem istih i kvalitetnim pristupom i prikupljanju podataka temeljem koji je sačinjena mreža, SNA može imati široku uporabu i drugačiji pogled na širok spektar problema koji se mogu svesti na grafove. Međutim, kako se sve više pažnje pridodaje društvenim mrežama i korisnosti analize

istih te primjena logike sociograma prelazi sam pojam „društvena“, tako nastaju i mnogi izazovi kao veliki broj aktera i veza u mreži ili privatnost i zaštita podataka od kojih se društvena mreža sastoji. Kao rješenje nekih od tih izazova pojavljuje se generalizacija društvenih mreža gdje se u suštini raznim metodama i algoritmima pokušava veliku mrežu svesti na manju koju je lakše analizirati, a da se pritom ne gube informacije o samoj mreže. Na kraju mojeg istraživačkog rada mogli smo vidjeti metodu kod generalizacije gdje se algoritmima određuju akteri koji „predstavljaju“ cijele podmreže na višim razinama te se dalje analiza radi nad takvim „vodećim“ akterima. Tako generalizirajući društvenu mrežu s puno aktera i veza i svodeći ju na manji broj aktera i veza dovodi do toga da se velike društvene mreže mogu lakše analizirati metodom SNA i iskoristiti njezine mogućnosti.

Popis literature

1. J. Scott, Social Network Analysis, proposition 9, 2012
2. J. L. Moreno, „*Who Shall Survive?*“ New York: Beacon Press, 1934.
3. D. Knoke i S. Yang, Social Network Analysis (Quantitative Applications in the Social Sciences), Series: Quantitative Applications in the Social Sciences, 2nd ed. California, SAD: SAGE Publications, Inc, 2008.
4. P. Long, Effective and Efficient Methodologies for Social Network Analysis, 2007
5. F. de Fretes, H. Wiranto, U. i D. Manongga, 2012, Application of Social Network Analysis for Mapping Patterns of the Learning Process in LPIA Tambun, IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 9, izdanje 3, broj 1, svibanj 2012, ISSN (Online): 1694-0814
6. O. Serrat, Knowledge Solutions, 2017
7. J. D. Stacy, ožujak 20., 2024 dostupno <https://www.statista.com/topics/751/facebook/#topicOverview> [pristupljeno 25. svibanj]
8. N. Kadoić, B. Divjak, i N. Begičević Ređep. „Differences among Social Network Structures in the Private Sector, Politics and NGOs in Croatia“, 2017.
9. N. Kadoić, „Primjena analize društvenih mreža u projektnom menadžmentu“. 2010. Preuzeto 22. svibanj 2024 <https://repozitorij.foi.unizg.hr/islandora/object/foi%3A1718>).
10. K. Ruohonen, Graph theory, 2008 dostupno na <https://ia600909.us.archive.org/8/items/flooved3467/flooved3467.pdf> [pristupljeno 20. svibanj 2024]
11. B. Divjak; A. Lovrenčić: Diskretna matematika s teorijom grafova / Z. Kušter; Ž. Hutinski (ur.). Varaždin: TIVA-FOI, 2005.
12. Fakultet elektrotehnike i računarstva, Zagreb „Osnovni pojmovi teorija grafova“, [Na internetu]. Dostupno: https://www.fer.unizg.hr/_download/repository/Osnovni_pojmoviteorija_grafova.pdf [pristupljeno 20. svibanj 2024]
13. L. R. Izquierdo & R. A. Hanneman, INTRODUCTION TO THE FORMAL ANALYSIS OF SOCIAL NETWORKS USING MATHEMATICA Verzija 2, 2006
14. V. Podobnik, „Višeagentski sustav za pružanje telekomunikacijskih usluga zasnovan na profilima korisnika“ 2010. Preuzeto 24. svibanj <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:168:349270>
15. N. Sauer, i S. Kauffeld, The Ties of Meeting Leaders: A Social Network Analysis. *Psychology*, 6, 415-434. doi: [10.4236/psych.2015.64039](https://doi.org/10.4236/psych.2015.64039). 2015.

16. S. Wasserman, i K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and applications*. New York: Cambridge University Press. 1994.
<http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511815478>,
17. S. P. Borgatti, A. Mehra, D. J. Brass, i G. Labianca, *Network Analysis in the Social Sciences*. *Science*, 323, 892-895. 2009.
<http://dx.doi.org/10.1126/science.1165821>
18. B. Divjak P. Peharda, N. Begičević *Social network analysis of EUREKA project partnership*, 2009.
19. J. Zhang i Y. Luo, Degree Centrality, Betweenness Centrality, and Closeness centrality in Social Network, *Advances in Intelligent Systems Research*, volume 132, 2nd Međunarodna konferencija modeliranja, simulacija i primjenjene matematike (MSAM 2017)
20. C. Freeman, Linton, "A set of measures of centrality based on betweenness." *Sociometry* 40.1(1977):35-41
21. F. J Roethlisberger, i W. J. Dickson, *Management and the Worker*. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1939.
22. P. Peharda, *Analiza društvene mreže*. Diplomski rad. Fakultet organizacije i informatike. 2009.
23. R. A Hanneman. i M. Riddle. *Introduction to social network methods*. Riverside, CA: Sveučilište California, Riverside, 2005.
24. Tisak lokator, dostupno na <https://lokator.tisak.hr/?authToken=tisak> [pristupljeno 02. lipanj 2024]
25. X. Tang i C.C. Yang, Social network integration and analysis using a generalization and probabilistic approach for privacy preservation. *Secur Inform* 1, 7 (2012).
<https://doi.org/10.1186/2190-8532-1-7>
26. R.M. Pombo i C.R. Sluter, Cartographic generalization of social network, dostupno na https://icaci.org/files/documents/ICC_proceedings/ICC2011/Oral%20Presentations%20PDF/E2-Generalisation%20-%20geovisualisation/CO-450.pdf [pristupljeno 01. srpanj 2024]

Popis slika

Slika 1: Sociogram.....	3
Slika 2: Jake i slabe veze.....	4
Slika 3: Društvena mreža.....	6
Slika 4: Graf (vlastita izrada).....	9
Slika 5: Označeni graf (vlastita izrada)	10
Slika 6: Usmjereni graf (vlastita izrada)	11
Slika 7: Težinski usmjeren graf (vlastita izrada).....	12
Slika 8: Označeni graf (vlastita izrada).....	14
Slika 9: klike.....	20
Slika 10: Društvena mreža (vlastita izrada u programu Pajek).....	25
Slika 11: Matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek).....	26
Slika 12: Sociomatrica (vlastita izrada u programu Pajek).....	27
Slika 13: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek).....	27
Slika 14: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek).....	28
Slika 15: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek).....	29
Slika 16: Društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek).....	34
Slika 17: Matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek).....	35
Slika 18: Sociomatrica (vlastita izrada u programu Pajek).....	36
Slika 19: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek).....	37
Slika 20: Stupanj centraliteta baziran na težinama (vlastita izrada u programu Pajek).....	38
Slika 21: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek).....	39
Slika 22: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek).....	39
Slika 23: Modificirana društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek).....	41
Slika 24: matrica susjedstva (vlastita izrada u programu Pajek).....	42
Slika 25: Stupanj centraliteta (vlastita izrada u programu Pajek).....	43
Slika 26: Centralitet blizine po akterima (vlastita izrada u programu Pajek).....	44
Slika 27: Centralitet međupovezanosti aktera (vlastita izrada u programu Pajek).....	45
Slika 28: Težinski usmjerena društvena mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek)....	48
Slika 29: Druga modificirana mreža kioska (vlastita izrada u programu Pajek).....	52
Slika 30: KNN metoda.....	55
Slika 31: EBB metoda.....	55

Popis tablica

Tablica 1: Popis kioska tiska (Izvor: vlastita izrada).....32