

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA DRUŽBENE VEDE

Žiga Grošelj

**Analiza omrežja Twitter profesionalnih kolesarjev med dirko po
Franciji**

Diplomsko delo

Ljubljana, 2018

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA DRUŽBENE VEDE

Žiga Grošelj

Mentor: prof. dr. Andrej Mrvar

**Analiza omrežja Twitter profesionalnih kolesarjev med dirko po
Franciji**

Diplomsko delo

Ljubljana, 2018

Za strokovno pomoč se najlepše zahvaljujem mentorju dr. Andreju Mrvarju, ki me je v času mojega študija na Fakulteti za družbene vede naučil veliko stvari in mi pomagal pri pisanju te diplomske naloge.

Hvala tudi staršem, bratu in dekletu, ki me že od nekdaj podpirajo pri kateri koli stvari.

Analiza omrežja Twitter profesionalnih kolesarjev med dirko po Franciji

Analiza družbenih omrežij se je začela pojavljati na začetku 20. stoletja. Do sedaj se je kot celotna raziskovalna paradigma dodobra uveljavila v družboslovnem raziskovanju. V zadnjem času so se raziskovalci začeli ukvarjati tudi s spletnimi družbenimi omrežji, novo obliko družbenih omrežij, ki so se pojavila s pojavom SPLET 2.0. Spletna družbena omrežja postajajo vse bolj popularna. Twitter ima danes že več kot 300 milijonov mesečno aktivnih uporabnikov. Twitter je med kolesarji eno bolj popularnih spletnih družbenih omrežji. Prav na Twitterju je bilo opravljenih bore malo raziskav omrežij športnikov. Kot prvi se je z analizami omrežij športnikov ukvarjal Nixon, ki je omrežja športnikov poimenoval "sportsnet". Sam sem omrežje profesionalnih kolesarjev na spletnem omrežju Twitter pridobil s pomočjo programskega paketa NodeXL in seznama "TDF2017riders", ki sem ga ustvaril sam. Pridobljeno omrežje sem nato prenesel v program Pajek, v katerem sem tudi opravil nadaljnje analize. V analizah sem se ukvarjal s tem, kako se kolesarji med seboj povezujejo, iskal kohezivne podskupine in s pomočjo posredniških vlog ugotavljal, kdo je najpomembnejši kolesar v omrežju, ter izračunal mere središčnosti in pomembnosti. Poiskal sem še skupnosti v omrežju, ki sem jih kasneje tudi primerjal.

Ključne besede: dirka po Franciji, kolesarstvo, Twitter, analiza družbenih omrežij, spletna družbena omrežja.

Twitter network analysis of professional cyclists during Tour de France

Analysis of social networks started to appear in the beginning of the 20th century and has by now become established as a research paradigm in social science research. Lately researchers have started to focus on online social networks, which are a new form of social networks. Online social networks appeared with the web 2.0 and are getting more and more popular. Twitter has more than 300 million of active monthly users. Twitter is one of the most popular online social networks among the cyclists. Not a lot of research has been done on the networks of athletes on Twitter. Nixon was one of the first who researched networks of athletes, which he called "sportsnets". I collected the data from Twitter using the software package NodeXL and list "TDF2017riders", whom I compiled myself. The network was then transferred to program Pajek, where further analyses were done. In them I focused on connections between cyclists, cohesive subgroups and using "mediator" roles to find who the most important cyclist in the network was. I also calculated centrality and prestige measures and found communities in the network, which were later compared to each other.

Keywords: Tour de France, cycling, Twitter, social network analysis, social networking sites.

KAZALO VSEBINE

1 UVOD	7
2 ANALIZA DRUŽBENIH OMREŽIJ	9
2.1 OSNOVNE ZNAČILNOSTI DRUŽBENIH OMREŽIJ	11
2.2 KOHEZIVNE PODSKUPINE V OMREŽJU	12
2.2.1 KOMPONENTE OMREŽJA	12
2.2.2 JEDRA	13
2.2.3 TRIADE IN KLIKE	13
3 EMPIRIČNI DEL	18
3.3 METODOLOGIJA:	20
3.4 HIPOTEZE:	20
4 REZULTATI RAZISKAVE	21
4.1 OSNOVNO OMREŽJE	21
4.2 PREMIER OMREŽJA	23
4.3 KOHEZIVNE PODSKUPINE V IZBRANEM OMREŽJU	23
4.3.1 KOMPONENTE OMREŽJA	23
4.3.2 JEDRA OMREŽJA	24
4.3.3 KLIKE NA 3 TOČKAH	25
4.4 OTOKI	26
4.5 POSREDNIŠKE VLOGE	28
4.5.1 POSREDNIŠKE VLOGE GLEDE NA EKIPO	28
4.5.2 POSREDNIŠKE VLOGE GLEDE NA DRŽAVO	29
4.6 MERE SREDIŠČNOSTI IN POMEMBNOSTI	30
4.7 ODKRIVANJE SKUPNOSTI V OMREŽJU	31
4.8 PRIMERJAVA RAZBITIJ V OMREŽJU	33

5 ZAKLJUČEK.....	35
6 VIRI.....	37

PRILOGI

Priloga A: Lista vseh točk omrežja profesionalnih kolesarjev med dirko po Franciji.....	39
Priloga B: Mere središčnosti in pomembnosti s posredniškimi vlogami	45

KAZALO SLIK

Slika 2.1: Vse možne triade v omrežju	14
Slika 4.1: Barvna legenda omrežja po ekipah	22
Slika 4.2: Slika osnovnega omrežja razdeljenega po ekipah	22
Slika 4.3: Premer omrežja kolesarjev Dirke po Franciji	23
Slika 4.4: Krepko povezana komponenta omrežja Dirke po Franciji	24
Slika 4.5: Jedro najvišje skupne stopnje.....	25
Slika 4.6: Klike na 3 točkah v omrežju Dirke po Franciji.....	26
Slika 4.7: Največji otok v omrežju kolesarjev Dirke po Franciji.....	27
Slika 4.8: Skupnosti v omrežju – Louvainova metoda.....	31
Slika 4.9: Skupnosti v omrežju – VOS Clustering metoda	32

KAZALO TABEL

Tabela 4.1: Posredniške vloge glede na ekipo.....	28
Tabela 4.2: Posredniške vloge glede na državo	29
Tabela 4.3: Mere središčnosti in pomembnosti.....	30
Tabela 4.4: E-I indeksi razbitij	33

1 UVOD

Analiza družbenih omrežij je dokaj nova veda, ki se je razvila šele v zadnjem času. Med začetnike analize družbenih omrežij prištevamo tudi J. L. Morena, ki je leta 1930 kot prvi razvil sistematično merjenje za analizo družbene interakcije v manjših skupinah. Takim meritvam rečemo sociometrija (Kosorukoff, 2011, str. 3–4). Sam se bom v diplomskem delu osredotočil na omrežje profesionalnih kolesarjev na omrežju Twitter, ki je eno izmed bolj popularnih spletnih družbenih omrežij.

Spletna družbena omrežja so spletne strani, na katerih je posameznikom omogočeno, da si ustvarijo javen ali delno javen profil v zaprtem sistemu. Uporabniki si lahko ustvarijo seznam posameznikov, ki ravno tako uporabljajo to isto omrežje, z njimi se lahko povežejo ter si ogledujejo sezname, ki so jih ustvarili uporabniki v istem sistemu (Boyd in Ellison, 2008, str. 211). Omenjenih strani ne naredi unikatno to, da omogočajo posameznikom, da se spoznajo z neznanci, temveč to, da omogočajo uporabnikom, da se le-ti izražajo in jim omogočijo, da so njihova družbena omrežja vidna. Uporabniki teh omrežij največkrat ne komunicirajo in se ne spoznavajo z neznanimi osebami. Ravno obratno, največkrat komunicirajo s tistimi, ki so že del njihovega podaljšanega omrežja. Ključno za spletna družbena omrežja je to, da si uporabniki ustvarijo vidne profile in urejeno listo prijateljev na tem istem omrežju (Liu in Ying, 2010, str. 749).

Družbena omrežja so družbene strukture, ki so sestavljene iz posameznikov, lahko pa tudi organizacij. Tem posameznikom oz. organizacijam rečemo točke oz. "nodes". Točke se med seboj povezujejo, lahko z eno ali več vrstami povezav. Največkrat pri povezavah govorimo o neki vrsti soodvisnosti. Najpogostejši tipi soodvisnosti so prijateljstvo, sorodstvo, skupni interesi, finančne izmenjave, prepričanja, ter znanje (Kosorukoff, 2011, str. 1).

Med prvimi, ki je raziskoval omrežja športnikov, je bil Nixon, ki je taka omrežja poimenoval "sportsnet" (Nixon, 1993). Poleg njega pa so se z vprašanjem, kako bi analizo družbenih omrežij uporabili za raziskovanje športa, ukvarjali tudi Wäsche in drugi. Ti so v svojem delu ugotovili, da obstaja več različnih tipov športnih omrežij. To so: tekmovalna omrežja, omrežja interakcije, omrežja pripadnosti, znotraj organizacijska omrežja, medorganizacijska omrežja in omrežja glede na družbeno okolje (Wäsche, Dickson, Woll in Brandes, 2017, str. 156–158).

Za spletna družbena omrežja je značilno, da so bila ustvarjena z namenom, da se na njih osebe med seboj povezujejo. Zato se bom v diplomskem delu ukvarjal s tem, kako se kolesarji, ki so nastopili na Dirki po Franciji, med seboj povezujejo na Twitterju.

2 ANALIZA DRUŽBENIH OMREŽIJ

Med začetnike raziskovanja družbenih omrežij uvrščamo Émila Durkheima in Ferdinanda Tönnies, ki sta družbo raziskovala že proti koncu 19. stoletja. Tönnies je že takrat trdil, da družbene skupine lahko obstajajo kot osebne in neposredne družbene povezave, ki povezujejo posameznike z istimi vrednotami in prepričanji (*gemeinschaft*), ali pa neosebne, formalne in instrumentalne družbene povezave (*gessellschaft*). Zares pa se je analiza družbenih omrežij pojavila v prvih desetletjih 20. stoletja. Natančneje v letu 1930, ko je J. L. Moreno kot prvi razvil sistematično merjenje za analizo družbene interakcije v manjših skupinah, kot so razredi in delovne skupine. Takšna vrsta merjenja se imenuje sociometrija (Kosorukoff, 2011, str. 3-4).

Ideja o tem, da bi preučevali in ustvarili metode za analiziranje družbenih omrežij je postala zanimiva predvsem zaradi tega, ker bi na tak način lahko raziskovali odnose med različnimi družbenimi entitetami, vzorce njihovih odnosov in posledice teh odnosov. Mnogim raziskovalcem je spoznanje, da lahko družbo proučujejo kot omrežje, odprlo nove poglede pri odgovarjanju na standardna družbena in vedenjska vprašanja. Z vidika analize družbenih omrežij lahko družbeno okolje prikažemo kot vzorce ali omejitve v odnosih med točkami (Wasserman in Faust, 1994).

Analiza družbenih omrežij, ki je povezana s teorijo omrežij, se je pojavila kot ključna tehnika v moderni sociologiji. Prav tako se je uveljavila tudi v antropologiji, biologiji, komunikacijskih študijah, ekonomiji, geografiji in drugih pomembnih vedah. V zadnjem stoletju se je analiza družbenih omrežij uveljavila kot celostna raziskovalna paradigma, ki ima že svoje teoretične izraze, metode, orodja za analizo in raziskovalce. S pomočjo analize preučujemo dve vrsti omrežij, to so celotna omrežja in egocentrična omrežja. Ključna razlika med omenjenima vrstama omrežij je odvisna predvsem od tega, ali so bili raziskovalci zmožni pridobiti vse potrebne podatke za analizo. Analiza celotnega omrežja je možna le takrat, ko imamo o omrežju na voljo vse podatke. Vsi podatki pa so na voljo takrat, ko so znani tako podatki posameznikov kot njihovih alterjev. Za analizo egocentričnih omrežij se odločimo takrat, ko poznamo samo podatke o posameznikih, nimamo pa podatkov o njihovih alterjih. Velja omeniti tudi to, da se v zadnjih letih razvija analiza za razčlenjevanje hibridnih omrežij (Kosorukoff, 2011).

Pri analizi omrežij obstaja nekaj pojmov, ki so ključni za razpravo o družbenih omrežjih. Ti ključni pojmi so: akter, relacijske povezave, diade, podskupine, skupine, odnosi in omrežja. Akterji so posamezniki, podjetja ali kolektivne družbene enote. Primeri akterjev so osebe v skupini, oddelki v podjetju, igralci v klubu itd. V omrežjih največkrat gledamo na akterje istega tipa, v mojem primeru na kolesarje. Takim omrežjem rečemo enovrstna omrežja, saj je v njih le en tip akterjev. Za relacijsko povezavo je značilno, da vzpostavi povezavo med dvema akterjema. Primer takšnih povezav so izmenjava materialnih dobrin, prijateljstva, sorodstva itd. Diade so pari akterjev, med katerimi obstaja vez. Triade pa so sestavljene iz trojice akterjev, ki so povezani med seboj. Podskupina je lahko sestavljena iz katerega koli števila akterjev, med katerimi obstajajo povezave. Odnos med akterjema je lahko prijateljstvo v razredu. Družbeno omrežje pa je sestavljeno iz končnega števila akterjev ali setov akterjev in povezav med njimi (Kosorukoff, 2011, str. 17-20).

Prepoznamo lahko, kako se analitične lastnosti, ki so značilne za analizo družbenih omrežij, razlikujejo od drugih tipov analiz:

- Ne preučujemo samo posameznikov, temveč strukturo povezav, ki vplivajo na posameznike in njihove odnose.
- Skušamo odkriti, kako daleč struktura in sestava povezav vplivajo na norme.
- Skupine niso del strukture družbe. Z analizo družbenih omrežij preverjamo tudi manj omejene družbene komunikacije, od nelokalnih povezav do povezav med spletnimi stranmi (Kosorukoff, 2011, str. 2-3)

2.1 OSNOVNE ZNAČILNOSTI DRUŽBENIH OMREŽIJ

Družbena omrežja lahko predstavimo na več načinov, in sicer z dvojiško matriko, seznamom sosedov, ali pa ga opišemo z grafom. Pri seznamu sosedov vsaki točki oz. enoti v omrežju pripišemo točko, s katero se točka povezuje. Z grafičnim opisom predstavimo množico enot (angl. *vertices*) in povezave med njimi. S točkami v grafu predstavimo enote v omrežju, povezave pa z relacijo med njimi. Povezave v omrežju so lahko usmerjene in neusmerjene. Neusmerjene povezave prikažemo z daljicami, usmerjene pa s puščicami. Povezave, ki se začnejo in končajo v isti točki, imenujemo zanke (Mrvar, 2017a).

Raziskovalci so prepoznali več vrst družbenih omrežij. O neusmerjenem omrežju govorimo takrat, kadar je relacija simetrična oz. so vse povezave v omrežju neusmerjene. Neusmerjene povezave so v programu Pajek označene z edges. Usmerjeno omrežje je tisto omrežje, pri katerem relacija ni simetrična. Relacija pa ni simetrična takrat, ko so vse povezave v omrežju usmerjene. V programu Pajek so te povezave označene z arcs. Splošno omrežje oz. mixed network je omrežje, v katerem zasledimo obe vrsti povezav, tako usmerjene kot neusmerjene. Poznamo pa še dvovrstno omrežje, ki je sestavljeno iz dveh množic. Ena množica so recimo podjetja, druga množica pa delavci, ki delajo v podjetjih. Ti dve množici morata biti med seboj povezani (Mrvar, 2017a).

Poleg različnih tipov omrežij glede na povezave, ki nastopajo v družbenih omrežjih, lahko omrežja ločimo tudi po drugih lastnostih. Mala omrežja so tista, ki imajo le po nekaj 10 enot in povezav. Velika omrežja pa imajo nekaj 1000 enot in povezav. Omrežja lahko ločimo tudi po gostoti omrežja. Redka omrežja so tista, v katerih je število povezav enako številu enot. Kadar pa je število povezav večje kot število točk v omrežju, govorimo o gostem omrežju. Če je vsaka točka v omrežju povezana z vsako drugo točko, je največje število povezav v omrežju n^2 . Če pa je vsaka točka povezana z vsako drugo točko, razen sama s seboj, pa je največje možno število povezav v omrežju $n(n - 1)$. Tako omrežje ne vsebuje zank. S pomočjo teh predpostavk lahko izračunamo tudi gostoto omrežja. Pri omrežju z zankami uporabimo naslednjo formulo:

$$Density1 = \frac{m}{n^2}$$

Pri omrežju brez zank pa uporabimo:

$$Density2 = \frac{m}{n(n-1)}$$

Kjer m pomeni število usmerjenih povezav. Pri izračunu gostote omrežja predpostavljamo, da med točkami ni večkratnih povezav, kar pomeni, da sta lahko posamezni točki povezani oz. nepovezani samo z eno povezavo. Vrednost gostote omrežja je lahko med 0 in 1. Večja kot je vrednost gostote, bolj je omrežje gosto (Mrvar, 2017a).

V usmerjenem omrežju lahko med dvema točkama obstaja več poti. Nas v omrežjih najbolj zanimajo najkrajše poti. V primeru sporočanja novic nam najkrajša pot pove, kako hitro bo novica od vseh preostalih točk prispela do izbrane osebe. Najkrajšo pot lahko definiramo po vrednosti poti ali pa po dolžini poti. Čim krajša je pot, hitreje bo novica dosegla izbrano osebo. Dolžini najdaljše najkrajše poti v omrežju rečemo premer oz. diameter omrežja. Posebna vrsta usmerjenega omrežja je aciklično omrežje. To je tisto omrežje, ki ne vsebuje nobenega cikla. V primeru acikličnega omrežja se ob sprehodu po točkah nikakor ne moremo vrniti v začetno točko (Mrvar, 2017b).

Točke v omrežju so lahko različnih stopenj. Stopnje točk ločimo glede na vhodno stopnjo, katera nam pove število povezav, ki vstopajo v točko. Izhodna stopnja pove število povezav, ki izstopajo iz točke. Skupna stopnja točke pa nam pove skupno število povezav, ki imajo eno krajišče v točki (Mrvar, 2017b).

2.2 KOHEZIVNE PODSKUPINE V OMREŽJU

Med glavne naloge analize omrežij uvrščamo iskanje skupin točk v omrežju, ki so si med seboj podobne. Te skupine določimo na osnovi relacij. V programu Pajek skupinam rečemo razbitja (angl. *cluster*). Razbitje vsaki točki v omrežju pripiše številko skupine, kateri točka pripada. Skupine so v omrežju predstavljene s celimi števili. Enote, ki jih nismo uvrstili v nobeno skupino oz. nas ne zanimajo, pripadajo skupini 0 (Mrvar, 2017c). V nadaljevanju bom kot prvo vrsto kohezivnih podskupin predstavil komponente.

2.2.1 KOMPONENTE OMREŽJA

V omrežju iščemo tri vrste komponent, to so krepke, šibke in dvopovezane. O krepko povezani komponenti govorimo, kadar ob upoštevanju smeri povezav lahko pridemo iz vsake točke v skupini v vsako drugo točko v tej skupini. Ob neupoštevanju smeri povezav oz. obravnavanju

omrežja kot neusmerjenega, taki komponenti rečemo šibko povezana komponenta. Iz tega lahko sklepamo, da so v neusmerjenem omrežju krepke komponente enake šibkim komponentam. O prehodu med točkama govorimo, kadar sta obe točki v isti komponenti, taki dve točki sta tudi krepko povezani. Med točkama obstaja veriga, če sta točki v isti šibko povezani komponenti. Celotno omrežje je krepko povezano, kadar je vsak par točk krepko povezan. Velja tudi obratno. Omrežje je šibko povezano, če je vsak par točk šibko povezan. O dvopovezanem omrežju lahko govorimo takrat, kadar ob odstranitvi katere koli točke iz tega omrežja, omrežje ostane povezano. Tako omrežje tudi ne vsebuje nobenega presečišča (Mrvar, 2017c).

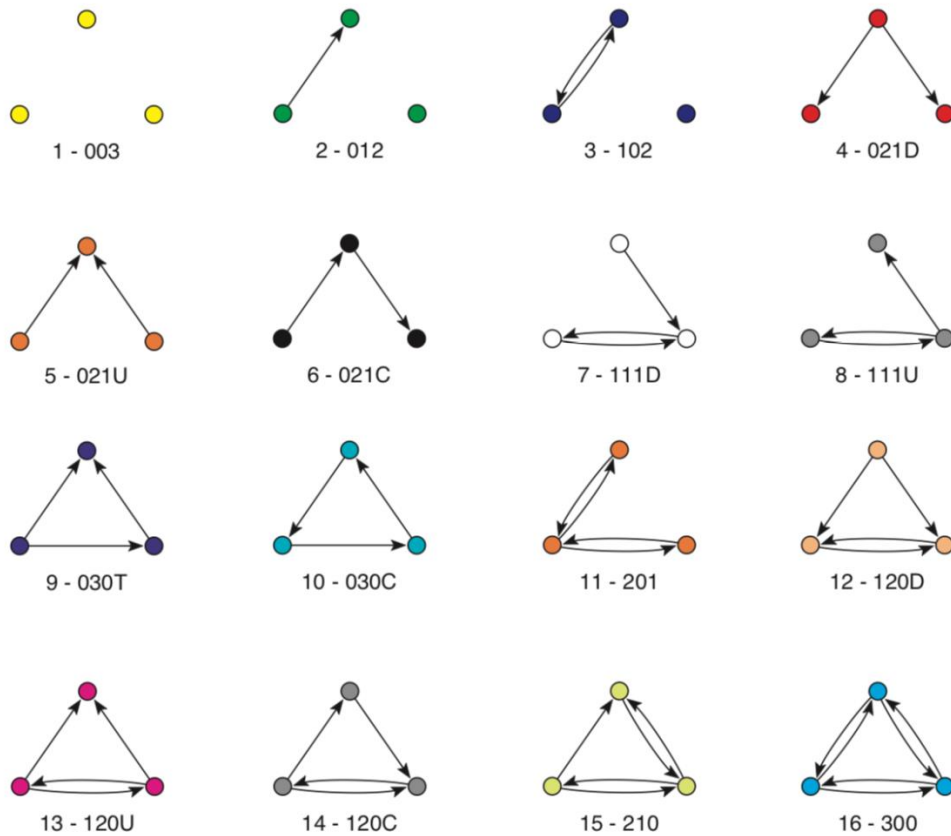
2.2.2 JEDRA

Točke lahko v omrežju tvorijo jedra. Skupina točk je k -jedro, če je vsaka točka v tej skupini povezana še s preostalimi k točkami iz iste skupine. Obstajajo različna jedra v omrežju, glede na to, na kakšen način jih računamo. Prvo vrsto jeder dobimo tako, da jedra iščemo glede na vstopne povezave v točko. Drugo vrsto jeder dobimo glede na izhodne povezave iz točk, zadnjo vrsto jeder pa ob upoštevanju vseh povezav, tako vstopnih kot izhodnih. Omeniti je potrebno, da so vhodna in izhodna jedra v neusmerjenih omrežjih enaka. Ključno pri jedrih je, da so gnezdena in niso nujno povezani podgrafi. Jedra lahko posplošimo tudi za omrežja z vrednostmi na povezavah. Z iskanjem jeder dobimo tisti del omrežja, ki je močno povezan. Po navadi se zanimamo le za jedro najvišje stopnje (Mrvar, 2017c).

2.2.3 TRIADE IN KLIKE

Triade najdemo v usmerjenem omrežju, ko izberemo tri poljubne točke in povezave, ki obstajajo med temi tremi točkami. Tako tudi podgraf na 3 točkah imenujemo, kar triada. Vedno pa dobimo eno od 16 podomrežij, ki so izrisana na spodnji sliki (Mrvar, 2017č).

Slika 2.1: Vse možne triade v omrežju



Vir: Mrvar (2017č, 2).

Skupina točk se v omrežju imenuje klika, če je vsaka točka iz skupine povezana z vsemi drugimi točkami iz iste skupine. Klika je tudi poseben primer jedra. Tako klike po navadi sestavljajo točke, ki so med seboj zelo močno povezane. Ker je iskanje klik računsko zelo zahteven postopek, največkrat iščemo le manjše klike, kot so klike na 3 ali največ 4 točkah. Kliko na treh točkah lahko na zgornji sliki najdemo pod zaporedno številko 16. Če bi v omrežju prešteli vse te triade, ugotovimo, koliko klik na treh točkah imamo v omrežju (Mrvar, 2017č).

2.3 OTOKI

Otoki so podomrežja, ki jih lahko definiramo po množičnosti ali po vrednostih povezav. Znotraj otoka so tiste točke, ki so povezane direktno ali indirektno s povezavami, ki imajo neko določeno minimalno vrednost. Ta minimalna vrednost pa mora biti višja kot vrednosti povezav do točk, ki so locirane izven otoka. Otok je tista skupina točk, ki je postavljena višje kot njena okolica (de Nooy in drugi, 2005, str. 124).

2.4 POSREDNIŠKE VLOGE

Točke v omrežju, ki so v omrežju na kakršen koli način razdeljene na določene skupine, recimo na pripadnike ekipe, lahko v omrežju nastopajo v različnih posredniških vlogah (angl. *brokerage roles*). Točke lahko nastopajo v naslednjih posredniških vlogah: notranji posrednik (angl. *coordinator*), zunanji posrednik (angl. *itinerant broker*), predstavnik (angl. *representative*), vratar (angl. *gatekeeper*) in zveza (angl. *liaison*) (Mrvar 2017č). Prvi dve posredniški vlogi vključujeta posredovanje med člani znotraj ene skupine. Pri notranjem posredniku je posrednik tudi član te skupine. Pri zunanji posredniški vlogi pa dva člana iste skupine za komunikacijo med njima uporabita člana iz druge skupine, tej vlogi rečemo zunanji posrednik. Torej točki uporabita posrednika, ki ne pripada isti skupini. Pri preostalih posredniških vlogah pa ne govorimo o posredovanju znotraj ene skupine, temveč o posredovanju med pripadniki različnih skupin. Predstavnik je točka v skupini, ki skrbi za pretok informacij iz njegove skupine. To pomeni, da je on tisti, ki komunicira oz. posreduje informacije iz svoje skupine v druge. Vrtar je tista točka, ki skrbi za pretok informacij v svojo skupino. Zveza pa je tista točka, ki posreduje informacije med skupinami, vendar ta točka ne pripada nobeni izmed teh dveh skupin. Čisto vse posredniške vloge lahko raziskujemo le v usmerjenih omrežjih, saj za iskanje vratarja in predstavnika potrebujemo tudi smeri povezav. Druge posredniške vloge pa se pojavljajo tudi pri neusmerjenih omrežjih, če nas vlogi predstavnika in vratarja ne zanimata oz. med njima ne ločimo. Tako je v neusmerjenemu omrežju točka, ki je vratar, obenem tudi predstavnik, saj med njima ne delamo razlik (de Nooy in drugi, 2005, str. 173-174).

2.5 MERE SREDIŠČNOSTI IN POMEMBNOСТИ

Z merami središčnosti in pomembnosti iščemo najbolj središčne enote v omrežju. Mere središčnosti in pomembnosti lahko računamo tako za vsako točko v omrežju kot za celotno omrežje. V primeru, da jih računamo za celotno omrežje, se mera središčnosti in pomembnosti omrežja imenuje kar usredinjenost omrežja. Prav tako mere središčnosti računamo v usmerjenem in neusmerjenem omrežju. Vse mere središčnosti, ki jih lahko izračunamo za neusmerjena omrežja, lahko izračunamo tudi v usmerjenih omrežjih, kar pa ne velja v obratni smeri. Pri usmerjenih omrežjih je treba upoštevati tudi to, da se lahko omejimo le na povezave, ki vstopajo v točke, ali pa na povezave, ki izstopajo iz točke. O meri središčnosti oz. centralnosti govorimo, ko analiziramo neusmerjeno omrežje, lahko pa jih računamo tudi v usmerjenih omrežjih. Mere pomembnosti pa se lahko izračuna le za usmerjeno omrežje. Pri meri pomembnosti računamo pomembnost točke glede na to, ali je ta točka izhodišče povezav. Tej meri se reče mera vplivnosti. Mero podpore pa računamo glede na to, ali je točka konec povezav. Teh mer se ne sme posploševati na neusmerjeno omrežje. Poznamo številne mere središčnosti, npr. mere središčnosti glede na stopnjo, dostopnost in vmesnost (Mrvar, 2017d). Mere pomembnosti za posamezne enote računamo samo v usmerjenih omrežjih, saj je smer povezav pomembna pri računanju le-teh. Vhodna stopnja točke je prva izmed mer pomembnosti. Obratna le-tej je izhodna stopnja točk. Glede na smer povezave lahko govorimo o podpori oz. vplivu. Stopnja točke ima tudi nekaj slabosti, saj pri njenem računanju ne upoštevamo, kakšne so točke, od katerih je druga točka izbrana. Nekatere točke so namreč pomembnejše od drugih. Druga izmed mer pomembnosti je območje vpliva, ki je boljše mera od vhodne stopnje. Območje vpliva izbrane točke v usmerjenem omrežju je tisto število vseh preostalih točk, iz katerih lahko ob upoštevanju smeri povezave dosežemo izbrano točko. Območje vpliva je smiselno računati za omrežja, ki niso krepko povezana. Za krepko povezana omrežja je bolj smiselna uporaba mere dostopnosti. Druga mera pomembnosti je bližina. Bližino izbrane točke dobimo tako, da delež točk v območju vpliva preučevane točke delimo s povprečno oddaljenostjo te točke do vseh preostalih točk v območju vpliva. Zadnji dve meri pomembnosti točk v omrežju sta kazalo in opis. Točka, ki nekaj opisuje, je opis, to so tiste točke, na katere se druge točke sklicujejo. Lahko pa točka kaže na druge točke v omrežju, taki točki rečemo kazalo (Mrvar, 2017e).

2.6 SKUPNOSTI V OMREŽJU

Za iskanje skupnosti v omrežju uporabimo metode *community detection*. S temi metodami iščemo take skupine, znotraj katerih so povezave gostejše in imajo čim višje vrednosti. Povezave med skupinami pa morajo biti redkejše in imeti čim nižje vrednosti (Mrvar, 2017f).

V diplomski nalogi sem uporabil dve metodi, in sicer *Louvain* in *VOS clustering*. Metoda Louvain išče takšno razvrstitev v skupine, pri kateri dobimo največjo modularnost. Podobna tej je metoda VOS Clustering, ki pa ne izračuna modularnosti, temveč govori o kakovosti razvrstitve - "*VOS quality function*" (Mrvar, 2017f).

3 EMPIRIČNI DEL

3.1 DRUŽBENO OMREŽJE TWITTER

Twitter je spletno družbeno omrežje, ki se je kot nov medij uveljavil v zadnjih nekaj letih. Ključno zanj je, da deluje bolj kot mikroblog, v katerem uporabniki pišejo krajše sestavke, ki jim rečemo tviti (angl. *tweets*). Za tvite je značilno, da so v času pisanja te diplomske naloge vsebovali največ 140 besed. To pa se je z novembrom 2017 spremenilo, saj tviti sedaj vsebujejo do 280 besed. Uporabniki Twitterja lahko sledijo preostalim uporabnikom tega omrežja, tako postanejo njihovi sledilci (angl. *followers*). Prav tako pa tem uporabnikom lahko sledijo preostali uporabniki. Da na Twitterju postaneš sledilec neki drugi osebi, ne potrebuješ dovoljenja za sledenje, tako kot je to na primer potrebno na spletnem družbenem omrežju Facebook. Če slediš drugi osebi na omrežju, še ne pomeni, da ti tudi ta oseba sledi. Recipročnost ne obstaja. Da na Twitterju slediš neki osebi, pomeni, da uporabnik spremlja vse njegove objave oz. tvite (Haewoon in drugi, 2010, str. 1).

Twitter je trenutno eden iz med najbolj popularnih mikroblogerskih platform. Uporablja se lahko preko spletne aplikacije, mobilne aplikacije, ali pa pošiljanja SMS-ov. Prav tako je uporabnikom na Twitterju omogočeno, da svoj profil zaklenejo, tako je viden le sledilcem, ki jih je oseba potrdila. Lahko pa ga pustijo javnega in dostopnega vsem. Če je uporabnikov profil javen, se njegovi tviti pojavijo na javni časovnici zadnjih tvtov (Java in drugi, 2007, str. 2).

Na Twitterju obstaja več možnosti odgovorov na tvite. Lahko preprosto še enkrat objavimo tvit neke druge osebe, tej obliki tvita rečemo re-tvit (angl. *retweet*). Z uporabo znaka @ lahko tvit namenimo določeni osebi oz. se sklicujemo na neko osebo. Z uporabo znaka # in dodatne besede pa lahko tvit namenimo določeni temi, recimo #volitve. Lahko pa tudi preprosto samo odgovorimo na tvit uporabnika (Kwak in drugi, 2010, str. 1).

V drugi polovici leta 2017 ima Twitter že okoli 330 milijonov mesečnih uporabnikov, ki sodelujejo na omrežju. To je kar 300 milijonov več mesečnih uporabnikov, kot jih je imel Twitter leta 2011. V Ameriki naj bi Twitter uporabljalo kar 24 % vseh odraslih, kar je za 12 % več kot leta 2011. Oseba z največ sledilci na omrežju Twitter je glasbenica Katy Perry, ki ima približno 100 milijonov sledilcev (Statista, 2017).

3.2 DIRKA PO FRANCIJI

Dirka po Franciji, bolj znana, kot Tour de France, je kolesarska dirka, ki je sestavljena iz 21 etap, vmes pa je tudi nekaj dni počitka. V teh 21 etapah tekmovalci prekolesarijo okoli 3500 km. To pomeni, da kolesarji v povprečju prevozijo 170 km na dan. V vsaki etapi dobimo zmagovalca. Zmagovalec v etapi dobi denarno nagrado in točke, ki so namenjene prvim 15 kolesarjem, ki najhitreje prečkajo cilj. Točke so na voljo tudi med etapami na letečih ciljnih. Na dirki po Franciji je leta 2017 nastopilo 198 kolesarjev iz 22 različnih ekip, ki so sestavljene iz 9 kolesarjev (Telegraph Sport, 2017).

Znotraj Dirke po Franciji poteka pet različnih tekmovanj. Prvo izmed tekmovanj je tekmovanje za končno razvrstitev, drugo je tekmovanje po točkah, tretje za najboljšega kolesarja na gorskih ciljnih, četrto za najboljšega mladega kolesarja ter ekipno tekmovanje. Dirka po Franciji se vedno zaključuje s krožno dirko na Elizejskih poljanah v Parizu, kjer so tudi podelitve vseh majic (prav tam).

Zmagovalec na gorskih ciljnih je tisti kolesar, ki v 21 etapah zbere največ točk, ki jih pridobi s točkovanjem na kategoriziranih vzponih na sami trasi, ter ciljnih, ki se končajo na klanec. Vodilni kolesar po gorskih ciljnih nosi pikčasto majico (prav tam).

Pri točkovanju zmaga tisti, ki nabere največ točk na letečih ciljnih in na zaključnih etap, ki se končajo s ciljnim sprintom. To so po navadi bolj ravninske etape, katere so namenjene težjim in hitrejšim kolesarjem. Kolesar, ki zmaga oziroma vodi v tej razvrstitvi, nosi zeleno majico (prav tam).

Tako razvrstitev za najboljšega mladega kolesarja kot razvrstitev za najboljšega v končnem seštevku, se meri v času. Tisti, ki je najhitrejši v vseh etapah skupaj, je vodilni v končni razvrstitvi. Podobno velja za najboljšega mladega kolesarja, ki pa mora biti mlajši od 26 let. Razvrstitev za najboljšega v končni razvrstitvi je najbolj prestižna nagrada te dirke. Zmagovalec oziroma vodilni v tej razvrstitvi nosi rumeno, najboljši mladi kolesar pa belo majico (prav tam).

3.3 METODOLOGIJA:

Za diplomsko delo sem analiziral omrežje kolesarjev, ki so nastopili na Dirki po Franciji 2017, na omrežju Twitter. Pridobljeni podatki o posameznih kolesarjih so bili zbrani s pomočjo programskega paketa NodeXL, ki nam omogoča, da iz omrežja Twitter zberemo podatke o komunikaciji med posameznimi kolesarji in ustvarimo omrežje le-teh. Da sem pridobil podatke iz družbenega omrežja Twitter, sem najprej ustvaril listo oz. seznam vseh kolesarjev, ki so nastopili na Dirki po Franciji. S pomočjo ustvarjenega seznama TDF2017riders, ki ga najdemo pod povezavo: <https://twitter.com/zigagroselj/lists/tdf2017riders>, sem ustvaril omrežje 187 kolesarjev. Naj omenim, da je število vseh kolesarjev, ki so nastopili na dirki, 198, kar pomeni, da 11 kolesarjev nima ustvarjenega računa na omrežju Twitter. Analizo omrežja kolesarjev sem opravljal v časovnem okviru dirke, zato sem najprej ustvaril omrežje kolesarjev na zadnjih 50 tvitih, nato pa sem izbrisal še vse preostale povezave med kolesarji, ki ne sodijo v ta časovni okvir raziskave. Tako je v omrežju ostalo 174 kolesarjev. Kasneje sem iz analize izključil še kolesarja, ki ni bil povezan z nobenim preostalim kolesarjem. Programski paket NodeXL nam ustvari omrežje tudi s tistimi tviti, ki zame niso pomembni, saj mi tviti posameznikov ne povejo prav nič o tem, kako se posamezniki povezujejo med seboj. Prav tako pa bi se ti tviti v programu Pajek pojavili kot loops oz. zanke, ki pa jih v omrežju, če ga hočemo analizirati, ne sme biti. Zato sem za nadaljnjo analizo uporabil le omembe in odgovore kolesarjev v omrežju. Končno omrežje pa sem iz programskega paketa NodeXL izvozil v program za analizo omrežij Pajek.

3.4 HIPOTEZE:

V nadaljevanju diplomske naloge bom skušal preveriti naslednje tri temeljne hipoteze, ki sem si jih zastavil pri analizi omrežja kolesarjev, ki so nastopili na Dirki po Franciji 2017.

1. Večji del komunikacije poteka med predstavniki istih ekip.
2. Večji del komunikacije poteka med predstavniki iste države.
3. Kolesarji, ki so uspešnejši na tekmi, imajo tudi bolj središčno vlogo na Twitterju.

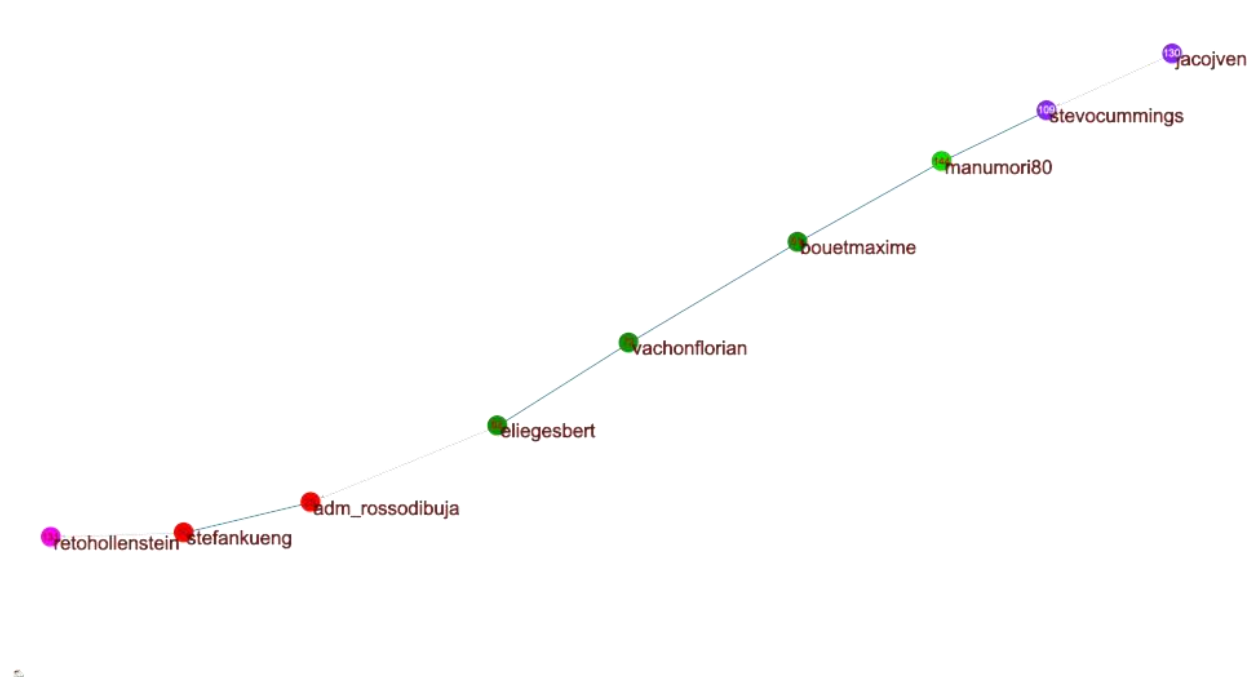
4 REZULTATI RAZISKAVE

4.1 OSNOVNO OMREŽJE

Omrežje kolesarjev, ki so nastopili na Dirki po Franciji leta 2017 in tvtinili med obdobjem, v katerem je potekala dirka (1.–23. julija 2017), je sestavljeno iz 173. kolesarjev. To, da obstaja povezava med posameznima kolesarjema pomeni, da je prvi drugega omenil oz. odgovoril na njegov tvit. Večje kot je število izmenjave omemb in odgovorov, večja je moč povezanosti med kolesarjema. V omrežju sem ohranil čisto vse povezave, saj v večini primerov vrednosti povezav ne presegajo jakosti 1. Iz omrežja sem odstranil tudi tiste kolesarje, ki so samo tvtinili in niso odgovarjali oz. omenjali drugih v omrežju. Izbrisal sem tudi morebitne zanke, ki bi se lahko pojavile v omrežju. V mojem primeru je po izbrisu kolesarja, ki ni bil povezan z nobenim preostalim kolesarjem, ostala le ena šibko povezana komponenta. Tako celotno sestavljeno omrežje iz 173 kolesarjev predstavlja šibko komponento omrežja. Med kolesarji obstaja 606 usmerjenih povezav, gostota omrežja pa znaša 0,0204. Vse analize sem opravil na osnovnem omrežju. Po mentorjevem predlogu sem dvosmerne povezave na slikah zaradi večje preglednosti prikazal kot neusmerjene. Točke v omrežju sem oštevilčil, tako da vsakemu igralcu pripada svoja številka. Izbral sem še najpomembnejše predstavnike omrežja, ki bodo poleg številke imeli pripisano še uporabniško ime kolesarja na Twitterju. Pomembne predstavnike sem izbral po lastnih merilih. Izpisane kolesarje sem izbral po nosilcih majic in zmagovalcih etap. Poleg teh sem izpisal za Slovenijo pomembne kolesarje, točke pa sem različno obarval. Različne barve točk na slikah omrežij nam povejo, kateri ekipi pripada posameznik. Poleg tega omrežje ni aciklično, kar pomeni, da v omrežju obstajajo cikli, zato se lahko iz vsake točke vrnemo v isto točko.

4.2 PREMER OMREŽJA

Slika 1.3: Premer omrežja kolesarjev Dirke po Franciji



Dolžina oz. premer omrežja profesionalnih kolesarjev, ki so sodelovali na Dirki po Franciji, znaša 8. Premer omrežja poteka med točko 131 (Reto Hollenstein) in 130 (Jaco Venter). Najdenemu premeru omrežja lahko rečemo tudi najdaljša/najkrajša pot v omrežju. Ena ekipa ima na premeru omrežja kar 3 kolesarje – to so kolesarji 72, 51, 62, ki prihajajo iz ekipe Fortuneo-Oscaro. Dve ekipi imata na premeru omrežja po 2 kolesarja. Ekipa BMC Pro Team je prisotna s kolesarjema 50 in 28, ter ekipa Dimension Data s kolesarjema 109 in 130. Na premeru omrežja pa sta še dva kolesarja, prvi član UAE Team Emirates in drugi Katusha-Alpecin.

4.3 KOHEZIVNE PODSKUPINE V IZBRANEM OMREŽJU

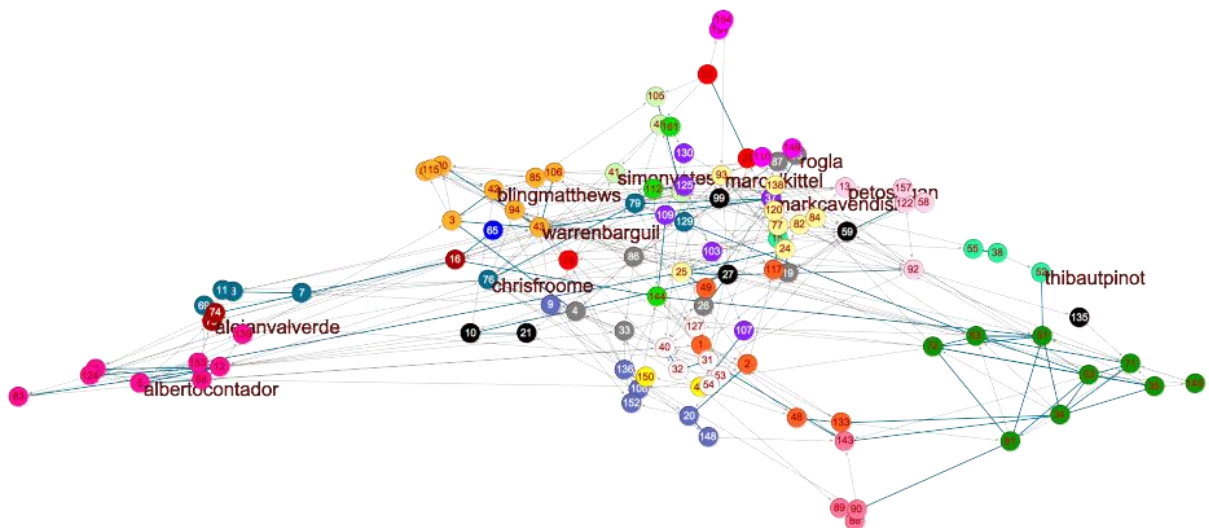
4.3.1 KOMPONENTE OMREŽJA

V omrežju imamo več različnih komponent, že zgoraj sem omenil šibko povezano komponento omrežja, ki je sestavljena iz vseh točk v omrežju. Teh točk je natanko 173. Pri šibki povezani komponenti gre za to, da smer povezav ni pomembna, ter omrežje obravnavamo kot

neusmerjeno. To pomeni, da so v šibki povezani komponenti vse točke, katere so na kateri koli način povezane z drugo osebo.

Poleg šibko povezane komponente v omrežju najdemo tudi krepko povezano komponento. Za krepko povezano komponento je značilno, da ob upoštevanju smeri povezav lahko pridemo iz vsake točke te skupine v vsako drugo iz te skupine (Mrvar, 2017c). Krepko povezana komponenta vsebuje 112 točk. To je natanko 64,7 % kolesarjev iz celotnega omrežja. To pomeni, da ob upoštevanju smeri povezav lahko pridemo iz vsakega kolesarja v vsakega drugega kolesarja iz te skupine. Ti kolesarji se vsaj posredno povezujejo s preostalimi kolesarji v tej komponenti. V omrežju pa obstaja še 61 krepko povezanih komponent, ki vsebujejo le po enega kolesarja.

Slika 4.4: Krepko povezana komponenta omrežja Dirke po Franciji

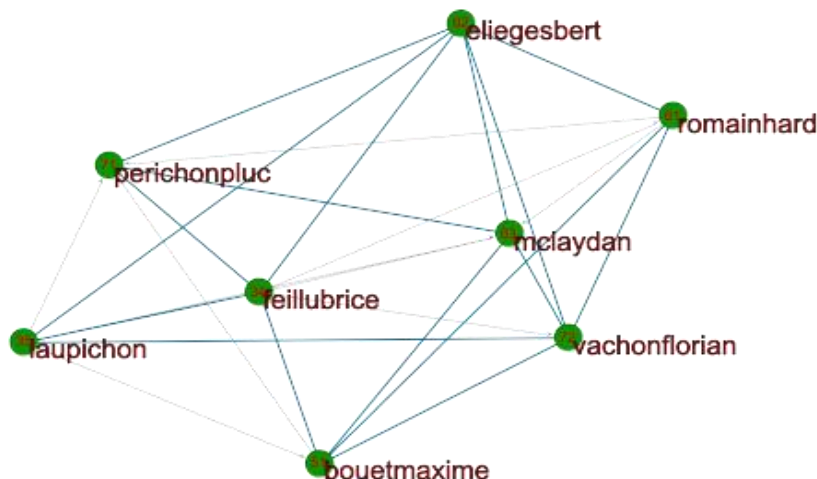


4.3.2 JEDRA OMREŽJA

k -jedro je podmnožica točk v omrežju, za katero velja, da je vsaka točka iz te podmnožice povezana vsaj s k drugimi točkami iz te podmnožice (Mrvar, 2017c). V omrežju imam najvišje jedro s stopnjo 9, v katerem je 8 kolesarjev. Iz tega sklepam, da vsakega izmed teh 8 kolesarjev omenja (ali jih on omenja) ali mu odgovarja (ali jim on odgovarja) vsaj devet drugih kolesarjev iz tega jedra. Zanimivo je, da je vseh 8 kolesarjev pripadnikov iste ekipe. To so kolesarji 34, 35, 51, 61, 62, 63, 71, 72, ki prihajajo iz ekipe Fortuneo-Oscaro. Njihov predstavnik je Brice

Feillu (34) in se nahaja v središču jedra. Iz spodnje slike razberem, da se kolesarji v ekipi sporazumevajo dvosmerno, saj je večina povezav označenih z modro barvo. Iskal sem jedra ne glede na vrsto povezave. Jedro najvišje skupne stopnje kaže na to, da bi lahko prva hipoteza držala, saj lahko razberemo, da največ komunikacije v tem primeru poteka med kolesarji znotraj iste ekipe.

Slika 4.5 Jedro najvišje skupne stopnje

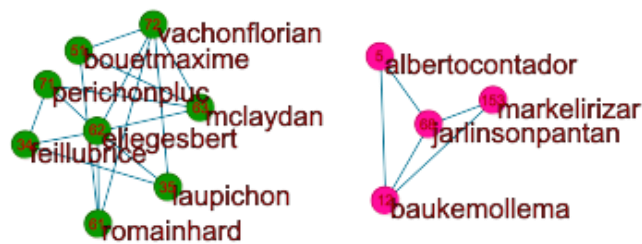


4.3.3 KLIKE NA 3 TOČKAH

V omrežju obstaja 10 klik, sestavljenih iz 3 kolesarjev. Vseh kolesarjev, ki sestavljajo teh 10 klik na 3 točkah, pa je 12. V največ klikah nastopa kolesar Elie Gesbert (62), in sicer v 6 klikah. V vseh primerih se točka 62 povezuje le s preostalimi člani svoje ekipe, torej člani ekipe Fortuneo-Oscaro. Po številu prisotnosti v 3 klikah mu sledi Vachon Florian, ki je prisoten v 5 klikah, in je ravno tako povezan le s kolesarji ekipe Fortuneo-Oscaro. McLay Daniel je prisoten v 3 klikah, sledijo pa mu preostali kolesarji, ki so prisotni v le 2 klikah. To so točke 12, 34, 35, 51, 61, 68 in 71. V le 1 kliku pa sta prisotna Alberto Contador (5) in Markel Irizar (153). Če pogledamo na spodnjo sliko, opazimo, da so klike v celoti sestavljene iz pripadnikov istega

kluba, kar potrjuje prvo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip. Prav tako so tisti, ki so bolj v sredini klike, prisotni v več klikah, tisti na robu pa v manj klikah. Tako imamo na levi 3 klike sestavljene iz ekipe Fortuneo-Oscaro. Na desni pa 3 klike sestavljene iz moštva Trek-Segafredo. Lahko omenim še, da je večina kolesarjev Fortuneo-Oscaro Francozov, medtem ko so kolesarji iz druge ekipe različnih narodnosti. Poskušal sem poiskati tudi klike na 4 točkah, ki pa jih v mojem omrežju ni.

Slika 4.6: Klike na 3 točkah v omrežju Dirke po Franciji



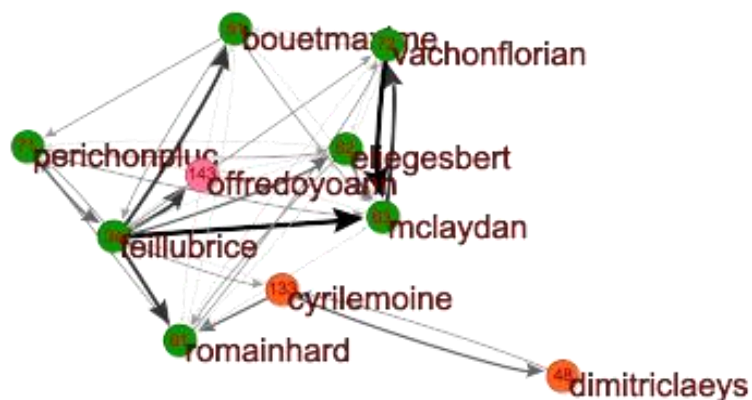
4.4 OTOKI

Za iskanje otokov v omrežju sem moral najprej izbrati najmanjše in največje število kolesarjev, ki jih bo Pajek razvrstil po otokih. Izbral sem števili 3 in 13. Za ti dve števili sem se odločil iz preprostih razlogov: 3 je najmanjše število kolesarjev v ekipi, ki je zaključila Dirko po Franciji, 13 pa zato, ker me je zanimalo, če se kolesarji povezujejo še s kakšnim kolesarjem, ki ne prihaja iz iste ekipe. S tem bom ugotovil, ali se posamezni kolesarji povezujejo tudi s preostalimi kolesarji iz drugih ekip. Ugotovil sem, da v mojem omrežju obstaja 14 otokov. Število kolesarjev, ki niso razvrščeni v noben otok v omrežju, pa znaša 101. Največji otok v omrežju, ki sem ga spodaj tudi izrisal, vsebuje 10 kolesarjev.

Iz spodnje slike lahko razberem, da je otok sestavljen iz dela kolesarjev, ki so skoraj identični jedru najvišje skupne stopnje, kar spet kaže na to, da bi lahko prva hipoteza držala. To so

kolesarji, označeni z zeleno barvo, ki so vsi člani ekipe Fortuneo-Oscaro, iz jedra najvišje vhodne stopnje pa pogošamo kolesarja Laurenta Pichona (35). Poleg teh kolesarjev v največjem jedru najdemo še kolesarja Yoanna Offredo, ki je član ekipe Wanty-Groupe Golbert, ter dva kolesarja, ki pripadata ekipi Cofidis. To sta kolesarja Cyril Lemoine in Dimitri Claeys. Tem kolesarjem je skupno to, da prihajajo iz francoskih ekip. Kot se vidi spodaj na sliki, sem povezave med kolesarji obarval s temno debelejšo povezavo. Temnejša in debelejša kot je povezava med kolesarji, močnejša je povezanost na otoku med njimi. Tako opazimo močno povezanost predvsem med kolesarji ekipe Fortuneo-Oscaro. Preostalim pripadnikom otoka pa je skupno to, da so francoske narodnosti, ali pa pripadajo francoski ekipi. To kaže na to, da obstaja tudi komunikacija znotraj predstavnikov iste države, vendar je tu še zdaleč ne opazim dovolj, saj je otok v večji meri sestavljen iz pripadnikov iste ekipe, ki pa so različnih narodnosti.

Slika 4.7: Največji otok v omrežju kolesarjev Dirke po Franciji



4.5 POSREDNIŠKE VLOGE

4.5.1 POSREDNIŠKE VLOGE GLEDE NA EKIPPO

Tabela 4.1: Posredniške vloge glede na ekipo

#	Ekipo	Notranji posrednik	Zunanji posrednik	Predstavnik	Vratar	Zveza
12	Trek-Segafredo	15	0	18	24	7
27	Lotto-Soudal	2	3	8	12	14
43	Team Sunweb	9	2	60	40	95
76	Team Sky	4	0	1	55	15

Iz zgornje tabele razberemo, da bi pri razdelitvi omrežja po ekipah posredniško vlogo v večini primerov prevzel kolesar Bauke Mollema (12), ki bi v 15 primerih sodeloval pri vzpostavitvi komunikacije med dvema kolesarjema iz iste ekipe, ki sicer med seboj ne komunicirata. V tem primeru bi vzpostavil komunikacijo med kolesarjema ekipe Trek-Segafredo. Vlogo zunanjega posrednika bi pri razdelitvi omrežja na ekipe v večini primerov prevzel kolesar Marcel Sieberg (27), ki bi v treh primerih sodeloval pri vzpostavitvi komunikacije med kolesarjema iz različnih ekip, ki drugače ne komunicirata med seboj. Vlogo predstavnika bi v omrežju, razdeljenemu na ekipe, prevzel Warren Barguil (43), ki bi v 60 primerih najprej vzpostavil komunikacijo v svojem klubu (Team Sunweb) in jo prenesel v enega izmed preostalih klubov. Ravno tako bi omenjeni kolesar v tem omrežju nastopal kot najvišja zveza, kar pomeni, da bi kar v 95 primerih vzpostavil komunikacijo med dvema kolesarjema iz različnih klubov, ki prej nista imela vzpostavljenih komunikacij. Vlogo vratarja ima v omrežju, razbitem na klube, Christopher Froome, ki bi v 55 primerih komunikacijo iz drugega kluba prenesel v klub, ki mu pripada. Tu lahko omenim, da imam pri posredniških vlogah glede na ekipo kar dva kolesarja, ki sta bila nosilca majic na letošnji dirki po Franciji. Christopher Froome je zmagal na celotni dirki v končni razvrstitvi, Warren Barguil pa je bil najboljši v točkovanju za gorske cilje.

4.5.2 POSREDNIŠKE VLOGE GLEDE NA DRŽAVO

Tabela 4.2: Posredniške vloge glede na državo

#	Država	Notranji posrednik	Zunanji posrednik	Predstavnik	Vratar	Zveza
34	Francija	23	0	2	0	0
43	Francija	7	10	27	55	107
16	Italija	8	2	39	3	7

Pri razdelitvi omrežja glede na državno pripadnost je notranji posrednik kolesar Brice Feillu (34), ki v 23 primerih skrbi za komunikacijo med dvema kolesarjema iz iste države, v njegovem primeru med kolesarji iz Francije. Že pri prejšnjem primeru, ko smo omrežje razbili glede na ekipe, se je kolesar Warren Barguil pojavil kot predstavnik in zveza. Kot zunanji posrednik bi v 10 primerih vzpostavil komunikacijo med kolesarjema iz različnih držav. V vlogi vratarja bi v 55 primerih prenesel komunikacijo med kolesarjema iz druge države v svojo državo (Francijo). Kot zveza je v prejšnjem primeru nastopal v 95 primerih. V primeru razbitja na narodnost pa bi nastopal še večkrat, in sicer 107-krat bi bil tisti, ki bi vzpostavil komunikacijo med dvema kolesarjema iz različnih držav, ki prej še nista imela vzpostavljenе komunikacije. Kot predstavnik pa se v omrežju pojavi Daniel Bennati (16), ki bi se najprej sporazumeval z italjanskim kolesarjem, nato pa še z nekom iz druge države. Lahko omenim, da kar dva kolesarja iz Francije prevzameta največ posredniških vlog, kar sploh ni presenetljivo, saj največ kolesarjev, ki je nastopilo na Dirki po Franciji, prihaja ravno iz Francije.

4.6 MERE SREDIŠČNOSTI IN POMEMBNOСТИ

Tabela 4.3: Mere središčnosti in pomembnosti

#	Utežena vhodna stopnja	Utežena izhodna stopnja	Utežena skupna stopnja	Vmesnost	Kazalo	Opis
93	37	3	40	0,04117	0,00012	0,1556
75	2	36	38	0,02362	0,02648	0,00012
43	29	22	51	0,16353	0,02527	0,08242
68	8	27	35	0,03578	0,62578	0,04902
5	27	4	31	0,01177	0,0348	0,77498

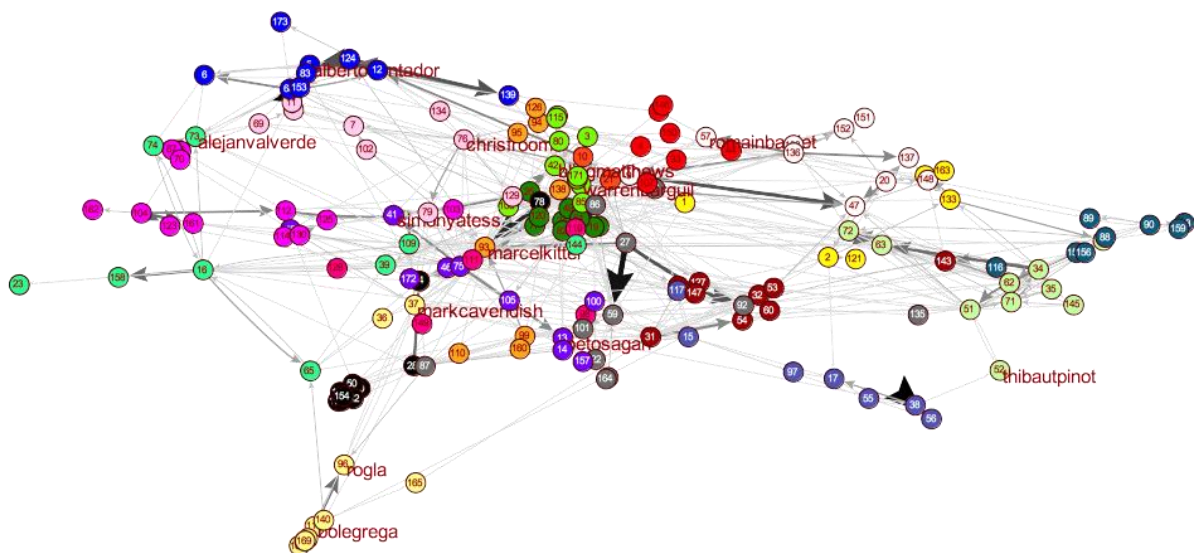
Največjo uteženo mero vhodne stopnje v omrežju ima točka 93, ki pripada kolesarju Marcelu Kittelu. Utežena vhodna stopnja nam pove, da je bil ta kolesar največkrat omenjen v tvitih preostalih kolesarjev. Kittel je torej najbolj tvitan med kolesarji, ki so nastopili na Dirki po Franciji. Največjo uteženo izhodno stopnjo ima kolesar Roman Kreuziger (75), član Orice-Scot. To pomeni, da je ta kolesar v omrežju najbolj aktiven od kolesarjev, saj je objavil največ tvitov, v katerih je omenil preostale kolesarje iz omrežja kolesarjev Dirke po Franciji. Kolesar Warren Barguil (43) ima največjo uteženo skupno stopnjo (51) ter ravno tako največjo vmesnost (0,16353). Iz tega podatka ugotovim, da je ta točka izmed vseh točk imela največ poslanih in prejetih tvitov, v katerih so omenjeni preostali kolesarji tega omrežja. Po največji vmesnosti tega kolesarja pa sklepam, da je ta kolesar na največ najkrajših poteh med drugimi pari kolesarjev. Največjo vrednost kazala ima kolesar Jarlinson Pantano, ta znaša 0,62578. Ta kolesar kaže na največ drugih v omrežju. Alberto Contador pa je najboljši opis, kar pomeni, da se največ preostalih kolesarjev sklicuje nanj. Zanimivo je, da med pomembnejšimi kolesarji ni niti nosilca zelene majice, niti zmagovalca v končni razvrstitvi, ki je v omrežju prevzel le vlogo vratarja.

4.7 ODKRIVANJE SKUPNOSTI V OMREŽJU

4.7.1 LOUVAINOVA METODA

Za iskanje skupnosti v omrežju sem najprej uporabil Louvainovo metodo. Louvainova metoda v omrežju najde 21 skupnosti. Metodo sem pognal z vrednostjo resolucijskega parametra 3. To vrednost sem izbral, ker je manjša vrednost parametra dala premalo skupnosti (17), večja vrednost parametra pa preveč (23). Na Dirki po Franciji nastopa namreč 22 ekip, kar je le ena več od števila skupnosti, ki jih metoda odkrije. V spodnji sliki Louvainove metode so točke, ki pripadajo isti skupnosti, označene z isto barvo. S pomočjo prikaza slike z »greyscale« in z različnimi debelinami črt opazim, da se tisti, ki pripadajo isti skupnosti, povezujejo z močnejšimi in bolj temno obarvanimi povezavi. To pomeni, da so močnejše povezani med seboj. Poleg tega opazim, da so skupnosti zelo podobne razbitju na ekipe. Tisti kolesarji, ki pa tu niso razvrščeni v svoje ekipe, so razvrščeni k državi, iz katere prihajajo. Tako je recimo Primož Roglič (96) povezan s preostalimi Slovenci. Vrednost modularnosti pri Louvainovi metodi je v 0,452810. Skupnosti, ki mi jih vrne Louvainova potrjujejo prvo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip.

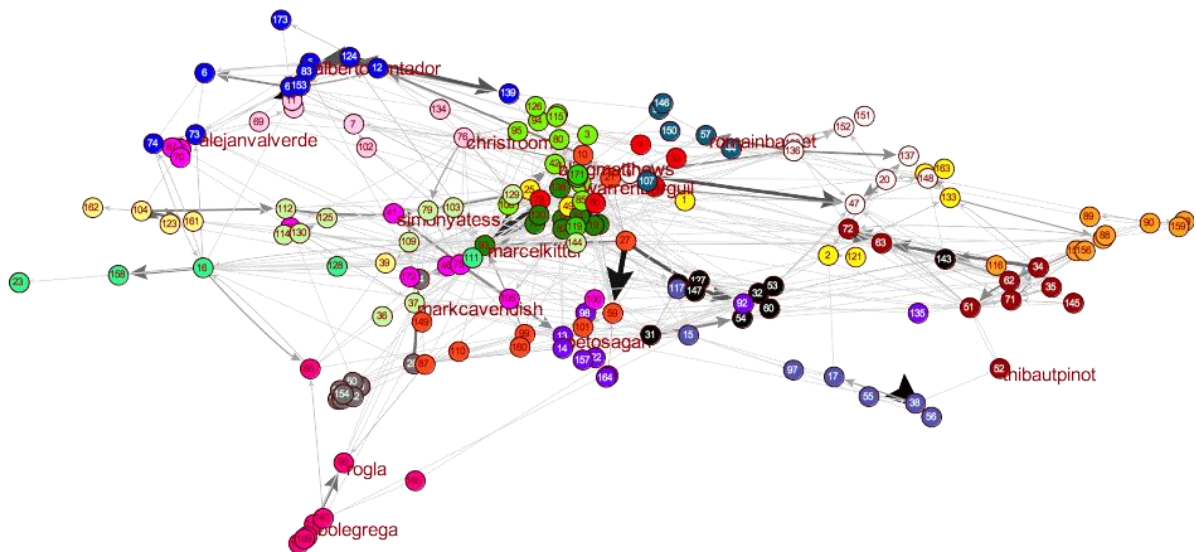
Slika 4.8: Skupnosti v omrežju – Louvainova metoda



4.7.2 VOS CLUSTERING METODA

Metoda VOS Clustering je omrežje kolesarjev Dirke po Franciji, prav tako kot Louvainova metoda, razbila na 21 skupnosti. V tem primeru sem za vrednost parametra izbral 2, saj mi v primeru resolucijskega parametra 3, uporabljenega pri Louvainovi metodi, metoda vrne 27 različnih skupnosti. Tudi pri tej metodi opazim, da so skupnosti po večini razdeljene na ekipe, ki so pri VOS Clustering metodi obarvane z drugimi barvami, kar kaže na to, da prva hipoteza drži, saj večino komunikacije poteka znotraj ekip. Ne drži pa hipoteza, da poteka večina komunikacije tudi znotraj predstavnikov iste države. Opazim, da so tudi tu povezave znotraj skupnosti močnejše. To nakazujejo debelejšje in temnejše povezave med točkami znotraj skupnosti. Kakovost VOS Clustering metode znaša 0,724217.

Slika 4.9: Skupnosti v omrežju – VOS Clustering metoda



4.8 PRIMERJAVA RAZBITIJ V OMREŽJU

Vsa razbitja, ki sem jih opravil, bom v tem delu diplomske naloge primerjal s pomočjo E-I indeksa in Cramerjevega koeficienta. E-I indeks nam pove o kakovosti razbitja, glede na to, kako dobro razbitje razvrsti točke po skupinah. E-I indeks, ki ima negativno vrednost, pomeni, da večina komunikacije v omrežju poteka znotraj skupin. Pozitivna vrednost E-I indeksa pa pomeni, da večina komunikacije poteka med skupinami.

Tabela 4.4: E-I indeksi razbitij

Razbitje	Utežen E-I Indeks
Ekipe	-0,158009
Države	0,25974
Louvainova metoda	-0,300866
VOS Clustering	-0,227273

E-I indeks ima pri razbitju na ekipe vrednost $-0,158$. To pomeni, da kolesarji več komunicirajo znotraj ekipe, ki ji pripadajo, kot pa s kolesarji iz drugih ekip. To me sploh ne preseneča, saj sem tudi vse klike, otoke in jedra dobil sestavljena predvsem iz kolesarjev, ki prihajajo iz istih ekip. Pričakoval pa sem, da se kolesarji več sporazumevajo glede na državno pripadnost, vendar rezultati tega ne kažejo. To kaže na to, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip in ne med predstavniki iste države.

Kot sem že zgoraj ugotovil, kolesarji bolj komunicirajo znotraj ekip, kot pa s preostalimi kolesarji, ki prihajajo iz drugih ekip. E-I indeks razbitja po državah ima vrednost $0,260$. Iz tega sledi, da kolesarji bolj komunicirajo med skupinami, torej med državami in ne znotraj držav. To potrjuje mojo domnevo, potrjeno s strani prvih dveh E-I indeksov, da kolesarji bolj komunicirajo znotraj ekip in med državami. To bi lahko pripisal temu, da je kolesarstvo bolj ekipni šport kot pa državni, saj kolesarji na tej ravni predstavljajo svojo državo le dvakrat letno,

in sicer na svetovnem in v zadnjih letih ob uveljavitvi tudi na evropskem prvenstvu, drugače pa preživijo večino časa z ekipo, ki je po večini sestavljena iz različnih narodnosti.

Razbitje po Louvainovi metodi ima vrednost E-I indeksa $-0,301$, kar pomeni, da več komunikacije poteka znotraj skupin, kot pa med skupinami pridobljenimi po tej metodi. E-I indeks ima pri tej metodi največjo absolutno vrednost. To pomeni, da dobimo pri tej metodi najboljše razbitje, saj večina komunikacije poteka znotraj dobljenih skupin. Skupine dobljene po tej metodi so skoraj identične razbitju na ekipe, kar pomeni, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip. Vrednost Cramarjevega koeficienta med Louvainovo metodo in razbitjem na ekipe znaša $0,783$. To pomeni, da obstaja močna povezanost med razbitjem po Louvainovi metodi in razbitjem na ekipe. Vrednost Cramarjevega koeficienta med Louvainovo metodo in razbitjem omrežja na države pa znaša $0,505$, kar kaže na srednje močno povezanost med omenjenima razbitjema.

E-I indeks ima pri razbitju s pomočjo VOS Clustering metode vrednost $-0,227$, kar je nekoliko manj kot pri E-I indeksu Louvainove metode. Ugotovimo pa lahko, da večina povezav nastopa znotraj skupin in ne med skupinami. Vrednost Cramarjevega koeficienta med VOS Clustering metodo in razbitjem na ekipe znaša $0,829$, kar kaže na to, da med omenjenima razbitjema obstaja močna povezanost. Zanimivo je, da je še večja kot med razbitjem po Louvainovi metodi in razbitjem na ekipe. Cramerjev koeficient med razbitjem po VOS Clustering in razbitjem na države ima vrednost $0,545$. To nam pove, da med razbitjema obstaja srednje močna povezanost.

Vrednost Cramarjevega koeficienta med Louvainovo in VOS clustering metodo znaša $0,812$. To kaže na zelo močno povezanost med omenjenimi razbitji. Zanimivo je, da ima Cramerjev koeficient manjšo vrednost med obema metodama, kot pa med VOS Clustering razbitjem in razbitjem po ekipah. Tako ugotovim, da VOS Clustering najboljše razdeli kolesarje, ki so nastopili na dirki po Franciji, po ekipah. Ugotovil sem, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip in med kolesarji, ki niso predstavniki iste države. Tako potrjujem prvo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip. Ovržem pa drugo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj predstavnikov iste države.

5 ZAKLJUČEK

Diplomska naloga analizira omrežje profesionalnih kolesarjev med Dirko po Franciji na spletnem družbenem omrežju Twitter. Vsi podatki za analizo so bili zbrani s pomočjo programa NodeXL. Pridobljeno omrežje sem nato prenesel v program Pajek, v katerem sem tudi opravil vse analize v diplomski nalogi. Ker je bil časovni okvir analize omejen na čas Dirke po Franciji, sem najprej ustvaril omrežje na zadnjih 50 tvitih vsakega kolesarja. Ker pa je v omrežju še vedno ostalo nekaj povezav, ki ne sodijo v časovni okvir, sem jih ročno izbrisal. Seznam je na koncu štel 173 kolesarjev. Med kolesarji je mogoče zaslediti 606 usmerjenih povezav, gostota dobljenega omrežja pa je 0,0204.

Dolžina oz. premer omrežja profesionalnih kolesarjev znaša 8 in poteka med točkama 131 (Reto Hollenstein) in 130 (Jaco Venter). Na premeru omrežja so kar trije kolesarji iz ekipe Fortuneo-Oscaro. V omrežju imamo šibko povezano komponento, ki šteje 173 kolesarjev. Imamo pa tudi največjo krepko povezano komponento, ki vsebuje 112 kolesarjev. Poleg največje krepko povezane komponente najdemo v omrežju še 61 komponent, ki vsebujejo le po enega kolesarja. Po komponentah sem se osredotočil še na analizo kohezivnih podskupin. V omrežju obstaja najvišje jedro, ki ima stopnjo 9, v katerem je 8 kolesarjev. Zanimivo je, da so vsi kolesarji pripadniki ekipe Fortuneo-Oscaro. V omrežju sem našel tudi deset klik na 3 točkah, ter nobene klike na 4 točkah. Klike sestavljajo le kolesarji iz ekip Fortuneo-Oscaro in Trek-Segafredo. V omrežju sem iskal še otoke. Največji otok v omrežju profesionalnih kolesarjev vsebuje 10 kolesarjev in je sestavljen iz dela kolesarjev, ki so pripadali že jedru najvišje skupne stopnje. Skupno tem kolesarjem je, da pripadajo francoskim ekipam. V omrežju pa imamo še 13 preostalih otokov. V omrežju nisem našel klik na štirih točkah.

Prav tako sem v omrežju analiziral tudi posredniške vloge gleda na ekipo in državo, ki ji kolesar pripada. Največ posredniških vlog pri obeh razdelitvah je prevzel kolesar Warren Barguil, ki je član ekipe Team Sunweb. Ta kolesar bi v primeru razdelitve na države prevzel vloge zunanjega posrednika, vratarja in zveze.

Največjo uteženo skupno stopnjo ima točka 43, ki pripada kolesarju Warrenu Barguilu. Za tega kolesarja smo že v primeru posredniških vlog ugotovili, da igra v omrežju zelo pomembno vlogo. Ta kolesar ima tudi največjo vmesnost v omrežju, ki znaša 0,16353. Najboljše kazalo v

omrežju je kolesar Jarlinson Pantano, najboljši opis pa Alberto Contador. Oba kolesarja pripadata ekipi Trek-Segafredo.

Nato sem v omrežju iskal še skupnosti v omrežju. Za iskanje skupnosti sem uporabil Louvainovo in VOS Clustering metodo. Ti dve metodi iščeta skupnosti na podlagi povezav z najvišjimi medsebojnimi vrednostmi. Absolutno najvišjo vrednost E-I indeksa dobimo s pomočjo Louvainove metode. E-I indeks Louvainove metode znaša $-0,300866$. Ugotovim pa, da kolesarji več komunicirajo znotraj ekip, kot pa med državami. To nam pove E-I indeks za obe osnovni razbitji. Najvišji Cramarjev koeficient dobimo med razbitjem VOS-Clustering in razbitjem po ekipah, kar je dokaj presenetljivo, saj sta si obe metodi za iskanje skupnosti zelo podobni. Najboljše razbitje je razbitje na ekipe. Tako sem potrdil prvo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj ekip in ovrigel drugo hipotezo, da večji del komunikacije poteka znotraj predstavnikov iste države.

Kolesarji se v omrežju najmočneje povezujejo po ekipah. Seveda obstaja nekaj izjem, kjer se kolesarji bolj povezujejo s tekmovalci, ki prihajajo iz iste države. Tako se recimo Primož Roglič povezuje z Grego Boletom, čeprav nista iz iste ekipe. Najmočneje se med seboj povezujejo kolesarji francoske ekipe Fortuneo-Oscar, ki sestavljajo jedro najvišje stopnje in večinski del največjega otoka v omrežju. Poleg kolesarjev ekipe Fortuneo-Oscar se močno povezujejo tudi kolesarji ekipe Trek-Segafredo.

Po analizi posameznikov glede na razbitje na ekipe in države sem ugotovil, da je najvplivnejši kolesar v omrežju Warren Barguil, ki mu pripada točka 43. V primeru razbitja na ekipe ta kolesar prevzame vlogo zveze in predstavnika, v primeru razbitja na države pa zunanega posrednika, zveze in vratarja. Ta kolesar ima tudi največjo uteženo vhodno stopnjo, ki znaša 51. Prav tako ima največjo vmesnost, ki znaša 0,16353. To pomeni, da kolesar leži na največ najkrajših poteh med drugimi točkami v omrežju. Njegovo vplivnost prištevam temu, da je bil letos nosilec pikčaste majice za najboljšega kolesarja na gorskih ciljih. Poleg tega pa prihaja iz Francije, kjer je Dirka po Franciji najpopularnejši športni dogodek. Zanimivo je, da njegov klubski kolega Michael Matthews, nosilec zelene majice, ni na nobeni izmed teh list. Presenečenje je tudi to, da kolesar, ki je zmagal v končni razvrstitvi, ni med pomembnejšimi v omrežju. Chris Froome tako v omrežju, razdeljenem na ekipe, prevzame le vlogo vratarja. S tem se ovrigel tretjo hipotezo, ki trdi, da kolesarji, ki so uspešnejši, imajo večjo vlogo tudi na Twitterju.

6 VIRI

1. Boyd, D. M. in Ellison B. N. (2008). Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 210–230.
2. de Nooy, W., Mrvar A. in Batagelj, V. (2005). *Exploratory Social Network Analysis with Pajek*. New York: Cambridge University Press.
3. Haewoon, K., Lee Changhyun, L., Hosung, P. in Sue, M. (2010). *What is Twitter, a Social Network or a News Media?* Dostopno prek <http://www.ambuehler.ethz.ch/CDstore/www2010/www/p591.pdf>
4. Java, A., Song, X., Finin, T. in Tseng, B. (2007). *Why we Twitter: Understanding Microblogging Usage and Communities*. Dostopno prek <http://aisl.umbc.edu/resources/369.pdf>
5. Kosorukoff, A. (2011). *Social network analysis: theory and applications*. Dostopno prek https://www.politaktiv.org/documents/10157/29141/SocNet_TheoryApp.pdf
6. Liu, Y. in Ying, X. (2010). *A Review of Social Network Sites: Definition, Experience and Applications*. Dostopno prek <http://file.scirp.org/pdf/18-2.1.31.pdf>
7. Mrvar, A. (2017a). *Definicije in predstavitve omrežij, program Pajek* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar1.pdf>
8. Mrvar, A. (2017b). *Poti v omrežju stopnje točk* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar2.pdf>
9. Mrvar, A. (2017c). *Definicije skupine enot, razbitij, izrezov, komponent in jeder* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar3.pdf>
10. Mrvar, A. (2017č). *Triade, klike, pogledi na omrežje, posredniške vloge* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar4b.pdf>
11. Mrvar, A. (2017d.) *Mere središčnosti in pomembnosti* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar4.pdf>
12. Mrvar, A. (2017e). *Mere pomembnosti* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/uvod/301/mrvar4a.pdf>
13. Mrvar, A. (2017f). *Iskanje skupin – metode community detection* [Prosojnice iz predavanj]. Dostopno prek <http://mrvar.fdv.uni-lj.si/sola/info4/nusa/doc/301/cds.pdf>
14. Nixon, H. L. (1993). Social Network Analysis of Sport: Emphasizing Social Structure in Sport Sociology. *Sociology of sport Journal* 10, 315–321.
15. »Statista«. (b. d.) Dostopno prek <https://www.statista.com>

16. Telgraph sport. (2017). *The Tour de France: What are the rules, what do all the jerseys mean and just how do riders go to the toilet?* Dostopno prek <http://www.telegraph.co.uk/cycling/0/tour-de-france-rules-do-jerseys-mean-just-do-riders-go-toilet/>
17. Wasserman, S. in Faust, K. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Application*. New York: Cambridge University Press.
18. Wäsche, H., Dickson, G., Woll, A. in Brandes U. (2017). Social network analysis in sport research: an emerging paradigm. *European Journal for Sport and Society*, 14 (2), 138-165.

PRILOGI

Priloga A: Lista vseh točk omrežja profesionalnih kolesarjev med dirko po Franciji

Št. Točke	Twitter ime	Ime	Ekipa	Država
1	luisangelmate	Luis Ángel Maté	Cofidis	Španija
2	nicoedet	Edet Nicolas	Cofidis	Francija
3	rsinkeldam	Ramon Sinkeldam	Team Sunweb	Nizozemska
4	groenewegend	Dylan Groenewegen	LottoNL Jumbo	Nizozemska
5	albertocontador	Alberto Contador	Trek Segafredo	Španija
6	hzubeldia	Haimar Zubelda	Trek Segafredo	Španija
7	mikellandameana	Mikel Landa	Team Sky	Španija
8	michalkwiatek	Michał Kwiatkowski	Team Sky	Poljska
9	chava_sylvain	Sylvain Chavanel	Direct Energie	Francija
10	tonygallopin	Tony Gallopin	Lotto Soudal	Francija
11	nievemikel	Mikel Nieve	Team Sky	Španija
12	baukemollema	Bauke Mollema	Trek Segafredo	Nizozemska
13	petosagan	Peter Sagan	Bora hansgrohe	Slovaška
14	majkaformal	Rafal Majka	Bora hansgrohe	Poljska
15	jacopoguarnieri	Jacopo Guarnieri	FDJ	Italija
16	benna80	Daniele Bennati	Movistar Team	Italija
17	rudymolard	Rudy Molard	FDJ	Francija
18	timoroosen	Timo Roosen	LottoNL Jumbo	Nizozemska
19	georgenbennett	George Bennett	LottoNL Jumbo	Nova Zelandija
20	petitadrien62	Adrien Petit	Direct Energie	Francija
21	tiesjbenoot	Tiesj Benoot	Lotto Soudal	Belgija
22	andrey_amador	Andrey Amador	Movistar Team	Kostarika
23	jesushl90	Jesús Herrada López	Movistar Team	Španija
24	jackbauernz	Jack Bauer	Quickstep Floors	Nova Zelandija
25	julienvermote	Julien Vermote	Quickstep Floors	Belgija
26	josvanemden	Jos van Emden	LottoNL Jumbo	Nizozemska
27	marcelsieberg	Marcel Sieberg	Lotto Soudal	Nemčija

28	adm_rossodibuja	Alessandro Marchi	De BMC Racing	Italija
29	daniLOWYSS85	Danilo Wyss	BMC Racing	Švica
30	michaelschaer	Michael Schär	BMC Racing	Švica
31	taylorphinney	Taylor Phinney	Cannondale Drapac	Amerika
32	simoclarke	Simon Clarke	Cannondale Drapac	Avstralija
33	rgupdate	Robert Gesink	LottoNL Jumbo	Nizozemska
34	feillubrice	Brice Feillu	Fortuneo Oscaro	Francija
35	laupichon	Laurent Pichon	Fortuneo Oscaro	Francija
36	sabatinifabio	Fabio Sabatini	Quickstep Floors	Italija
37	markcavendish	Mark Cavendish	Dimension Data	Velika Britanija
38	cimo89	Davide Cimolai	FDJ	Italija
39	fabioaru1	Fabio Aru	Astana Pro Team	Italija
40	uranrigoberto	Rigoberto Uran	Cannondale Drapac	Kolumbija
41	simonyatess	Simon Yates	Orica Scott	Velika Britanija
42	blingmatthews	Michael Matthews	Team Sunweb	Avstralija
43	warrenbarguill	Warren Barguill	Team Sunweb	Francija
44	olivernaesen	Oliver Naesen	AG2R LaMondiale	Belgija
45	darylImpey	Daryl Impey	Orica Scott	JAR
46	luke_durbridge1	Luke Durbridge	Orica Scott	Avstralija
47	voecklerthomas	Thomas Voeckler	Direct Energie	Francija
48	dimitriClaeys	Dimitri Claeys	Cofidis	Belgija
49	flosenech	Florian Senechal	Cofidis	Francija
50	stefankueng	Stefan Küng	BMC Racing	Švica
51	bouetmaxime	Maxime Bouet	Fortuneo Oscaro	Francija
52	thibautpinot	Thibaut Pinot	FDJ	Francija
53	pierroorolland	Pierre Rolland	Cannondale Drapac	Francija
54	natebrown0707	Nathan Brown	Cannondale Drapac	Amerika
55	arthurvichot	Arthur Vichot	FDJ	Francija
56	legacolg	Olivier Le Gac	FDJ	Francija
57	romainbardet	Romain Bardet	AG2R LaMondiale	Francija
58	rudiselig	Rüdiger Selig	Bora hansgrohe	Nemčija
59	degentthomas	Thomas De Gendt	Lotto Soudal	Belgija
60	paddybevin	Patrick Bevin	Cannondale Drapac	Nova Zelandija

61	romainhard	Romain Hardy	Fortuneo Oscaro	Francija
62	eliegesbert	Elie Gesbert	Fortuneo Oscaro	Francija
63	mclaydan	Daniel McLay	Fortuneo Oscaro	Nova Zelandija
64	maciejbodnar	Maciej Bodnar	Bora hansgrohe	Poljska
65	sonnycolbrelli	Sonny Colbrelli	Bahrain Merida	Italija
66	elpumadarwin	Darwin Atapuma	UAE Team	Kolumbija
67	cabg1989	Carlos Betancur	Movistar Team	Kolumbija
68	jarlinsonpantan	Jarlinson Pantano	Trek Segafredo	Kolumbija
69	sergiohenaoofic	Sergio Henao	Team Sky	Kolumbija
70	estecharu	Esteban Chaves	Orica Scott	Kolumbija
71	perichonpluc	Pierre-Luc Périchon	Fortuneo Oscaro	Francija
72	vachonflorian	Florian Vachon	Fortuneo Oscaro	Francija
73	alejanvalverde	Alejandro Valverde	Movistar Team	Španija
74	imanolerviti	Imanol Erviti	Movistar Team	Španija
75	roman86_k	Roman Kreuziger	Orica Scott	Češka
76	chrisfroome	Christopher Froome	Team Sky	Velika Britanija
77	matteotrentin	Matteo Trentin	Quickstep Floors	Italija
78	nicholasroche	Nicholas Roche	BMC Racing	Irska
79	geraintthomas86	Geraint Thomas	Team Sky	Velika Britanija
80	roycurvers	Roy Curvers	Team Sunweb	Nizozemska
81	alberttimmer	Albert Timmer	Team Sunweb	Nizozemska
82	danmartin86	Dan Martin	Quickstep Floors	Irska
83	michaelgogl	Michael Gogl	Trek Segafredo	Avstrija
84	glbrambilla	Gianluca Brambilla	Quickstep Floors	Italija
85	laurenstendam	Laurens Ten Dam	Team Sunweb	Nizozemska
86	pmartens83	Paul Martens	LottoNL Jumbo	Nemčija
87	robertwagner83	Robert Wagner	LottoNL Jumbo	Nemčija
88	marcominnaard	Marco Minnaard	Wanty Groupe Gobert	Nizozemska
89	vsbpieter	Pieter Vanspeybrouck	Wanty Groupe Gobert	Belgija
90	guilmmartin	Guillaume Martin	Wanty Groupe Gobert	Francija
91	jan_bakelants	Jan Bakelants	AG2R LaMondiale	Belgija
92	mburghardt83	Marcus Burghardt	Bora hansgrohe	Nemčija
93	marcelkittel	Marcel Kittel	Quickstep Floors	Nemčija

94	nikiasarndt	Nikias Arndt	Team Sunweb	Nemčija
95	ebhagen	Edvald Boasson Hagen	Dimension Data	Norveška
96	rogla	Primož Roglič	LottoNL Jumbo	Slovenija
97	mickaeldelage	Mickaël Delag	5000 FDJ	Francija
98	gregvanavermaet	Greg Van Avermaet	BMC Racing	Belgija
99	andregreipel	André Greipel	Lotto Soudal	Nemčija
100	damien_howson	Damien Howson	Orica Scott	Avstralija
101	jurgenroelandts	Jurgen Roelandts	Lotto Soudal	Belgija
102	christianknees	Christian Knees	Team Sky	Nemčija
103	eiselbernhard	Bernhard Eisel	Dimension Data	Avstrija
104	marcatomarco	Marco Marcato	UAE Team	Italija
105	mathew_hayman	Mathew Hayman	Orica Scott	Avstralija
106	simongeschke	Simon Geschke	Team Sunweb	Nemčija
107	sergepauwels	Serge Pauwels	Dimension Data	Belgija
108	angelotulik	Angelo Tulik	Direct Energie	Francija
109	stevocummings	Steve Cummings	Dimension Data	Velika Britanija
110	zabelrick	Rick Zabel	Team Katusha Alpecin	Nemčija
111	richie_porte	Richie Porte	BMC Racing	Avstralija
112	swiftybswift	Ben Swift	UAE Team	Velika Britanija
113	tom_degand	Degand Thomas	Wanty Groupe Gobert	Belgija
114	reinvanrensborg	Reinardt Janse van Rensburg	Dimension Data	JAR
115	miketeunissen	Mike Teunissen	Team Sunweb	Nizozemska
116	albertobettiol	Alberto Bettiol	Cannondale Drapac	Italija
117	bouhanninacer	Bouhanni Nacer	Cofidis	Francija
118	bolegrega	Grega Bole	Bahrain Merida	Slovenija
119	michaelvalgren	Michael Valgren	Astana Pro Team	Danska
120	zdenekstybar	Zdenek Stybar	Quickstep Floors	Češka
121	juliensimon85	Julien Simon	Cofidis	Francija
122	emubuchmann	Emanuel Buchmann	Bora hansgrohe	Nemčija
123	diegoulissi	Diego Ulissi	UAE Team	Italija
124	koendekort	Koen De Kort	Trek Segafredo	Nizozemska
125	scott_thwaites1	Scott Thwaites	Dimension Data	Velika Britanija
126	tim_wellens	Tim Wellens	Lotto Soudal	Belgija

127	dylanvanbaarle	Dylan Van Baarle	Cannondale Drapac	Nizozemska
128	jashastterlin	Jasha Sütterlin	Movistar Team	Nemčija
129	lukerowe1990	Luke Rowe	Team Sky	Velika Britanija
130	jacojventer	Jaco Venter	Dimension Data	JAR
131	retohollenstein	Reto Hollenstein	Team Katusha Alpecin	Švica
132	lammertinkm	Maurits Lammertink	Team Katusha Alpecin	Nizozemska
133	cyrilemoine	Cyril Leomine	Cofidis	Francija
134	vasilkiryienka	Vasil Kiryienka	Team Sky	Belorusija
135	hansenadam	Adam Hansen	Lotto Soudal	Avstralija
136	liliancalmejane	Lilian Calmejane	Direct Energie	Francija
137	arnauddemare	Arnaud Demare	FDJ	Francija
138	philippegilbert	Philippe Gilbert	Quickstep Floors	Belgija
139	johndegenkolb	John Degenkolb	Trek Segafredo	Nemčija
140	ondrejcin	Ondrej Cink	Bahrain Merida	Češka
141	carusodamiano	Damiano Caruso	BMC Racing	Italija
142	polittnils	Nils Politt	Team Katusha Alpecin	Nemčija
143	offredoyoann	Yoann Offredo	Wanty Groupe Gobert	Francija
144	manumori80	Manuele Mori	UAE Team	Italija
145	edusepulvedaarg	Eduardo Sepulveda	Fortuneo Oscaro	Argentina
146	alexis39200	Alexis Vuillermoz	AG2R LaMondiale	Francija
147	andrewtalansky	Andrew Talansky	Cannondale Drapac	Amerika
148	la_boud	Boudat Thomas	Direct Energie	Francija
149	tonymartin85	Tony Martin	Team Katusha Alpecin	Nemčija
150	p_latour	Latour Pierre	AG2R LaMondiale	Francija
151	sicard_romain	Romain Sicard	Direct Energie	Francija
152	petitper	Perrig Quemeneur	Direct Energie	Francija
153	markelirizar	Markel Irizar	Trek Segafredo	Španija
154	kristoff87	Alexander Kristoff	Team Katusha Alpecin	Norveška
155	andreapasqualon	Andrea Pasqualon	Wanty Groupe Gobert	Italija
156	dionsmithy	Dion Smith	Wanty Groupe Gobert	Nova Zelandija
157	pawelpoljanski	Pawel Poljanski	Bora hansgrohe	Poljska
158	nairoquinco	Nairo Quintana	Movistar Team	Kolumbija
159	amaelmoinard	Amaël Moinard	BMC Racing	Francija
160	ignatas	Ignatas Konovalovas	FDJ	Litva
161	louismeintjes	Louis Meintjes	UAE Team	JAR

162	vsLaengen	Vegard Laengen	Stake UAE Team	Danska
163	laportechristop	Christophe Laporte	Cofidis	Francija
164	jaymccarthy1	Jay McCarthy	Bora hansgrohe	Avstralija
165	janibrajkovic	Janez Brajkovič	Bahrain Merida	Slovenija
166	javimorenobazan	Javi Moreno	Bahrain Merida	Španija
167	borutbozic	Borut Božič	Bahrain Merida	Slovenija
168	tsgabug	Tsgabu Grmay	Bahrain Merida	Etiopija
169	yukiyaarashiro	Yukiya Arashiro	Bahrain Merida	Japonska
170	alexeylutsenko3	Alexey Lutsenko	Astana Pro Team	Kazahstan
171	kozhatayevb	Bakhtiyar Kozhatayev	Astana Pro Team	Kazahstan
172	jenskeukeleire	Jens Keukeleire	Orica Scott	Belgija
173	fabiofelline	Fabio Feline	Trek Segafredo	Italija

Priloga B: Mere središčnosti in pomembnosti s posredniškimi vlogami

V spodnji tabeli so z oranžno barvo označene posredniške vloge po ekipah. Z rumeno barvo so označene posredniške vloge po državah. S sivo barvo pa mere pomembnosti in središčnosti. Z rdečo so obarvane največje vrednosti v stolpcu. N – Notranji posrednik, Z – Zunanji posrednik, P – Predstavnik, V – Vratar, Zv – Zveza, V – Vhodna stopnja, I – Izhodna stopnja, S – Skupna stopnja, Vm – Vmesnost, K – Kazalo, O – Opis.

#	N	Z	P	V	Zv	N	Z	P	V	Zv	V	I	S	Vm	K	O
1	1	0	2	9	5	0	1	0	3	13	4	5	9	0,0482	0,0495	0,0384
2	2	0	5	6	5	8	0	3	5	2	4	10	14	0,0490	0,0035	0,0050
3	2	0	3	8	1	4	0	2	6	2	9	7	16	0,0334	0,0160	0,0208
4	0	0	3	0	5	2	0	3	2	1	5	2	7	0,0042	0,0103	0,0302
5	3	0	4	5	1	3	0	1	6	3	27	4	31	0,0118	0,0348	0,7750
6	0	0	0	2	0	0	0	2	0	0	10	1	11	0,0066	0,0164	0,2358
7	2	0	0	1	0	0	0	0	0	3	6	1	7	0,0016	0,0001	0,0060
8	2	0	3	1	1	0	1	0	0	6	7	2	9	0,0152	0,0051	0,0018
9	0	0	6	2	10	6	0	12	0	0	5	19	24	0,0098	0,0321	0,0091
10	0	0	3	2	1	0	0	3	0	3	5	8	13	0,0066	0,0704	0,0147
11	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	3	4	0,0008	0,0003	0,0006
12	15	0	18	24	7	2	3	2	17	40	18	25	43	0,0418	0,4494	0,2827
13	2	0	2	5	4	0	1	0	0	12	10	3	13	0,0160	0,0019	0,0100
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0002
15	0	0	0	3	6	0	3	0	3	3	1	11	12	0,0289	0,0280	0,0000
16	4	1	8	24	22	8	2	39	3	7	8	23	31	0,0416	0,0718	0,0066
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	7	0,0000	0,0000	0,0021
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0,0000	0,0001	0,0000
19	0	0	4	0	9	0	0	1	6	6	8	3	11	0,0117	0,0004	0,0011
20	1	0	4	4	4	9	0	4	0	0	5	14	19	0,0144	0,0114	0,0037
21	1	0	2	1	1	0	1	0	0	4	6	3	9	0,0091	0,0181	0,0214
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0,0000	0,0002	0,0042
23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0042
24	3	0	2	3	0	0	0	3	2	3	4	6	10	0,0307	0,0013	0,0007
25	1	1	6	12	13	0	2	0	0	31	8	5	13	0,0695	0,0103	0,0150
26	1	0	1	1	0	0	0	2	0	1	2	2	4	0,0051	0,0004	0,0055
27	2	3	8	12	14	1	3	7	14	14	4	30	34	0,0778	0,0919	0,0059
28	0	0	4	6	6	0	0	6	2	8	4	11	15	0,0538	0,0085	0,0040
29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0006
30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0006

31	4	0	17	16	23	0	1	0	6	53	8	14	22	0,0422	0,0196	0,0027
32	6	0	6	4	1	0	1	0	7	9	4	7	11	0,0541	0,0108	0,0028
33	1	0	0	5	0	1	0	0	5	0	4	2	6	0,0035	0,0021	0,0311
34	4	0	7	12	2	23	0	2	0	0	10	28	38	0,0308	0,0152	0,0044
35	4	0	3	0	0	5	0	2	0	0	4	11	15	0,0073	0,0092	0,0030
36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0,0000	0,0003	0,0000
37	2	1	11	19	51	0	1	6	19	58	13	9	22	0,0615	0,0215	0,0050
38	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	16	17	0,0049	0,0012	0,0000
39	0	0	0	0	5	0	0	3	0	2	8	1	9	0,0001	0,0006	0,0135
40	3	0	0	5	0	0	0	1	0	7	15	1	16	0,0181	0,0002	0,0838
41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	1	8	0,0000	0,0024	0,0086
42	2	0	6	6	5	0	1	0	0	18	24	2	26	0,0203	0,0103	0,0329
43	9	2	60	40	95	7	10	27	55	107	29	22	51	0,1635	0,0253	0,0824
44	1	0	5	2	4	5	0	7	0	0	2	8	10	0,0165	0,0066	0,0010
45	1	0	1	6	7	0	0	6	2	7	4	7	11	0,0143	0,0047	0,0037
46	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	6	1	7	0,0002	0,0008	0,0049
47	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	24	0,0000	0,0000	0,0272
48	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	6	2	8	0,0076	0,0003	0,0040
49	0	0	2	0	1	0	0	0	0	3	2	2	4	0,0061	0,0012	0,0035
50	1	0	3	0	0	0	1	0	1	2	1	7	8	0,0324	0,0010	0,0005
51	6	0	30	15	10	20	0	19	13	9	13	14	27	0,0880	0,0128	0,0085
52	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	1	3	0,0036	0,0005	0,0008
53	2	0	6	0	0	0	0	0	4	4	1	12	13	0,0323	0,0144	0,0006
54	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	5	2	7	0,0004	0,0050	0,0054
55	2	0	0	0	0	0	1	0	1	0	2	3	5	0,0091	0,0002	0,0017
56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	11	0,0000	0,0000	0,0007
57	0	0	2	0	2	0	0	2	0	2	9	1	10	0,0002	0,0006	0,0137
58	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	3	2	5	0,0012	0,0074	0,0005
59	0	2	4	10	32	0	5	0	10	33	21	6	27	0,0417	0,0061	0,0638
60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0018
61	3	0	8	10	2	21	0	2	0	0	12	9	21	0,0367	0,0041	0,0070
62	8	0	27	0	0	13	0	10	7	5	10	13	23	0,0562	0,0119	0,0058
63	4	0	14	16	4	0	4	0	0	34	23	10	33	0,0527	0,0219	0,0213
64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	16	0,0000	0,0000	0,0143
65	0	0	5	0	1	0	0	1	2	3	5	6	11	0,0032	0,0117	0,0127
66	0	0	4	0	0	0	0	0	4	0	1	5	6	0,0018	0,0054	0,0001
67	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	0,0000	0,0029	0,0003
68	4	0	8	21	8	3	2	16	8	12	8	27	35	0,0358	0,6258	0,0490

69	2	0	2	2	2	0	0	4	0	4	4	3	7	0,0057	0,0021	0,0386
70	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0008
71	3	1	7	3	0	1	0	5	3	5	13	8	21	0,0189	0,0042	0,0070
72	4	0	30	0	0	14	0	15	2	3	11	14	25	0,0494	0,0091	0,0093
73	0	1	1	5	3	3	0	0	7	0	12	2	14	0,0147	0,0142	0,0316
74	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	3	7	10	0,0095	0,0218	0,0092
75	3	0	15	6	15	1	1	20	1	16	2	36	38	0,0236	0,0265	0,0001
76	4	0	1	55	15	1	1	11	15	47	14	12	26	0,0515	0,0110	0,0410
77	3	0	3	2	1	0	0	0	0	9	4	3	7	0,0226	0,0018	0,0002
78	0	0	0	0	6	0	0	0	0	6	2	4	6	0,0004	0,0081	0,0048
79	0	1	7	4	24	14	0	1	18	3	18	6	24	0,0206	0,0047	0,0101
80	3	0	0	0	0	1	0	0	2	0	5	5	10	0,0020	0,0136	0,0105
81	3	0	0	0	0	2	0	0	0	1	4	2	6	0,0040	0,0020	0,0035
82	0	0	6	0	2	0	0	0	0	8	6	2	8	0,0032	0,0012	0,0022
83	0	0	4	0	0	0	0	0	0	4	8	2	10	0,0006	0,0173	0,2394
84	1	0	0	2	0	0	0	0	0	3	2	3	5	0,0026	0,0006	0,0048
85	3	0	6	4	3	3	0	2	5	6	4	21	25	0,0202	0,0531	0,0027
86	2	0	6	2	4	3	0	11	0	0	2	12	14	0,0193	0,0458	0,0057
87	0	1	0	4	11	11	0	5	0	0	3	8	11	0,0282	0,0068	0,0091
88	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	1	3	0,0005	0,0000	0,0001
89	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	4	1	5	0,0069	0,0001	0,0005
90	2	0	2	8	2	4	1	6	3	0	3	8	11	0,0239	0,0010	0,0024
91	2	0	2	0	0	0	1	0	2	1	1	4	5	0,0049	0,0175	0,0000
92	0	1	4	0	27	3	0	8	12	9	15	5	20	0,0449	0,0209	0,0403
93	2	2	1	40	17	0	5	26	0	31	37	3	40	0,0412	0,0001	0,1556
94	0	1	0	5	6	0	0	12	0	0	2	10	12	0,0107	0,0211	0,0080
95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0012
96	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	8	1	9	0,0005	0,0003	0,0032
97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0,0000	0,0001	0,0016
98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0,0000	0,0035	0,0000
99	0	0	0	12	19	0	0	4	8	19	6	8	14	0,0235	0,0318	0,0046
100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0022
101	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	4	0,0000	0,0000	0,0079
102	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	7	0,0000	0,0221	0,0000
103	2	0	1	4	2	0	1	0	0	8	3	5	8	0,0107	0,0057	0,0041
104	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	17	0,0000	0,0016	0,0000
105	0	0	0	6	0	0	0	0	4	2	4	3	7	0,0192	0,0004	0,0078
106	0	0	3	3	1	0	0	4	2	1	2	12	14	0,0257	0,0330	0,0041

107	0	0	2	0	3	0	0	1	2	2	3	2	5	0,0146	0,0001	0,0012
108	0	0	2	2	2	2	0	4	0	0	3	6	9	0,0186	0,0038	0,0006
109	0	0	3	0	3	0	0	2	0	4	9	1	10	0,0108	0,0006	0,0104
110	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	2	3	0,0004	0,0093	0,0004
111	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	17	0,0000	0,0000	0,0108
112	2	1	6	5	8	2	1	3	9	7	10	8	18	0,0216	0,0037	0,0046
113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0001
114	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	7	0,0000	0,0105	0,0000
115	4	0	0	0	0	1	0	1	1	1	2	5	7	0,0072	0,0090	0,0013
116	0	0	0	1	1	0	0	2	0	0	1	2	3	0,0044	0,0025	0,0000
117	0	0	1	0	2	0	0	1	0	2	4	1	5	0,0286	0,0000	0,0035
118	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	0,0000	0,0039	0,0000
119	0	0	6	0	0	0	0	0	0	6	1	8	9	0,0017	0,0024	0,0004
120	2	0	0	2	0	0	2	2	0	0	5	2	7	0,0097	0,0001	0,0052
121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0004
122	4	0	2	4	0	0	0	0	2	8	3	7	10	0,0141	0,0076	0,0004
123	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	5	1	6	0,0000	0,0008	0,0005
124	3	0	6	0	0	0	1	2	0	6	7	26	33	0,0111	0,5864	0,1736
125	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	7	1	8	0,0014	0,0003	0,0013
126	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0012
127	0	0	0	6	0	0	0	2	0	4	6	2	8	0,0044	0,0050	0,0092
128	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0,0000	0,0006	0,0042
129	0	0	1	2	3	0	0	1	2	3	4	6	10	0,0161	0,0042	0,0068
130	1	0	0	3	0	0	0	4	0	0	2	6	8	0,0052	0,0014	0,0006
131	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	2	0,0089	0,0000	0,0001
132	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	2	3	0,0093	0,0000	0,0000
133	1	0	4	2	0	2	0	3	2	0	6	8	14	0,0176	0,0044	0,0022
134	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0006
135	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	2	0,0029	0,0004	0,0012
136	5	0	8	0	0	9	0	4	0	0	1	28	29	0,0093	0,0369	0,0002
137	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	8	0,0000	0,0000	0,0108
138	1	0	1	2	1	0	0	3	0	2	2	10	12	0,0086	0,0730	0,0010
139	0	0	2	2	2	0	2	0	0	4	11	2	13	0,0042	0,0462	0,2853
140	2	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	9	10	0,0016	0,0016	0,0002
141	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0001
142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0004
143	0	0	3	0	10	6	0	5	2	0	10	4	14	0,0234	0,0022	0,0080
144	0	0	5	0	18	0	3	3	4	13	7	6	13	0,0610	0,0046	0,0104

145	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4	5	0,0000	0,0016	0,0005
146	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0,0000	0,0000	0,0000
147	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0,0000	0,0097	0,0000
148	0	0	2	0	0	2	0	0	0	0	3	6	9	0,0002	0,0047	0,0035
149	0	0	0	0	3	1	0	2	0	0	1	3	4	0,0006	0,0100	0,0004
150	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	0,0013	0,0024	0,0004
151	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	5	0,0000	0,0000	0,0044
152	5	0	0	0	0	5	0	0	0	0	8	5	13	0,0054	0,0008	0,0081
153	0	0	4	5	1	0	0	0	4	6	6	11	17	0,0241	0,1149	0,1619
154	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	0,0096	0,0090	0,0000
155	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0,0000	0,0000	0,0000
156	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0000
157	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	0,0000	0,0006	0,0004
158	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	5	0,0000	0,0000	0,0209
159	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0003
160	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0,0000	0,0003	0,0000
161	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	7	1	8	0,0047	0,0000	0,0014
162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0002
163	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0,0000	0,0002	0,0000
164	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	4	0,0000	0,0001	0,0000
165	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2	0,0005	0,0002	0,0001
166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0004
167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	5	0,0000	0,0000	0,0010
168	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0003
169	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0003
170	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	4	0,0000	0,0068	0,0000
171	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,0000	0,0000	0,0004
172	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0,0000	0,0000	0,0031
173	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0,0000	0,0000	0,0886