

Quando nasce un'echo chamber

Il movimento #BlackLivesMatter nel Campionato europeo di calcio 2021
e il fenomeno #iononmiinginocchio

Chiara Buongiovanni

c.buongiovanni@studenti.unipi.it
507164

Roswita Candusso

r.candusso@studenti.unipi.it
482938

Giacomo Cerretini

g.cerretini2@studenti.unipi.it
543999

Diego Febbe

d.febbe@studenti.unipi.it
536738

Sommario

In questa relazione viene presentato lo studio condotto sulla rete sociale reale creata a partire dai dati estratti dal social network Twitter durante il campionato di calcio **UEFA Euro 2020** inerenti al dibattito sorto intorno al gesto dell'inginocchiarsi a sostegno del movimento *Black Lives Matter* prima della partita.¹

Relazione del progetto finale
Social Network Analysis

A.A. 2020/2021



UNIVERSITÀ DI PISA

¹[Project Repository](#)

1 Introduzione

Similes cum similibus congregantur.

Cicerone, *De Senectute*, III

Il fenomeno dell'esposizione selettiva è un bias comportamentale che da sempre caratterizza la sfera sociale dell'essere umano e che, nel nostro secolo, ha permeato anche e inevitabilmente la socialità virtuale. Lo vediamo declinato e accentuato da bias algoritmici in *social networks* quali Facebook e Twitter dove, al fine di soddisfare l'esperienza sociale e digitale dell'utente, le fonti di informazione disponibili vengono filtrate in base ai profili digitali degli utenti stessi. Nascono così le *echo chambers*, ambienti virtuali all'interno dei quali viene raccontata una narrativa condivisa, faziosa e parziale, dove i contenuti proposti dai canali d'informazione e di intrattenimento seguono un orientamento politico e ideologico definito e in cui le interazioni avvengono tra utenti con idee e punti di vista simili: un confronto senza contraddittorio, dal quale ogni opinione ne esce tanto più rafforzata quanto più forte è la tendenza omofila² della rete di collegamenti di cui fa parte [6]. In quest'ottica, ogni dibattito genera potenzialmente due o più camere d'eco, una per ogni corrente di pensiero, che interagiscono tra loro in misura più o meno forte.

Questa è l'intuizione che ha posto le basi per il nostro progetto di ricerca: l'analisi della rete sociale generata dal dibattito avvenuto su Twitter, durante il Campionato europeo di calcio EURO 2020, a proposito del gesto di inginocchiarsi portato in campo da alcuni giocatori a supporto del movimento *Black Lives Matter*³. Il gesto si ispira a quello di Martin Luther King che, nel 1964 a Selma (Alabama), si inginocchiò in preghiera dopo l'ondata di arresti avvenuta durante una marcia pacifica per la rivendicazione del diritto di voto per gli afroamericani [16]. Già nel 2016 il giocatore di football americano Colin Kaepernick si inginocchiò durante l'esecuzione dell'inno americano, protestando contro le discriminazioni subite dalle persone afroamericane [17], ma rimase una questione circoscritta agli Stati Uniti almeno fino al 2020, quando l'omicidio di George Floyd per mano dall'agente di polizia Derek Chauvin, scatenò

²Per *omofilia* si intende la tendenza di un nodo a collegarsi a nodi con caratteristiche simili.

³*Black Lives Matter* è un movimento sociale che protesta contro la violenza commessa dal corpo di polizia statunitense e, più genericamente, contro tutte le violenze di stampo razzista contro le persone nere [9]. Nasce e si diffonde online grazie all'hashtag #BlackLivesMatter o #BLM nel 2013, dopo il rilascio del poliziotto George Zimmerman, colpevole di aver ucciso Trayvon Martin, 17enne afroamericano a Miami, Florida [11].

violenti proteste in tutto il Paese [1], rendendo il movimento BLM conosciuto su scala mondiale.

Arriva così negli stadi del Campionato europeo di calcio 2020 dove, nonostante la severa politica della UEFA riguardo alle manifestazioni di stampo politico in campo, il gesto viene promosso e supportato dalle Nazionali di Belgio, Galles e Inghilterra, con la formazione al completo in ginocchio nei momenti precedenti al fischio d'inizio. Ungheria, Russia e Olanda, al contrario, prendono subito le distanze. In mezzo al guado, la posizione della FIGC (Federazione Italiana Giuoco Calcio) che, pur non aderendo alla campagna, lascia libertà di scelta ai giocatori. Durante la partita Italia-Galles accade che solo cinque giocatori azzurri si inginocchiano, scatenando un acceso dibattito sui *social network*, dove chi è rimasto in piedi viene da un lato accusato di razzismo e dall'altro elevato a baluardo contro la "dittatura del politicamente corretto", facendo esplodere nelle tendenze di Twitter l'hashtag #iononmiinginocchio. Infine, incalzata dal dibattito *social*, la Nazionale italiana deciderà di inginocchiarsi solo se a farlo saranno prima gli avversari, "per solidarietà e sensibilità" verso questi ultimi e "non per la campagna in sé" [8].

In questa trattazione verrà analizzata la rete sociale degli utenti che hanno preso parte al dibattito avvenuto su Twitter per tutto il periodo di svolgimento del Campionato europeo di calcio. Effettuando una discretizzazione temporale dei dati raccolti in base alle diverse partite disputate, verrà mostrata l'evoluzione delle comunità create all'interno della rete stessa. Inoltre verrà simulato l'impatto del peso dei legami sulla connessione e resilienza della rete, come anche l'andamento del dibattito utilizzando algoritmi di *opinion dynamics*. Infine verrà indagata la presenza di camere d'eco e analizzata la loro peculiare topologia, oltre che le interazioni tra esse.

2 Data collection

L'estrazione dei dati è stata condotta tramite la *search API* di Twitter, utilizzando *twarc*⁴ per interfacciarsi con essa. Al fine di ottenere una rete in grado di rappresentare in maniera esaustiva il dibattito e la sua evoluzione durante l'intera durata del Campionato UEFA Euro 2020, abbiamo richiesto e ottenuto l'*Academic Research product track*, by-passando così i limiti temporali e materiali della

⁴Twarc è uno strumento da riga di comando e una libreria Python per archiviare dati JSON di Twitter. Ogni tweet è rappresentato come un oggetto JSON che corrisponde esattamente con ciò che viene restituito dall'API di Twitter. I tweets sono archiviati come JSON *line-oriented* [18].

Standard search API. I dati sono stati raccolti dal 10 Giugno, vigilia della gara inaugurale di UEFA Euro 2020, disputata da Italia e Turchia, al 13 Luglio, due giorni dopo la finale Italia-Inghilterra. In questo lasso di tempo, la conversazione pubblica ha gravitato intorno a diversi *hashtags*, alcuni riferiti alla partita disputata, altri alla competizione in generale o ancora alle “fazioni” dei favorevoli e dei contrari al gesto. Sfruttando la possibilità di gestire *search query* avanzate offerta da *tware*, abbiamo utilizzato la seguente query, filtrando i risultati ottenuti con il tag sulla lingua italiana `lang:it`:

```
(#blm OR #blacklivesmatter OR
#blacklivesmatter) (#figc OR #euro2020
OR #euro2021 OR #itawal OR #italiagalles
OR #italiaaustria OR #itaas OR #itaaut
OR #belita OR #italiabelgio OR
#belgioitalia OR #itabel OR
#italiainghilterra OR #itaeng OR
#itscomingtorome) lang:it
OR #inginocchiarsi lang:it
OR #iononmiinginocchio lang:it
OR #iomiinginocchio lang:it
```

In questo modo sono stati raccolti 38898 tweet da 16675 utenti diversi.

2.1 Classificazione di tweets e utenti

Per effuare una classificazione degli utenti della rete che traducesse la loro opinione in un valore continuo abbiamo tentato vari approcci, tra cui algoritmi di Sentiment Analysis (Vader) e di clustering (K-Means), per poi optare per una classificazione *hashtag-oriented*, già altrove impiegata con successo [7, 19], basata sull'utilizzo di hashtag tematici (a favore o contrari) nei tweets pubblicati. Nello specifico, ad ogni hashtag presente nel dataset è stato associato un valore numerico:

- ± 3 se l'hashtag esprime una posizione nettamente contraria (+)/nettamente a favore (−) al gesto dell'inginocchiarsi. Ad esempio, la classificazione di `#iononmiinginocchio`, `#restainpiedi`, `#boicottachisinginocchia` è $+3$; quella di `#iominginocchio`, `#taketheknee`, `#minginocchiopervoi` è -3 ;
- ± 1 se l'hashtag è significativo in quanto vicino ai motivi della fazione contraria (+)/a favore (−) del gesto, ma non specifico sulla questione “inginocchiarsi”. Ad esempio, la classificazione di `#nobl`, `#europeanlivesmatter`, `#blacklivesmoney` è $+1$; quella di `#BlackLivesMatter`, `#uncalcioalrazzismo`, `#whiteprivilege` è -1 ;
- 0 per gli hashtag neutri e/o non rilevanti. Ad esempio, `#orban`, `#vacciniamoci`, `#inginocchiarsi`.

Nei tweet raccolti sono stati usati 4553 *hashtags* ma solo il 7.4% è risultato essere non neutro. Più nel dettaglio, 175 *hashtags* hanno espresso posizioni a favore del gesto (14) o vicina ai motivi del gesto (161), e 164 a sfavore del gesto (41) o contraria ai motivi del gesto (123). Abbiamo così calcolato:

- per ogni tweet, il suo valore di classificazione C_t , ottenuto dalla media delle classificazioni degli *hashtags* C_h in esso contenuti, calcolata sul totale di *hashtags* non neutri utilizzati;
- per ogni utente u , il suo valore di classificazione C_u , ottenuto dalla media delle classificazioni dei suoi tweet presenti nel nostro dataset.

In questo modo, abbiamo ottenuto la classificazione dell'opinione di un utente, descritta come una variabile continua, che consente di discernere diversi gradi di orientamento.

Per tutti gli utenti per il quale non è stato possibile effettuare una classificazione in base ai criteri stabiliti, in assenza di *hashtags* vicini all'una o all'altra fazione, oppure se presenti nella rete solo perché menzionati, si è scelto di assegnare il valore 0.

Questo metodo, le cui performance sono state in linea di massima più che soddisfacenti, ha generato alcuni errori, principalmente a causa dell'utilizzo di *hashtags* “pesanti” (non neutri), utilizzati solo per fare riferimento al dibattito, come nel caso di `#BlackLivesMatter` e `#IoNonMiInginocchio`. Per evitare di inserire ulteriori bias nelle operazioni di classificazione, si è scelto di intervenire manualmente solo in situazioni limite, come ad esempio nel caso in cui il tweet mal classificato fosse diventato virale, ostacolando, e in molti casi impedendo del tutto, la corretta classificazione di un alto numero di utenti (vedere sezione 7.2).

2.2 Formattazione dei dati

La struttura finale dell'oggetto *tweet* in formato JSON, opportunamente snellita da ogni informazione superflua e arricchita dalle informazioni riguardanti l'opinione, è la seguente:

```
{
  "tweet_id";    #id del tweet
  "user";        #nome univoco dell'utente
  "date";        #data e ora del tweet
  "text";        #testo del tweet
  "hashtags";    #hashtag utilizzati
  "mentions";    #utenti menzionati
  "retweets";    #utente retweettato
  "reply_to";    #utente commentato
  "quote_to";    #utente quotato
  "followers";   #numero di followers
  "following";   #numero di following
  "tweets";      #numero totale di tweets
                  pubblicati dall'utente
}
```

```

"tweet_classification"; #classificazione
del tweet (float tra -3 e 3)
"user_classification"; #classificazione
dell'utente (float tra -3 e 3)
"vip"; #grado di popolarita'
dell'utente (0,1,2)
}

```

Nella struttura compare anche l'attributo `vip`, aggiunto in un secondo momento al fine di identificare con immediatezza le personalità di spicco che hanno partecipato al dibattito: sulla base del numero di followers, questo attributo assume valore 1 se l'account ha più di 20000 followers, 2 se ne ha più di 200000 e 0 altrimenti.

2.3 Costruzione della rete

La rete è stata costruita e analizzata utilizzando il modulo `NetworkX_v2.4` per Python [10] e visualizzata in `Gephi_v0.9.2` [5].

Prima di procedere alla costruzione della rete, abbiamo valutato differenti possibili architetture. L'ipotesi di costruire un multigrafo diretto, con collegamenti orientati e multipli fra due utenti e fra un utente e se stesso, è stata scartata in quanto la direzionalità degli *edges*, in una rete sparsa come la nostra (par. 3), avrebbe limitato l'esplorazione dei dati e, inoltre, avrebbe impedito l'utilizzo di molti algoritmi implementati esclusivamente per grafi indiretti. Partendo dal file JSON definitivo contenente 38898 tweet, abbiamo quindi costruito una rete pesata indiretta dove i nodi rappresentano gli utenti (autori di tweet, di quotes, di retweet, di risposte e utenti menzionati) e gli *edges* sono le relazioni avvenute tra di essi, dove il peso di un *edge* dal nodo u al nodo v è tanto più alto quanto maggiore è il numero di interazioni occorse tra essi e il modo in cui esse avvengono (sezione 4).

3 Analisi della rete

La nostra rete è composta da $N = 16675$ nodi e $L = 52373$ collegamenti.

3.1 Misure generali e di connessione

3.1.1 Distribuzione dei gradi dei nodi

In figura 1 mostriamo la distribuzione del grado dei nodi in confronto ad una distribuzione poissoniana. La nostra rete ha un comportamento molto diverso rispetto a quest'ultima, in particolare sulle code. Nonostante il grado medio dei nodi della rete sia $\langle k \rangle \simeq 6.28$, circa il 60% dei nodi ha avuto solo una o due interazioni, mentre ce ne sono altri, i cosiddetti *hubs*, che ne hanno oltre $10^2 - 10^3$ (figura 1). Una

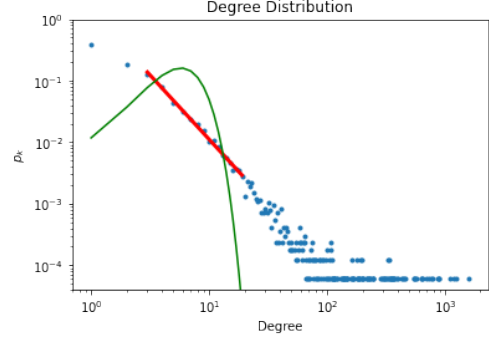


Figura 1: Grafico in scala bilogaritmica. In blu: distribuzione del grado dei nodi. In rosso: fit in regime di legge a potenza. In verde: forma della distribuzione di Poisson con $\langle k \rangle = \frac{2L}{N} \simeq 6.28$.

distribuzione di questo tipo viene detta a *fat tail*, tipica delle reti reali [2].

Il grafico bilogaritmico suggerisce una descrizione della distribuzione tramite una legge a potenza del tipo $p(k) = Ck^{-\gamma}$ e, tramite un fit nella regione in cui tale comportamento è più evidente, abbiamo ottenuto $\gamma = 2.09 \pm 0.04$ che, essendo $2 \leq \gamma \leq 3$, colloca la nostra rete nel regime di invarianza di scala.

3.1.2 Coefficiente di clustering e densità

Il coefficiente di clustering medio della nostra rete è stato calcolato con la media dei coefficienti di clustering locali di tutti i nodi della rete:

$$\langle C_i \rangle = \left\langle \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \right\rangle = 0.274, \quad (1)$$

dove e_i sono le connessioni fra i vicini del nodo i . Il valore è abbastanza alto da poter essere considerato in linea con i valori attesi per le *real-world social network* [2].

La densità di un grafo, definita dal rapporto tra i link esistenti e tutti i link possibili all'interno del grafo stesso, nella nostra rete è

$$d = \frac{L}{L_{max}} = \frac{2L}{N(N-1)} = 0.00038, \quad (2)$$

un valore molto piccolo ($d \ll 1$), come ci si aspetta in reti sparse, ovvero debolmente connesse, tipicamente osservate in sistemi reali, come la nostra, dove $L \ll L_{max} \simeq 1,4 \times 10^8$ [3].

3.1.3 Cammini e distanze

Dopo aver estratto la *giant component*, ovvero la componente connessa più grande, abbiamo calcolato la lunghezza media del cammino più breve ($\langle d \rangle = 3.94$) e il diametro ($d_{max} = 12$).

Rispetto alla rete totale, la densità aumenta leggermente ($d_{gc} = 0.0004$), mentre il coefficiente di clustering medio resta pressoché invariato ($\langle C_{gc} \rangle = 0.278$). Sebbene nella nostra rete siano presenti 230 componenti connesse, questa evidente somiglianza dei valori è dovuta al fatto che la maggior parte dei nodi ($N_{gc} = 16074$) appartengano alla *giant component*, che costituisce circa il 96.4% del grafo totale. Il numero di edges della *giant component* è $L_{gc} = 51932$.

3.2 Confronto con reti sintetiche

In tabella 1, riportiamo alcune misure statistiche effettuate sulla nostra rete comparate con quelle ottenute su versioni random della stessa generate da diversi modelli.

Confronto con il modello Erdos-Rényi.

Per costruire un grafo Erdos-Rényi che avesse lo stesso numero di nodi e (approssimativamente) di collegamenti della nostra rete abbiamo utilizzato N e abbiamo collegato ogni coppia con probabilità

$$p = \frac{\langle k \rangle}{N-1} = 0.00038 \quad (3)$$

al fine di ottenere un valore atteso $E(L_{er})$ della rete sintetica uguale a quello della nostra rete.

Il grafo ottenuto ha 16675 nodi, 52074 links ed è composto da 36 componenti connesse. Si noti che il coefficiente di clustering medio è di diversi ordini di grandezza più basso ($\langle C_i \rangle = 0.00037$), come è previsto per le reti random [2].

La distribuzione dei nodi è binomiale (figura 2) e non rispecchia la distribuzione a coda lunga, caratteristica delle reti reali e riscontrata nella nostra rete (figura 1). La rete ha un grande numero di nodi con un grado $\langle k_{er} \rangle \simeq 6.25$, e pochi nodi con un grado che si discosta molto da tale media.

Confronto con il modello Watts-Strogatz. Per costruire un grafo Watts-Strogatz che avesse lo stesso numero di nodi e (approssimativamente) di collegamenti della nostra rete abbiamo utilizzato N , impostato il numero di vicini a 6 e la *rewiring probability* $p_{ws} = 0.1$, così da ottenere $N_{ws} = 16675$ e $L_{ws} = 50025$ con un grado medio

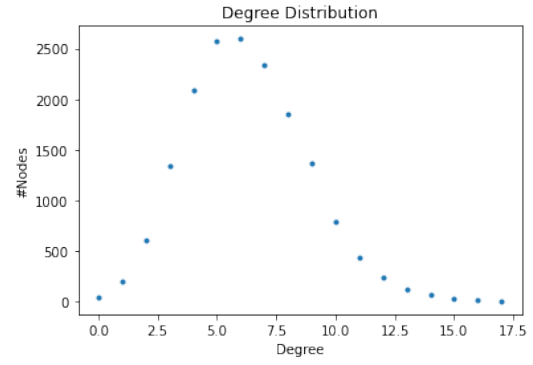


Figura 2: Grado vs numero di nodi aventi quel determinato grado nella rete random.

$k_{ws} = 6$, uguale appunto al vicinato impostato. Il coefficiente di clustering medio è 0.44.

Confronto con il modello Barabasi-Albert. Abbiamo implementato una rete con il modello Barabasi-Albert avente 16675 nodi e 50016 links. Per ottenere un numero di collegamenti quanto più vicino a L , abbiamo impostato il parametro m , ovvero il numero di vicini a cui collegare un nuovo nodo, a 3. La rete è composta da un'unica componente connessa. Il grado medio è 6.0, abbastanza simile a quello della nostra rete, mentre il coefficiente di clustering medio risulta essere significativamente minore (0.003 *vs* 0.27). La densità è 0.00036, conforme a quella della nostra rete.

Confronto con il Configuration model.

Abbiamo creato un Configuration model con 16675 nodi e 52373 link, composto da 194 componenti connesse. Come vediamo in tabella 1 i valori di questo modello sono i più vicini a quelli della nostra rete. In questo caso, si ottiene un multigrafo, un tipo di rete non supportato dalla funzione di *average clustering* della libreria Networkx. Abbiamo dunque utilizzato la formula [4]

$$C_{cm} = \frac{(\langle k^2 \rangle - \langle k \rangle)^2}{N \langle k \rangle^3}. \quad (4)$$

	Nodi	Links	$\langle k \rangle$	d	$\langle C \rangle$	d_{max}
Rete reale	16675	52373	6.28	0.00038	0.27	12
Erdos-Rényi	16675	52074	6.25	0.00037	0.0004	10
Watts-Strogatz	16675	50025	6.0	0.00036	0.44	16
Barabasi-Albert	16675	50016	6.0	0.00036	0.0034	7
Configuration model	16675	52373	6.28	0.00038	0.34	9

Tabella 1: Informazioni delle varie reti. $\langle k \rangle$: grado medio; d : densità; $\langle C \rangle$: coefficiente di cluster medio; d_{max} : diametro.

Tabella 2: Nodi con il punteggio più alto per varie centralità.

Eigenvector centrality		Closeness centrality		Betweenness centrality		Harmonic centrality	
repubblica	0.337	JFSebastian146	0.401	JFSebastian146	0.106	JFSebastian146	0.433
PBerizzi	0.281	repubblica	0.371	repubblica	0.080	repubblica	0.423
feltrinellied	0.262	Vivo_Azzurro	0.371	Giorgiolaporta	0.075	PBerizzi	0.412
fratolo2	0.147	Azzurri	0.368	lefrasidiosho	0.072	fratotolo2	0.406
Vivo_Azzurro	0.134	Azzurri_Ar	0.368	PBerizzi	0.057	Vivo_Azzurro	0.405

3.3 Misure di centralità

Le misure di centralità definite sulla topologia della rete sono dei valori che definiscono l'"importanza" di un nodo sulla base di come esso è disposto nel grafo o connesso ad altri nodi.

In tabella 2 sono riportati i primi cinque nodi per diversi tipi di centralità. @repubblica, @JFSebastian146, @PBerizzi e @Vivo_Azzurro (pagina ufficiale della Nazionale di calcio) sono presenti nella top 5 di ben 3 misure su 4. Nello specifico, si nota come l'utente @JFSebastian146 figuri al primo posto in ogni misura di centralità geometrica (centralità di *closeness*, *betweenness* e *harmonic*) mentre non compaia affatto nella classifica relativa all'*Eigenvector centrality*. Tale nodo occupa, dunque, una posizione centrale dal punto di vista topologico, ovvero è mediamente più vicino a tutti gli altri nodi della rete e attraversato da molti *shortest path*, senza però essere collegato ad altri nodi rilevanti del grafo.

Non banale è il fatto che solo 4 dei 10 differenti utenti che compaiono nelle classifiche proposte siano effettivamente autori di tweet e non utenti menzionati tramite tag. Si tratta di account piuttosto seguiti - @lefrasidiosho (450075 followers, 1 tweet pubblicato), @Giorgiolaporta (58129 followers, 3 tweets) e @PBerizzi (29174 followers, 3 tweets) - ad eccezione di @JFSebastian146, che supera di poco gli 8mila followers, a fronte però di un elevatissimo numero di tweet e retweet: ben 454. Si rimanda al paragrafo 7.3 per ulteriori approfondimenti.

4 Resilienza della rete

Analizziamo ora l'impatto dei legami forti e deboli sulla connettività e sulla resilienza della rete.

4.1 Definizione dei pesi

Come accennato in sezione 2.3, nella nostra rete, la connessione degli utenti di Twitter può avvenire sostanzialmente in due modi:

1. interazioni attive, o di primo livello:
 - (a) tra l'utente (attributo *user*) e l'autore del tweet al quale risponde (attributo *reply_to*), che condivide (*retweets*), o che cita⁵ (*quote_to*);
 - (b) tra l'autore del tweet (*user*) e ogni utente menzionato (*mentions*) nel tweet;
2. interazioni passive, o di secondo livello:
 - (a) tra l'utente che ritwitta, cita o risponde ad un tweet e l'utente (o eventualmente più di uno) menzionato nel tweet.

Una prima maniera di attribuire un peso a questi legami potrebbe essere semplicemente quella di assegnare un valore unitario a qualsiasi tipo di interazione e successivamente contare il numero di interazioni fra due utenti. In questo modo, come è mostrato in figura 3a, la distribuzione delle occorrenze dei pesi è in scala bilogarithmica e segue una legge a potenza.

Ciò nonostante, una comune assegnazione del peso a così diversi tipi di collegamenti ci è sem-

⁵Dal [Glossario](#) di Twitter: Cita tweet. Prima di ritwittare ai tuoi follower il Tweet di un altro utente, hai la possibilità di aggiungervi commenti, foto o una GIF.

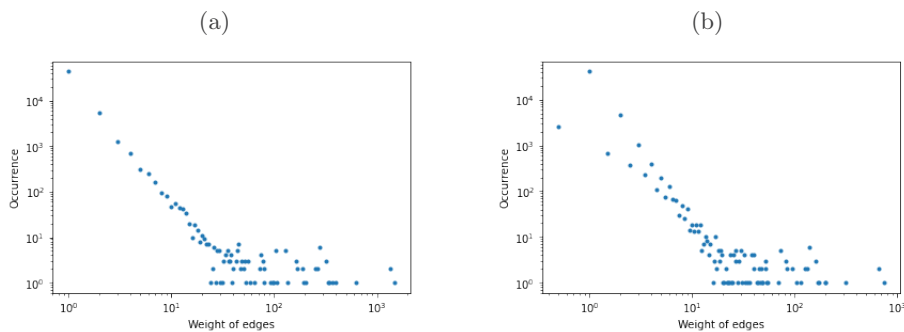


Figura 3: Distribuzione delle occorrenze dei pesi con *links* di peso unitario (a) e *links* di primo e di secondo livello (b)

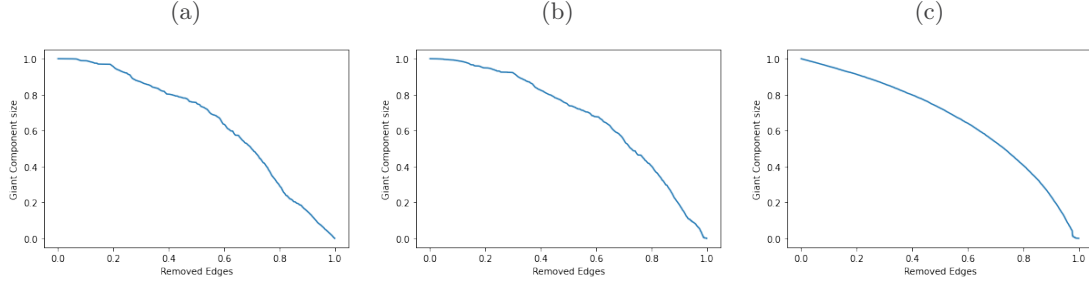


Figura 4: Giant component size vs percentuale degli edges rimossi in ordine crescente (a), in ordine decrescente (b), in ordine random (c)

brata troppo sommaria e abbiamo preferito optare per una distizione fra i due tipi di connessioni, assegnando peso unitario ($w_p = 1$) alle interazioni di *primo livello* e la metà ($w_s = 0.5$) a quelle di *secondo livello*. Il peso finale w_{uv} di un *edge* tra il nodo u e il nodo v è dato dalla somma dei pesi di ogni interazione avvenuta tra i due nodi.

La figura 3b mostra la nuova distribuzione delle occorrenze dei pesi. Qualitativamente, si intravede ancora un andamento a potenza, sebbene i primi valori tendano a discostarsi. Il numero delle connessioni di secondo livello che abbiamo considerato è, infatti, molto minore rispetto alle altre. Ciò fa sì che si venga a creare una doppia retta nei primi valori, che solo successivamente arrivano a convergere.

4.2 Risultati

Per analizzare l'impatto della forza dei legami sulla connettività e sulla resilienza della rete, abbiamo proceduto a romperli in maniera ordinata, sia in senso crescente (dal meno forte al più forte) che decrescente, monitorando il progressivo cambiamento nelle dimensioni della *giant component* (fig. 4a e 4b).

Entrambi i grafici hanno un andamento simile a quello in figura 4c, in cui è rappresentato l'andamento della rete in relazione alla percentuale di *edges* rimossi in maniera randomica. Guardando più nel dettaglio la figura 4a, è possibile notare una caduta leggermente più brusca quando si arriva ad eliminare circa il 20% degli *edges* più pesanti, che però potrebbe non essere abbastanza da suggerire una particolare importanza di questa fascia di *edges* per la connettività della rete.

La figura 4c ci mostra un comportamento tipico di una transizione di fase, con punto di transizione di qualche unità percentuali degli edges. Provando a fittare l'andamento con una funzione della forma $f(x) = (1 - \frac{x}{x_c})^\beta$, dove x è la percentuale di link rimossi, abbiamo ottenuto $\beta \simeq 0.46$ e un punto di transizione (critico) $x_c \simeq 0.95$, mentre il punto di

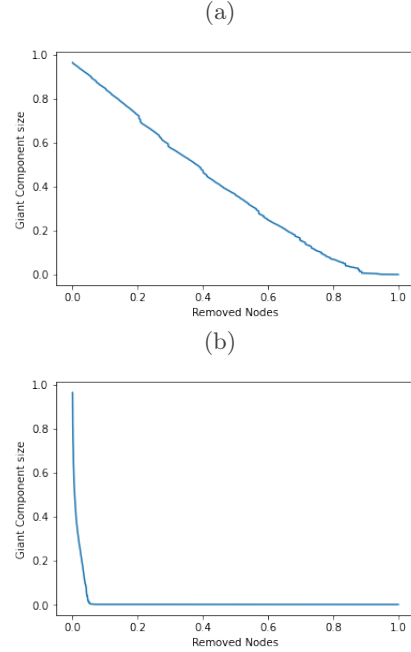


Figura 5: Dimensione della giant component vs percentuale dei nodi rimossi in maniera randomica (a) e in ordine decrescente secondo la *degree centrality* (b)

transizione teorico, ottenibile ponendo $\langle k \rangle = 1$, è $x_c = 1 - \frac{N}{2L} \simeq 0.84$.

Infine è stata analizzata la resilienza della rete rispetto all'eliminazione dei nodi, ordinati per ordine di grado (dal maggiore al minore). Risulta evidente che gli *hubs* siano estremamente importanti ai fini della "conversazione" e già rimuovendo circa il primo 5% la dimensione della *giant component* diventi praticamente zero. Al contrario, quando i nodi vengono rimossi randomicamente (figura 5a) le dimensioni della *giant component* decadono linearmente con la percentuale di nodi rimossi, mostrando come la rete sia molto più resistente.

5 Dynamic Community Discovery

Abbiamo analizzato vari algoritmi di Community Discovery, selezionandone uno al fine di condurre al meglio il nostro studio. Mostriamo quindi il susseguirsi di eventi che rappresentano l'evoluzione delle comunità nel tempo in tutta la rete.

5.1 Valutazione e selezione dell'algoritmo di Community Discovery

Il concetto di comunità non trova, ad oggi, una definizione univoca, per cui, prima di scegliere quale algoritmo utilizzare nella ricerca delle comunità della rete, abbiamo voluto approfondire e analizzare alcuni degli algoritmi implementati nella libreria Python CDLIB, e in particolare: *Louvain*, *Label-propagation*, *Angel*, *Demon*, *Walk Trap* e *Infomap*. I confronti tra questi sono stati effettuati attraverso alcune *fitness function*, tra cui il punteggio NF1 (fig. 6) e diverse funzioni di *scoring* (tab. 3), utilizzate per valutare la bontà delle divisioni in comunità ottenute. La figura 6 evidenzia un'alta corrispondenza fra gli algoritmi *Louvain* e *Infomap* e fra *Label-propagation* e *Walk Trap*.

Quasi tutti gli algoritmi effettuano una prima suddivisione identica, iniziando sedici comunità, ad eccezione degli algoritmi *Angel* e *Demon* che ne individuano sei.

Sulla base dei risultati ottenuti, abbiamo scelto di concentrare la nostra analisi su tre algoritmi: *Louvain*, *Angel* e *Demon*. Il primo denota un buon punteggio dell'indice di Girvan-Newman, che conferisce una miglior previsione tra gli *edge* attesi in relazione a quelli effettivamente valutati durante la

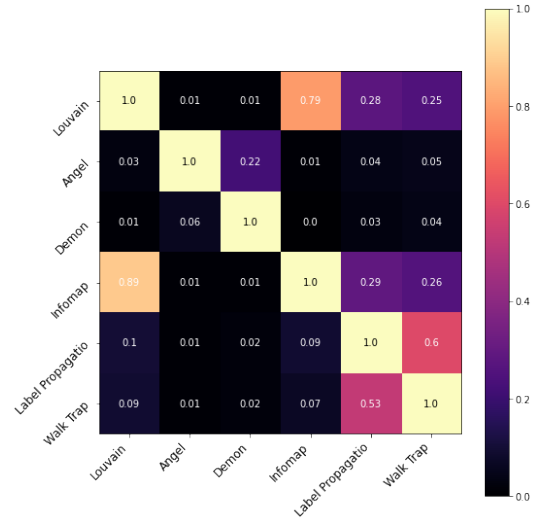
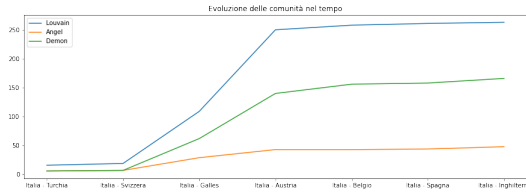


Figura 6: Risultati delle correlazioni tra gli algoritmi secondo il punteggio NF1.

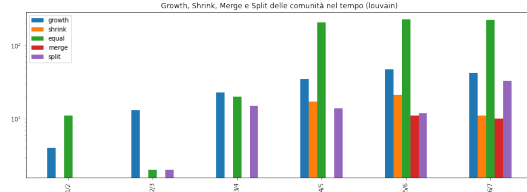
stima delle comunità. Tuttavia, produce un punteggio di *Triangle Participation Ratio* molto basso rispetto a tutti gli altri algoritmi, evidenziando una scarsa presenza di triplete nelle comunità. Per quanto riguarda gli algoritmi *Angel* e *Demon*, la loro rilevanza sta nel fatto che collezionano i punteggi più elevati di *Average Internal Degree*, producendo rispettivamente 46 e 157 comunità finali. D'altro canto, però, *Angel* è anche l'unico algoritmo che ottiene un punteggio negativo riguardo la *Girvan-Newman modularity*: in ogni comunità, infatti, il numero di *edge* attesi è superiore rispetto a quello effettivo. Da notare è anche l'alta presenza di triplete nelle comunità individuate dai due algoritmi (*Triangle Participation Ratio*).

Tabella 3: Funzioni di *scoring* utilizzate: N: *Total Nodes in Community*; E: *Total Edges in Community*; AID: *Average Internal Degree*; ID: *Internal Density*; GNM: *Girvan-Newman Modularity*; C: *Conductance*; NC: *Normalized Cut*; TPR: *Triangle Participation Ratio*. In basso: *Coms_T1*: numero di comunità iniziali al tempo 1; *Max_coms*: numero massimo di comunità raggiunto nei vari *snapshot*; *Final_coms*: numero di comunità finali.

	Louvain	Label Propagation	Angel	Demon	WalkTrap	Infomap
N	63.40	20.49	164.59	227.01	18.57	70.06
E	135.94	51.68	839.42	1513.23	38.41	204.58
AID	1.60	1.70	3.12	7.08	1.60	1.37
ID	0.79	0.75	0.63	0.29	0.68	0.86
GNM	0.63	0.56	-0.20	0.13	0.54	0.45
C	0.04	0.27	0.33	0.65	0.31	0.01
NC	0.04	0.27	0.33	0.73	0.31	0.01
TPR	0.17	0.25	0.87	1.00	0.21	0.14
Coms_T1	16	16	6	6	16	16
Max_coms	263	851	48	166	898	238
Final_coms	263	814	48	166	898	238



(a) Numero delle comunità nel tempo.



(b) Numero e tipo di eventi nel tempo.

Figura 7

5.1.1 Confronto nel tempo

Abbiamo infine analizzato il modo in cui queste due differenti tipologie di algoritmi selezionino le comunità nel tempo. Per farlo, abbiamo suddiviso il periodo di tempo in cui è avvenuta la raccolta dei dati in sette *frame* temporali, posti a cavallo di ciascuna partita disputata dalla Nazionale Italiana. Per tutti gli algoritmi, i risultati ottenuti (fig. 7a) evidenziano lo *spike* del numero di comunità verificatosi durante le partite Italia-Svizzera e Italia-Galles, ovvero dopo la prima dichiarazione della Nazionale Italiana sul tema dell'inginocchiarsi [14], coincidente all'aumento del numero di nodi della rete (fig. 17). Il numero di comunità continua a crescere fino alla partita Italia-Austria, dopo la quale si mantiene pressoché costante. Alla luce delle analisi condotte, la scelta è ricaduta sull'algoritmo Louvain. In particolare, due sono stati i fattori decisivi: il primo riguarda le analisi in sezione 5.1, in principal modo il fatto che il risultato del valore *Girvan-Newman* sia il migliore rende la valutazione delle comunità accettabile; infine usando Louvain abbiamo la possibilità di valutare le comunità sulla base di un valore da noi personalizzato, l'attributo *weight*, il quale evidenzia quanto sia forte la relazione tra due nodi in base ai contatti che hanno avuto.

5.2 Come si muovono gli utenti durante il Campionato EURO 2020

Utilizzando l'algoritmo *Louvain* sono state definite le comunità ad ogni tempo. Sfruttando l'indice di Jaccard, abbiamo definito una funzione di somiglianza che è stata applicata a tutti i *match* nei nostri vari *frame* temporali, andando così a valutare l'evolversi delle comunità nel tempo. Al fine di analizzare tutti i casi di *merging* e *splitting*, abbiamo applicato la funzione di somiglianza sia dal passato al futuro (da t a $t+1$) che dal futuro al passato (da $t+1$ a t).

Una volta valutate le comunità e i vari punteggi di *matching*, abbiamo implementato delle funzioni che potessero eseguire un'analisi in modo sempli-

ce e adattare i risultati in un formato che ci fosse congeniale. Per intercettare dai *matches* tutti gli eventi analizzabili (le *growth*, gli *shrink*, i *merge* e gli *Split*), abbiamo creato una funzione chiamata `community_evolution(cluster_community)`, la quale prende come parametro una stringa che identifica il cluster temporale e una comunità all'interno di quel cluster (es. `community_evolution("1_0")`). Questa funzione restituisce una prima panoramica testuale di quello che è l'andamento nel tempo della comunità in input, a partire dal dato cluster temporale. L'output infatti sarà un dizionario che ha come chiave "comunità/evento", e come valore un array di una o più tuple che rappresentano l'evento a cui vengono associate una o più comunità corrispondenti (una per tupla) del cluster temporale successivo. La tupla è composta da tre elementi - comunità iniziale, comunità finale nel dato cluster temporale e indice di Jaccard - come nell'esempio seguente:

```
{
  "1_0/simple": [(1_0, 2_0, 1.0)],
  "2_0/split": [(2_0, 3_11, 0.4), (2_0,
    3_12, 0.2)],
  "3_11/3_12/merge": [(3_11, 4_0, 0.5),
    (3_12, 4_0, 0.1)]
  ...
}
```

Listing 1: esempio di output della funzione `community_evolution("cluster_community")`

Con la struttura dati definita, abbiamo creato un grafico che raffigurasse le evoluzioni dei vari eventi. Possiamo affermare quindi che, come ci aspettavamo, gli eventi di *growth* e *equal* sono presenti fin da subito nelle comunità e che questi sono anche i due eventi che hanno una maggior frequenza nel tempo. Gli eventi di *split* delle comunità hanno inizio a cavallo tra il tempo 2 e il tempo 3. Nell'intervallo 4/5 si nota come la dimensione di alcune comunità inizi a diminuire. Nell'intervallo 5/6 le comunità iniziano a unirsi tra loro (fig. 7b).

Servendoci della funzione `community_evolution`, abbiamo *plottato* una rappresentazione delle comunità e degli eventi che le caratterizzano nel tempo. Sfruttando l'output della funzione abbiamo estratto i nodi, creando così dei sottografi che evidenzia-

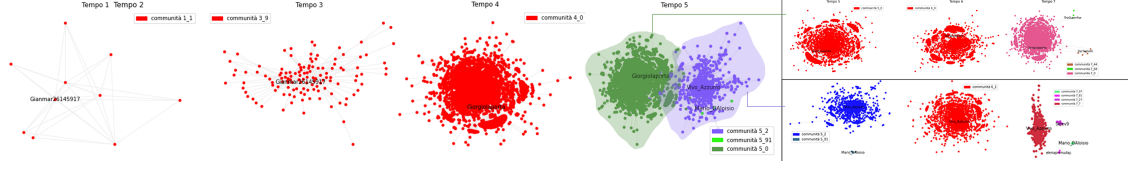


Figura 8: Evoluzione di una comunità nel tempo

no quello che accade alla comunità in *input* nella transizione tra un tempo e il successivo, fino alla fine dei *frame* temporali.

In figura 8, assistiamo all’evoluzione delle comunità derivanti dalla comunità 1, che, per comodità e leggibilità, etichetteremo con il nome del suo *hub* principale. Fino al tempo 2 la comunità rimane costante, mentre sia al tempo 3 che al tempo 4 assistiamo a dei Growth, e il nodo con la maggiore *degree* cambia da @Gianmar26145917 ($C_u = 2.53$) a @Giorgiolaporta ($C_u = 1.66$). Al tempo 5 possiamo osservare il primo Split della comunità in tre, con i relativi *hub* principali @Giorgiolaporta, @Vivo_Azzurro ($C_u = 0$) e @Mario_DAlouisio ($C_u = -1$). Successivamente troviamo gli eventi di Merge, fra le comunità @Vivo_Azzurro e @Mario_DAlouisio, e l’evento Shrink della comunità @Giorgiolaporta al tempo 6. Infine rivediamo degli eventi di *split* per entrambi i percorsi.

6 Opinion Dynamics

Utilizzando i modelli di *opinion dynamics* implementati nella libreria Python NDLIB, si è voluto simulare le dinamiche di opinione sia sulla nostra rete indiretta di 16675 nodi, sia in uno scenario *mean-field*, utilizzando un grafo completo ridimensionato a 3000 nodi, per ovviare all’elevato costo computazionale dell’operazione. Ogni modello è stato testato con differenti configurazioni iniziali, mentre il numero di iterazioni è stato modulato in base all’andamento dell’opinione, nel tentativo di raggiungere - ove possibile - una situazione di convergenza, frammentazione o polarizzazione.

6.1 Modelli a opinione discreta

I modelli che utilizzano opinioni discrete - *Voter*, *Snayzd*, *Majority Rule* e *Q-Voter* - sono stati testati con quattro frazioni f di nodi infetti iniziali differenti: 0.25, 0.5, 0.75 e 0.34, ovvero sulla frazione di “infetti” reale, calcolata come il rapporto tra il numero di nodi della rete con un valore di classificazione strettamente maggiore di 0 (utenti contrari al gesto di inginocchiarsi) e il numero totale di nodi della rete. Inoltre, per i modelli *Majority Rule* e *Q-*

Voter, ogni frazione di nodi infetti è stata testata prendendo in considerazione un numero di vicini q pari a 3, 5, 10 e 100 nodi. Il *Diffusion Trend plot* realizzato per le varie istanze è stato ottenuto modificando i colori proposti dalla libreria al fine di richiamare i colori utilizzati in questo lavoro (7) per indicare gli utenti contrari al gesto (rosso, gli “infetti”), e quelli favorevoli al movimento (blu, i “suscettibili”).

Nel *Voter model*, la diffusione delle opinioni risulta essere molto lenta rispetto alle dimensioni della rete, probabilmente a causa di un tempo di simulazione (10^2 - 10^3 iterazioni) molto minore rispetto al tempo di convergenza del modello su questo tipo di topologie. Ciò avviene sia per quanto riguarda il *mean field scenario* che per la rete reale, nella quale pare che il processo di diffusione rallenti ulteriormente: con uguale percentuale di infetti e suscettibili, infatti, nelle prime 500 iterazioni, la fluttuazione delle due frazioni nella rete reale avviene in un *range* inferiore di circa un ordine di grandezza rispetto a quello osservato nella rete completa (quarta e terza cifra decimale). Ciò dipende, probabilmente, sia dalla minore connettività della rete reale, che implica dunque tempi di convergenza maggiori, sia dal suo carattere omofilo (par. 7.2), che aumenta le probabilità dell’algoritmo di selezionare una coppia di nodi che posseggono già la stessa opinione.

Il modello *Sznajd*, al contrario, conduce la rete ad una convergenza dell’opinione sin dalle prime iterazioni nella rete completa, e in modo meno repentino ma altrettanto definito, nella rete generata dai dati raccolti, a prescindere dalla frazione di infetti iniziale.

Per quanto riguarda i due modelli testati che permettono di considerare un numero di vicini a scelta, osservando il comportamento della rete con frazioni iniziali sbilanciate (0.25, 0.75, 0.34) si nota che, se nel *Q-Voter* un numero di vicini basso (3, 5) sembra condurre l’opinione della rete alla convergenza, nel *Majority Rule model*, la tendenza appare ribaltata: il tempo necessario alla convergenza, infatti, è tanto minore quanto più alto è il valore di q . Partendo, invece, da un egual numero di nodi infetti e non infetti ($f = 0.5$) e scegliendo un insieme di vicini piccolo, entrambi i modelli generano una lunga serie di fluttuazioni dell’opinione;

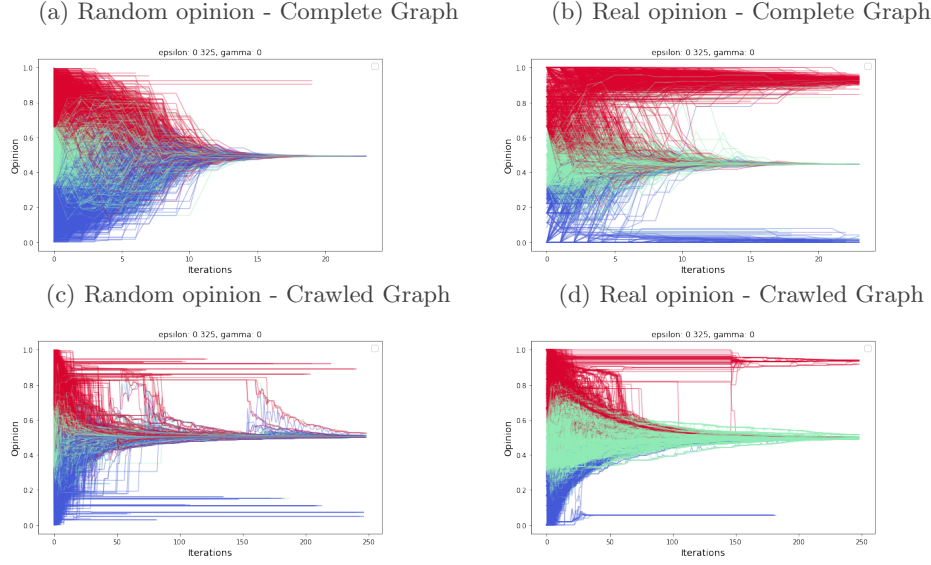


Figura 9: Simulazione dell'andamento dell'opinione con il modello Deffuant.

al contrario, quando $q = 10$, se nel Majority Rule si raggiunge piena convergenza dell'opinione sin dalle primissime iterazioni, nella simulazione proposta dal *Q-Voter*, condotta su 1000 iterazioni, lo stato della popolazione continua a fluttuare intorno allo 0.5.

6.2 Modelli a opinione continua

Per quanto riguarda i modelli a opinione continua, ovvero il Deffuant con e senza bias, abbiamo testato due diversi valori di epsilon: 0.325 e il suo doppio, 0.65. Nel Modifies Deffuant Model, tali valori sono stati testati con quattro diversi valori di gamma (0.5, 1, 1.5, 5). Parallelamente, abbiamo ritenuto interessante applicare i modelli a opinione continua utilizzando come stato iniziale di ogni nodo non un valore random ma quello ottenuto dalle operazioni di classificazione dell'opinione del nodo C_u (illustrate al par. 2.1), normalizzate tra 0 e 1, sostituendolo all'interno del file *Algorithmic-BiasModel*, alla variabile `self.status[node]` nella funzione `set_initial_status`. Anche in questo caso, abbiamo simulato l'andamento dell'opinione sia sulla rete reale, che su un grafo completo ottenuto estraendo randomicamente 3000 nodi dalla rete reale, collegandoli l'uno all'altro e assegnando a ciascuno di essi il proprio valore di classificazione.

6.2.1 Deffuant Model

Come ci si aspetta, il modello Deffuant ($\gamma = 0$, nessun bias), quando applicato con un'alta *open-mindedness* ($\epsilon = 0.65$), conduce l'opinione comune ad una situazione di convergenza, sia nella rete

generata dai dati raccolti che nella rete completa, sebbene più lentamente quando le opinioni con cui vengono inizializzati i nodi sono reali. Con un'*open-mindedness* minore ($\epsilon = 0.325$), invece, l'andamento delle opinioni è meno regolare. Infatti, se il modello conduce ad una situazione di convergenza, seppur non del tutto completa, nel *complete graph* con opinioni random (fig. 9a), quando ai suoi nodi vengono assegnati i rispettivi valori di classificazione, l'opinione si polarizza già dopo la quinta iterazione (fig. 9b). Ancora diversa è la situazione della rete reale: in particolare, se si parte da opinioni random, la convergenza viene sì raggiunta nella maggior parte dei casi, ma in modo instabile e incompleto: non trascurabile è, infatti, la porzione di nodi le cui opinioni si frammentano, interrompendo le interazioni con gli altri nodi, sia tra i rossi che tra i blu (fig. 9c). Partendo da opinioni reali, lo scenario è meno frammentato: i nodi tendono a creare due cluster principali - un'ampia frazione di nodi convergono verso l'opinione neutrale (0.5) e una parte polarizzata intorno all'opinione contraria (≈ 0.80), oltre che ad un piccolo gruppo di nodi con opinione a favore (≈ 0.05) che smette di interagire con la rete prima della duecentesima iterazione (fig. 9d). Ciò può essere giustificato con la maggiore presenza nella rete di nodi con opinione $C_u > 0.67$ (1 non normalizzato, in rosso) rispetto al numero di nodi con opinione $C_u < 0.33$ (-1 non normalizzati, in blu).

6.2.2 Modifies Deffuant Model

Aumentando il bias ($\gamma > 0$), la rete, a prescindere dalla modalità con cui le opinioni iniziali vengono inizializzate, raggiunge la convergenza sempre più

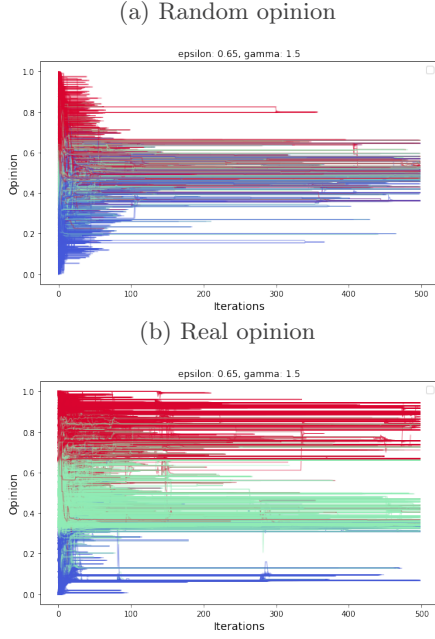


Figura 10: Simulazione dell'andamento dell'opinione con il modello Modified Deffuant sulla rete reale.

lentamente e in modo sempre più instabile e incompleto. Oltre $\gamma = 1$, le opinioni dei nodi della rete si frammentano tanto più velocemente quanto più alto è il valore di γ e basso il valore di ϵ . Interessante, di nuovo, è il confronto tra il comportamento della rete inizializzata con opinioni random e con opinioni reali quando γ è 1.5: se in entrambi i casi le opinioni si frammentano sin dalle prime iterazioni, è evidente come nel primo caso, la “discussione” persiste nella zona centrale del grafico, in cui sembrano confrontarsi nodi appartenenti a tutte e tre le “fazioni” (a favore, neutri e contrari), situazione ben diversa rispetto a quella che avviene quando ai nodi viene associato C_u , in cui lo scambio di opinioni si mantiene attivo principalmente intorno a due opinioni - contrari e neutri -, tanto più nettamente quanto più è alto il valore della *open-mindedness* (fig. 10).

Per quanto riguarda il *mean field scenario*, quando γ è strettamente maggiore di 1, l'opinione si frammenta. Sotto questa soglia, invece, notiamo ancora una volta due andamenti differenti a seconda che i nodi vengano inizializzati con delle opinioni a valori reali o random: la popolazione della rete inizializzata in modo random converge ad un'unica opinione, tanto prima quanto minore è il valore del bias e maggiore il valore di ϵ ; al contrario, quando la rete viene inizializzata con i reali valori delle opinioni, il modello genera una polarizzazione dell'opinione generale, come del resto avveniva con il modello Deffuant (fig. 9a).

7 Open Question

Dopo un'analisi preliminare sui contenuti del dibattito e una caratterizzazione delle due parti contrapposte, definite in base alla misura continua dell'opinione, C_u , illustriamo qui le diverse analisi condotte sulla nostra rete al fine di investigare e quantificare la presenza di *echo chambers*, il loro processo di formazione, con particolare attenzione all'influenza dei nodi “importanti” della rete.

7.1 Contenuto e contesto del dibattito

Dei 16675 nodi della rete, il 97% (16235) corrisponde effettivamente ad autori di tweet e non ad account esclusivamente menzionati. Di questi, 8009 sono stati classificati come a favore dell'inginocchiarsi ($C_u \leq -0.5$) e 5957 come contrari ($C_u \geq 0.5$). Considerando gli autori di almeno due tweet, gli utenti contrari superano in numero quelli a favore (fig. 11). Inoltre, il tasso di pubblicazione per le due parti appare tendenzialmente diverso, con 16510 tweets pubblicati dai sostenitori, in media circa 2 tweets per utente, e 17668 postati dal gruppo dei contrari, circa 3 tweets per utente.

Un'ulteriore differenza comportamentale tra le due parti è ben rappresentata in figura 12, in cui mostriamo la distribuzione delle opinioni C_u degli utenti. Innanzitutto, si evidenzia chiaramente la netta divisione in due gruppi con orientamenti opposti, con un ridotto numero di utenti aventi una posizione neutra o non classificabile. I box-plot, inoltre, mettono in luce l'asimmetria di tale distribuzione, già suggerita dall'analisi visiva dell'istogramma: per $C_u > 0.5$ gli utenti hanno opinioni mediamente più estreme, mentre per $C_u < -0.5$ si hanno valori più moderati.

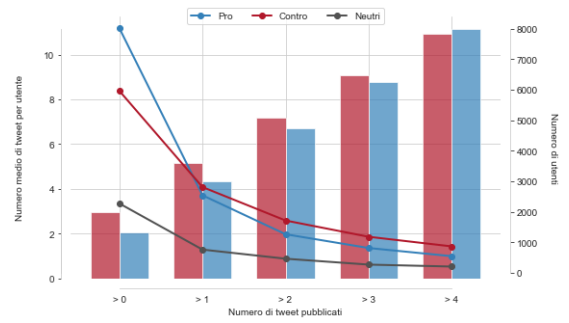


Figura 11: Il grafico a linee (scala a destra) mostra il numero di utenti a favore, contrari e neutri, che hanno pubblicato almeno 1 tweet (> 0), almeno 2 tweet (> 1) e così via. Il grafico a barre (scala a sinistra) mostra il numero medio di tweet pubblicati per utente contrario (in rosso) e a favore (in blu).

Figura 12: In basso: numero di utenti* in funzione del valore di classificazione. In alto: boxplots della distribuzione delle opinioni non neutre, da 0.5 al limite massimo (± 3).

Tale risultato conferma quanto già suggerito dalle operazioni di classificazione effettuate sugli hashtag (par. 2.1), in cui appariva evidente un maggiore utilizzo di hashtag dichiaratamente contrari al gesto ($C_h = 3$), a differenza degli hashtag utilizzati dai sostenitori, i quali - più che a sostegno del gesto in sé - pongono l'accento sui motivi etici e morali dietro di esso. Infatti, se gli utenti contrari al gesto hanno utilizzato l'hashtag #iononmiingnocchio più di 14000 volte, la controparte ha twittato utilizzando l'hashtag #iomiinginocchio meno di 2000 volte, preferendo invece l'hashtag #blacklivesmatter (fig. 13). Inoltre, in certa misura, sia i sostenitori che i contrari al gesto hanno utilizzato l'hashtag "bandiera" della controparte per parlarne e, spesso, prenderne le distanze.

La sezione in basso di figura 13 mostra la differenza nell'utilizzo degli hashtag più popolari da parte delle due fazioni, al netto degli hashtag neutri o non pertinenti, che sono stati opportunamente esclusi da questo studio, ordinati rispetto all'utilizzo da parte dei sostenitori. È interessante notare che #razzismo sia stato utilizzato in modo consistente da entrambe le parti, indice del risvolto etico della questione discussa. Al contempo, numerosi sono i richiami a questioni politiche e sociali, principalmente tra gli utenti contrari al gesto: infatti, se tra gli hashtag maggiormente utilizzati dai sostenitori del gesto troviamo per lo più slogan contro il razzismo e contro le dittature, gli hashtag maggiormente utilizzati dai contrari al gesto spaziano su diverse questioni di attualità, dall'immigrazione (#stopinvasione) al DDL Zan (#noddizan e all'anti-europeismo (#italexit), toccando persino le vaccinazioni anti Covid-19 (#iononmivaccino).

7.2 Siamo di fronte a delle echo chambers?

Per rispondere a questa domanda, abbiamo utilizzato la rappresentazione proposta da ForceAtlas2, un algoritmo di layout grafico per la visualizzazione delle reti sviluppato per il software Gephi, in cui zone più connesse risultano spazialmente più vicine e viceversa (fig. 14a). I colori utilizzati rappresentano l'opinione in merito al gesto come definita in 2.1: blu per i sostenitori, rosso per i contrari, bianco per i neutri o non classificabili.

Dall'immagine risulta evidente una separazione spaziale della rete in due agglomerati, corrispondente in buona misura alla classificazione cromatica. Permangono, tuttavia, diverse aree rosse nel-

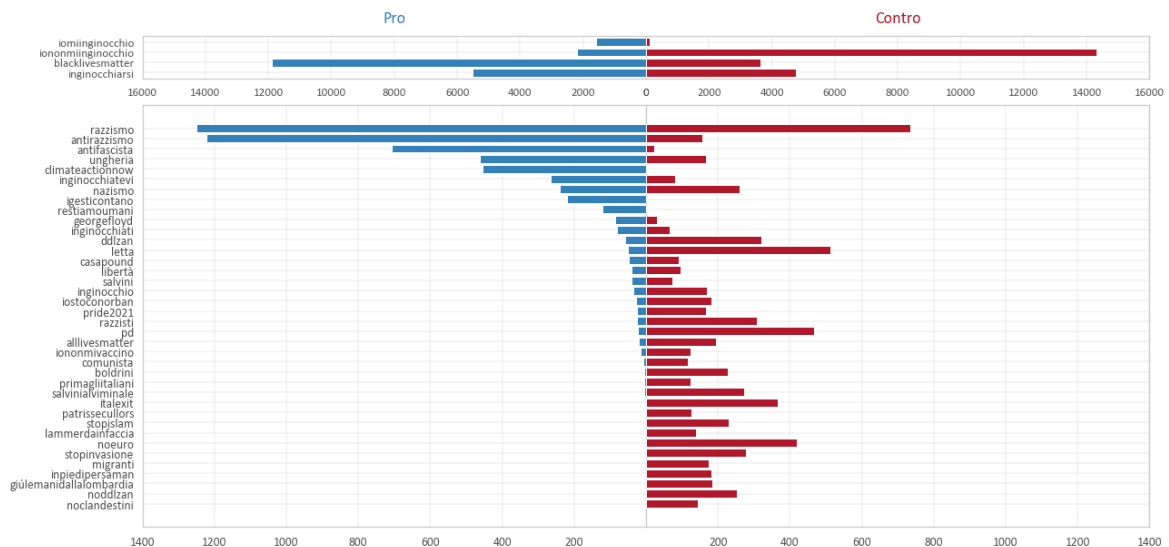


Figura 13: Frequenza degli hashtag, unificati nella stessa forma normalizzata, ordinati per utilizzo da parte dei sostenitori.

l'agglomerato blu e grosse aree bianche in entrambe le parti. L'analisi di queste zone ha evidenziato degli errori nella classificazione di alcuni tweets divenuti virali, che quindi hanno influito sulla classificazione di ogni utente che li ha ritweettati. Tra questi, esemplare è il caso del tweet a sostegno del gesto⁶ pubblicato dall'utente @robertosaviano, in cui l'hashtag #iononmiinginocchio ($C_h = +3$), utilizzato per fare riferimento al dibattito, ha generato una classificazione errata. Tramite un'ispezione visiva del grafo su Gephi, abbiamo individuato gli errori di classificazione con maggiore impatto sulla rete e modificato manualmente la classificazione dei tweet responsabili dell'errore, che elenchiamo di seguito:

- $C_t = -3$ per i tweet di @robertosaviano, @ProfCampagna, @pietroraffa, @LuciaCaprig e @manginobrioches in cui si sono espressamente schierati a favore del gesto;
- $C_t = -1$ per i tweet di @PBerizzi e @MarcoNoel19 in cui hanno espresso posizioni vicine ai motivi dietro al gesto;
- $C_t = 1$ per i tweet di @lefrasiudiosho e @LeonardoPanetta in cui hanno espresso un'opinione lontana dai motivi del gesto o tendenzialmente contraria.

Queste operazioni hanno condotto ad un sensibile miglioramento nella caratterizzazione delle due echo chambers (fig. 14b).

⁶26 giugno 2021, Roberto Saviano (@robertosaviano), "Si inginocchia chi vuole rendere rispetto a chi è vittima, segnare simbolicamente il proprio impegno perché le cose cambino. Quand'è che esattamente ha iniziato a farci schifo il buon esempio? #Inginocchiarsi #IoNonMiInginocchio"

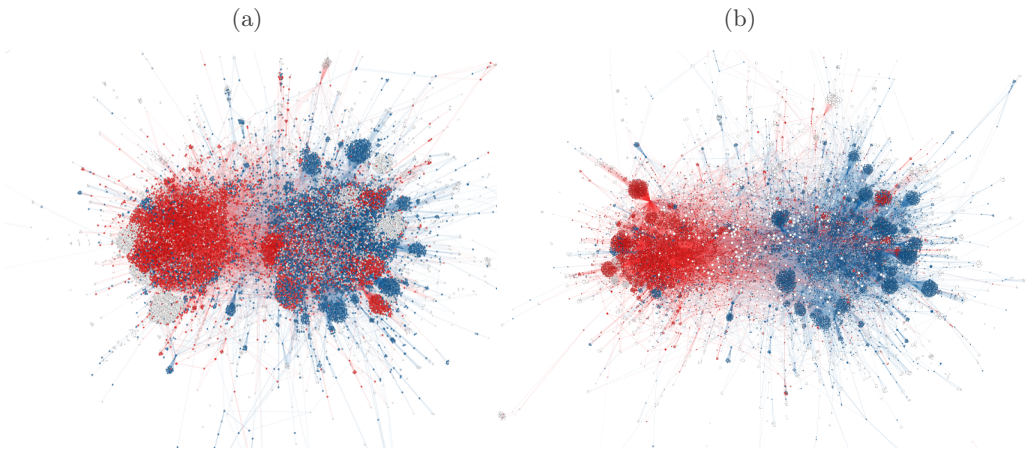


Figura 14: Visualizzazione della rete effettuata con l'algoritmo di layout ForceAtlas2 fornito da Gephi, prima (a) e dopo (b) la correzione degli errori di classificazione più influenti. In b, la dimensione dei nodi aumenta in base all'attributo `vip`, ovvero al numero di followers.

Figura 15: *Contour map* per opinione media dei vicini $C_{N(u)}$ rispetto all'opinione media di un utente C_u . I colori rappresentano la densità di utenti: più chiaro è, maggiore è il numero di utenti. Per la distribuzione di probabilità di C_U fare riferimento al penultimo grafico in figura 12 in quanto vengono considerati solo gli utenti autori di almeno 2 post (3370).

Uno dei modi per quantificare la presenza di camere d'eco è mettere in relazione l'opinione di un utente con l'inclinazione dei suoi vicini. A livello topologico, ci aspettiamo che un nodo u con una data opinione C_u sia connesso con nodi con opinioni prossime a C_u . Abbiamo così definito, per ogni utente u , l'opinione media dei suoi vicini, $C_{N(u)}$. L'ultima immagine della figura 15 mostra una forte correlazione tra l'opinione di un utente u e la posizione dei suoi vicini più prossimi $C_{N(u)}$. Il coefficiente di correlazione di Pearson r è 0.84, dunque statisticamente significativo, con $p\text{-value} \simeq 0$. Questa proprietà topologica della rete conferma la presenza di camere d'eco: gli utenti che esprimono tendenze sia a favore che contrarie al gesto hanno maggiori probabilità di interagire con utenti che condividono la loro opinione.

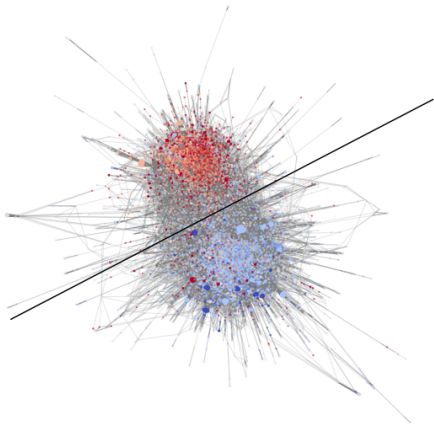


Figura 16: Separazione dei due agglomerati correlati, relativamente, con la maggior presenza di nodi della fazione rossa e blu.

Un secondo indice della tendenza dei nodi della nostra rete a creare legami con nodi con caratteristiche simili è l'*assortative mixing* - o omofilia, in reti generiche - calcolata utilizzando il coefficiente di *assortativity*:

$$r = \frac{\sum_i e_{ii} - \sum_i a_i b_i}{1 - \sum_i a_i b_i} \quad (5)$$

L'intervallo di opinioni è stato discretizzato in tre differenti fazioni: a favore, con $C_u \leq -0.5$, contrari, con $C_u \geq 0.5$, e neutri, con opinioni comprese tra -0.5 e 0.5. Tale coefficiente è pari a 0.22, valore maggiore di 0, che conferma la tendenza a formare connessioni tra nodi con caratteristiche simili.

Per analizzare la struttura e la composizione interna alle due camere d'eco, abbiamo diviso la rete separandole l'una dall'altra. Nello specifico, tramite la libreria `fa2_v0.3.5`, implementazione Python del layout grafico Force Atlas 2 progettato per Gephi, è stata generata una spazializzazione 2D del nostro grafo (fig. 16), su cui è stata individuata e tracciata la retta che meglio divideva le due camere d'eco; infine, sono stati generati due sottografi, uno con i nodi e i link della sezione al di sopra della retta (sottografo R), e uno con quelli al di sotto di essa (sottografo B). Al netto delle componenti sconnesse, il sottografo B risulta essere più grande (9262 nodi, 27573 link *vs* 6746 nodi, 21163 link), ma meno denso (0.0006 *vs* 0.0009) del sottografo R, che registra valori maggiori anche per quanto riguarda il grado medio (5.95 *vs* 6.27) e il valore di transitività (0.012 *vs* 0.019). Inoltre, se in entrambi i sottografi si registra una percentuale di nodi con opinione neutra molto simile ($\simeq 22\%$), il sottografo R, mediamente contrario al gesto ($\bar{C}_u = 1.24$), ospita una percentuale più alta di nodi della fazione opposta: 11.4% di utenti a favore in R contro l'8.7% di utenti contrari nel sottografo B, in cui il

valore medio dell'opinione \bar{C}_u è di circa -0.81. Infine, è stato stimato a 3196 il numero di link che intercorrono tra le due *echo chambers*, poco più del 6% di tutti i link del grafo originario.

7.3 Chi ha preso parte al dibattito?

Un'ulteriore analisi effettuata sui due sottografi ha riguardato lo studio degli hubs, con particolare attenzione a quelli con un alto numero di followers ($v_{ip} > 0$). Innanzitutto, occorre precisare che, sebbene nella rete siano presenti più di 1000 utenti con almeno 20000 followers, più dei tre quarti di essi lo sono in quanto menzionati da altri utenti. Diversi, ad esempio, sono stati i personaggi pubblici chiamati in causa nel dibattito, principalmente politici nella parte contraria al gesto e personaggi dello sport in quella a sostegno: da @chiellini, *username* di Giorgio Chiellini, giocatore della Nazionale, criticato per la gaffe sul nazismo [13], a @marchisio-cla8, Claudio Marchisio, ex-giocatore della Nazionale, oggi giornalista sportivo, che in varie occasioni ha espresso la sua vicinanza al movimento BLM [12]. Interessante è il caso di @EnricoLetta, segretario del Partito Democratico: intervenuto pubblicamente sulla questione chiedendo alla squadra di inginocchiarsi all'unanimità [15], ha attirato su di sé uno sciame di critiche da parte dei contrari al gesto, venendo così "assorbito" nella camera d'eco principalmente popolata da questi ultimi, accanto ai nomi di @matteosalvinimi (Matteo Salvini, leader della Lega) e @GiorgiaMeloni (Giorgia Meloni, leader di Fratelli D'Italia).

Considerando 33 *hubs*, corrispondenti al primo 2% dei nodi riordinati per grado, 20 risultano essere utenti "attivi", ovvero autori di almeno un post, e molto seguiti: il 75% di essi infatti ha più di 10000 followers e comunque nessuno scende sotto i 2000; questi utenti risultano essere principalmente account di giornalisti e scrittori. Sembrerebbe dunque che il numero di followers di un utente ricopra un ruolo molto importante nell'impatto di questi sulla rete. Al contempo, sebbene nella nostra rete siano presenti ben 378 utenti con un numero di followers maggiore di 200000 mila, solo 13 sono da considerarsi attivi, e addirittura solo 2 di questi ricoprono il ruolo di *hub*: nel sottografo R troviamo @lefrasiidiosho, account Twitter della pagina satirica Facebook "Le più belle frasi di Osho", al 7° posto nella lista ordinata degli hubs, mentre nel sottografo B, @robertosaviano, account Twitter del noto scrittore Roberto Saviano, 12° posto. Ne possiamo dedurre che, per quanto siano stati coinvolti diversi personaggi pubblici, direttamente o indirettamente, non è grazie a questi che il dibattito si è sviluppato, bensì intorno a utenti me-

diamante conosciuti, ma con un alto valore di *user engagement*, ovvero molto attivi rispetto a questo genere di tematiche.

7.4 Quando nasce l'echo chamber?

Al fine di individuare il momento della formazione delle *echo chambers* e la loro evoluzione nel tempo, abbiamo adottato nuovamente la suddivisione in sette intervalli temporali adottata in 5.1.1. Come primo approccio, abbiamo riproposto lo studio della correlazione tra l'opinione di un utente C_u e la posizione dei suoi vicini più prossimi $C_{N(u)}$, calcolata in ogni intervallo di tempo (fig. 15).

Risulta immediatamente evidente che, se inizialmente gli utenti si estendono in un'area molto ampia (coefficiente di Pearson $r \simeq 0.5$), con il passare del tempo, la tendenza della densità a disporsi diagonalmente si accentua gradualmente, fino a crescere in modo importante ($r = 0.7$) in corrispondenza del terzo intervallo di tempo, ovvero tra Italia-Galles e Italia-Austria, e divenire statisticamente significativa ($r = 0.82$) nel quarto intervallo, tra Italia-Austria e Belgio-Italia, dopo il quale la situazione rimane pressoché invariata.

La formazione delle camere d'eco, dunque, prende piede nei giorni che seguono Italia-Galles (terzo intervallo) per poi definirsi e stabilizzarsi in coincidenza del grande incremento del numero di nodi nella rete che si verifica nell'intervallo di tempo che intercorre tra Italia-Austria e Belgio-Italia (fig. 17, in alto).

Si noti, inoltre, come tale intervallo abbia coinciso con la comparsa nella rete di tutti i nodi identificati come hubs "attivi", con i quali circa il 50% dei

nodelli dell'intera rete ha creato collegamenti diretti (fig. 17, in basso). Possiamo dunque supporre che la loro presenza abbia in qualche misura contribuito da un lato alla crescita della rete, trattandosi di nodi con una capacità di *user engagement* tutt'altro che irrilevante, e dall'altro alla polarizzazione dell'opinione.

8 Conclusioni

Sulla base dei risultati ottenuti dalle analisi condotte sulla rete illustrati nel capitolo 7 (par. 7.2 e 7.4), possiamo affermare che la struttura topologica della rete generi tendenzialmente due agglomerati di utenti con opinioni di segno opposto (C_u , par. 2.1), a conferma della presenza di camere d'eco nella discussione avvenuta su Twitter a proposito del gesto dell'inginocchiarsi a sostegno del movimento BLM durante il campionato UEFA Euro 2020.

Tali agglomerati hanno assunto caratteristiche e comportamenti peculiari evidenti nell'interazione con gli altri utenti, che appare più ristretta a utenti della stessa opinione tra i sostenitori del gesto, ma che si spinge verso posizioni più estreme nella parte contraria. Tale differenza emerge anche nella scelta degli *hashtags*, ben più politicizzati nei tweet contrari al gesto.

Infine, l'analisi congiunta delle figure 15 e 17 ha evidenziato una possibile correlazione fra la crescita della rete, la comparsa degli utenti *hubs* e la polarizzazione della rete. La formazione dell'*echo chamber* nel nostro caso di studio, quindi, è sicuramente influenzata dall'algoritmo di *feed* di Twitter [6] -che ovviamente ha un ruolo fondamentale nel polarizzare l'opinione-, e potrebbe anche derivare dalla presenza nella rete di nodi con un alto valore di *degree centrality*. Un hub diventa tale perché è stato ritwittato, citato o quotato da molte persone, le quali, collegandosi ad altri utenti, per lo più con opinioni simili (coefficiente di *assortativity* > 0), talvolta altrettanto centrali, hanno avvicinato altre parti della rete della stessa fazione (fig. 14b).

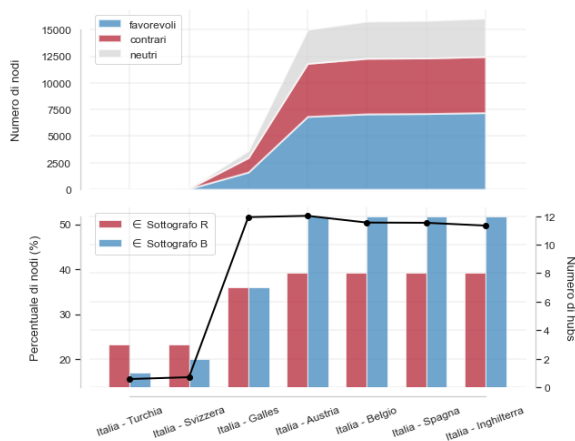


Figura 17: In alto: Lo *stacked area chart* mostra la crescita della rete nel tempo in relazione all'opinione dei nodi che ne entrano a far parte. In basso: il grafico a linee (scala a sinistra) mostra la percentuale di nodi della rete collegati agli hubs. Il grafico a barre (scala a destra) mostra il numero di hubs presenti nei diversi intervalli di tempo nelle camere d'eco R (in rosso) e B (in blu).

Riferimenti bibliografici

- [1] FRANCE 24. Protesters around the world rally for George Floyd and against police brutality, June 2020. [Online; postato 2020/06/07].
- [2] Albert-László Barabási and Márton Pósfai. *Network science*, chapter 3. Cambridge University Press, 2016.

- [3] Albert-László Barabási and Márton Pósfai. *Network science*, chapter 2. Cambridge University Press, 2016.
- [4] Albert-László Barabási and Márton Pósfai. *Network science*, chapter 7. Cambridge University Press, 2016.
- [5] Mathieu Bastian, Sebastien Heymann, and Mathieu Jacomy. Gephi: An open source software for exploring and manipulating networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 3(1):361–362, Mar. 2009.
- [6] Matteo Cinelli, Gianmarco De Francisci Morales, Alessandro Galeazzi, Walter Quattrociocchi, and Michele Starnini. The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(9), 2021.
- [7] Wesley Cota, Silvio C. Ferreira, Romualdo Pastor-Satorras, and Michele Starnini. Quantifying echo chamber effects in information spreading over political communication networks. *EPJ Data Science*, 8(1), Dec 2019.
- [8] Enrico Currò. Europei, Belgio-Italia: gli azzurri si inginocchieranno contro il razzismo, June 2021. [Online; postato 2021/06/28].
- [9] Random House Unabridged Dictionary. Black lives matter. <https://www.dictionary.com/browse/black-lives-matter>.
- [10] Aric Hagberg, Pieter Swart, and Daniel S Chult. Exploring network structure, dynamics, and function using networkx. 1 2008.
- [11] Black Lives Matter Global Network Foundation Inc. About - Black Lives Matter. <https://blacklivesmatter.com/about/>. ultima visita il 2021-11-01.
- [12] Vito Lamorte. Il rimprovero di marchisio: “avrei preferito che nell’italia si inginocchiasero tutti”, June 2021. [Online; postato 2021/06/20].
- [13] Antonio Prisco. ”combatteremo il nazismo...”. l’incredibile gaffe di chiellini, June 2021. [Online; postato 2021/06/27].
- [14] Il Fatto Quotidiano. Black lives matter, prima di italia-galles metà squadra non si inginocchia., June 2021. [Online; postato 2021/06/21].
- [15] Il Fatto Quotidiano. “azzurri inginocchiati per i black lives matter? dovevano farlo tutti, ieri brutta scena”: l’appello di letta alla nazionale a la7, June 2021. [Online; postato 2021/06/21].
- [16] Maya Rhodan. History behind photo of Martin Luther King, Kr. kneeling, September 2017. [Online; postato 2017/09/25].
- [17] Antonio Michele Storto. Euro2020, come nasce il gesto d’inginocchiarsi e perché molte polemiche in merito sono pretestuose, July 2021. [Online; postato 2021/07/04].
- [18] Ed Summers, Hugo van Kemenade, Peter Binkley, Nick Ruest, recrm, Stefano Costa, Eric Phetteplace, The Gitter Badger, Mx A. Matienzo, Lukas Blakk, Dan Chudnov, and Chad Nelson. twarc: v0.3.4, October 2015.
- [19] Hywel T.P. Williams, James R. McMurray, Tim Kurz, and F. Hugo Lambert. Network analysis reveals open forums and echo chambers in social media discussions of climate change. *Global Environmental Change*, 32:126–138, 2015.