

QAnon - Analisi del linguaggio e delle interazioni virtuali su Twitter

Riccardo Cervero¹

Sommario

Il progetto si propone di analizzare le dinamiche interne al dibattito legato al crescente fenomeno della cospirazione denominata *QAnon*. Pertanto, definito il grafo delle interazioni virtuali estratte dal *social network Twitter*, lo studio si focalizzerà sulla descrizione dell'architettura composta dagli utenti, la rilevazione delle comunità da essi formate, l'individuazione dei *topic* ricorrenti nella narrazione e analisi del sentimento dei testi pubblicati dai membri di ciascun gruppo.

¹ Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione, matr. 794126

Indice

Introduzione	1
1 Raccolta del testo	2
2 Pre-processing e analisi preliminare	2
Hashtags • Interazioni virtuali	
2.1 Text Pre-processing	3
2.2 Individuazione dei bot	3
3 Grafo delle interazioni	4
3.1 Descrizione del sottografo principale	4
4 Community Detection	6
4.1 Metodologie di estrazione	6
Algoritmo di Louvain • Metodo di Newman • Propagazione asincrona dell'etichetta • Metodo Information Map	
5 Temi e linguaggio	7
6 Sentiment Analysis	7
7 Risultati per comunità	8
7.1 Comunità 0	8
7.2 Comunità 2	9
7.3 Comunità 3	10
7.4 Comunità satellite	10
7.5 Risultati di polarità	11
8 Conclusioni e discussione	11
Riferimenti bibliografici	12

Introduzione

I recenti sviluppi nell'ambito delle *Information Technologies* hanno reso possibile la veicolazione di un'enorme mole di informazioni in un arco di tempo ridottissimo e con sempre maggior facilità. Questa tendenza alla democratizzazione nella produzione di contenuti sul *Web* ha evidenti vantaggi,

offrendo a chiunque possa accedere alle piattaforme l'opportunità di raggiungere, col proprio messaggio, moltissimi altri utenti, quasi sempre gratuitamente. Tuttavia, è altrettanto evidente come un utilizzo irresponsabile di questo sistema aperto possa provocare, in assenza di stretti controlli, comportamenti nocivi per la stessa comunità virtuale. Una delle conseguenze è la diffusione di messaggi di odio e notizie false, fenomeno emergente negli ultimi anni, sempre più spesso dibattuto, che ha avuto - e continua ad avere - la capacità di polarizzare l'opinione pubblica, radicalizzare le ideologie dell'elettorato e, in senso più ampio, influenzare l'intera società. La creazione di narrazioni false e inverosimili è spesso un potente - e pericoloso - strumento di marketing politico utile ad acquisire nuovi seguaci e colpire i propri avversari. È questo il caso di *QAnon*: una teoria del complotto legata agli ambienti di estrema destra, secondo cui esisterebbe una trama segreta ordita da uno "stato profondo" contro il presidente degli Stati Uniti Donald Trump e i suoi sostenitori. La genesi del movimento è da attribuirsi al primo post di un utente anonimo¹ sulla piattaforma *4chan*, il quale sosteneva falsamente di avere accesso a informazioni che provavano il coinvolgimento degli oppositori dell'amministrazione Trump - tra cui artisti, giornalisti liberali, politici democratici e funzionari di alto rango² - in un traffico internazionale di minori. Il post, inoltre, accusava i membri di questa setta segreta di aver tentato di rovesciare la presidenza con un colpo di stato.

I concetti promossi dal movimento hanno avuto grande diffusione in tutto il mondo e sono stati ampiamente discussi e criticati su *Twitter*. Nell'agosto 2019, l'*FBI* ha dichiarato che *QAnon* è potenziale fonte di terrorismo interno. Nonostante

¹L'account era nominato "Q". Da ciò la dicitura "*QAnon*", derivata dall'unione fra il nome e "Anon", abbreviazione di *anonymous* - "anonimo" in inglese.

²I capi del presunto stato profondo sarebbero Barack Obama, Hillary Clinton e George Soros.

ciò, il movimento è stato accolto positivamente dai vertici del governo statunitense e alcuni promotori sono stati invitati alla Casa Bianca.

Nelle sezioni seguenti verranno riassunte le fasi di raccolta dei contenuti riferiti a *QAnon*, descrizione delle interazioni fra gli utenti che ne discutono e delle comunità da loro costituite, analisi del linguaggio e dei topic connessi, estrazione del sentimento con cui le opinioni sul tema vengono espresse.

1. Raccolta del testo

I contenuti testuali su cui si basa l'analisi provengono da una raccolta di 49732 *tweets* non duplicati in lingua inglese estratti durante la giornata del 5 giugno 2020, accedendo all'API ufficiale di Twitter grazie alla libreria di Python *tweepy*³. Oltre al termine "*QAnon*", la ricerca è stata filtrata in base a una lista di espressioni e *hashtag* tipici del fenomeno, tra cui "*QArmy*", "*QKnows*", "*QSees*", "*#QAnonEurope*". L'estrazione dei dati è avvenuta casualmente in corrispondenza delle ore successive al funerale di George Floyd, la cui morte, avvenuta poco dopo un arresto nella città di Minneapolis, ha scatenato moti di protesta in tutto il Paese. Questo evento ha indirettamente svolto il ruolo di catalizzatore della discussione *online*, permettendo di raccogliere moltissimi testi in poche ore.

2. Pre-processing e analisi preliminare

I *tweets* analizzati sono stati pubblicati da 26770 utenti diversi, e contengono menzioni, *retweet*, risposte e citazioni ad altri 2152, per un totale di quasi 29000 account.

I metadati relativi ad ogni *tweet* sono suddivisi in 37 campi principali in formato JSON, a loro volta composti da vari sottocampi. Poiché molti dei dati contenuti erano inutili per il tipo di studio o non erano stati registrati in maniera uniforme⁴, molti dei campi sono stati rimossi. Dopo la loro rimozione, si è proceduto ad estrarre i sottocampi più interessanti, componendo un database tabulare. Le informazioni rilevanti inserite nel database finale sono relative a:

- utente: nome dell'account - *screen name* -, numero di *follower* e numero di *following*
- post: codice identificativo del *tweet*, testo originale e lista degli *hashtag* contenuti
- interazioni con altri utenti - di cui viene memorizzato lo *screen name* -, classificate in
 - menzioni (*mentions*)
 - *retweet*
 - citazioni (*quotes*)

³Documentazione ufficiale della libreria: <https://www.tweepy.org>

⁴Le informazioni registrate in maniera non uniforme sono principalmente relative alla geolocalizzazione dell'utente: `coordinates`, `withheld.in.countries`, `place`.

– risposte (*replies*)

Nel successivo paragrafo verranno presentate alcune analisi preliminari relative agli *hashtags* usati e ai tre tipi di interazione virtuale.

2.0.1 Hashtags

Escludendo quelli già menzionati in precedenza, i sostenitori della teoria codificano solitamente i propri contenuti con *hashtags* generati da espressioni ricorrenti, come ad esempio *Where we go one, we go all* - traduzione del motto "Uno per tutti, tutti per uno" -, *Wake up America* - "Svegliati America" -, *Facts matter* - "I fatti contano", e infine *We are the new show* - "Siamo il nuovo show". Spesso, le formule vengono mutate dalla sfera religiosa, come nel caso di *the great awakening* - "il grande risveglio" - e *God wins* - "Dio vince" -, o citano termini particolari, come *the storm* - "la tempesta", intesa come metafora della cattura di tutti i membri dello stato profondo. Osservando la Figura 1, è possibile notare la ricorrenza di una certa terminologia bellica: *Q-Alert*, *Q-Army* e addirittura *war*. Altre volte, il testo viene accompagnato con *hashtags* direttamente riferiti all'attuale presidente degli Stati Uniti o agli slogan propri della sua amministrazione. A tal proposito, si ripete frequentemente *M.A.G.A.*, acronimo della celebre frase *Make America great again*, a rimarcare l'appoggio del movimento alla figura politica di Donald Trump. L'*endorsement* si manifesta chiaramente anche nella frequenza con cui gli utenti discutono della questione *Obamagate*, parola che riassume varie infondante accuse di corruzione del POTUS nei confronti del proprio predecessore. Infine, il fenomeno *QAnon* si rivela trasversale, riferendosi molto frequentemente a temi non direttamente connessi: il coronavirus - che secondo una frangia del movimento sarebbe stato diffuso volontariamente dai detrattori di Trump per danneggiarlo -, le proteste legate alla morte di Floyd - la quale, secondo alcuni utenti, sarebbe stata pianificata dai membri dello stato profondo per lo stesso motivo - e la decisione di dichiarare il gruppo AntiFa come organizzazione terroristica negli USA - appoggiata dai promotori della teoria, poiché legati agli ambienti di estrema destra. Al tempo stesso, come visibile in Figura 1, una grande porzione di account si oppone ai commenti razzisti del movimento (*#blacklivesmatter*) e si rivolge in maniera fortemente critica nei confronti di *QAnon*, definendola *fake news*.

2.0.2 Interazioni virtuali

Il legame virtuale più osservato nell'ambito dei dati raccolti è il *retweet*, che si verifica in più del 76% dei casi in cui avviene un'interazione. Il *retweet* si basa su una menzione dell'utente che ha postato il testo originario. Seguono la citazione - corrispondente a circa il 15.4% delle interazioni - e la risposta (8.6%).

Il secondo *bar chart* rappresenta graficamente la frequenza assoluta degli utenti più frequentemente menzionati e/o "*retweetati*". Fra di essi, compaiono l'account personale (*@realDonaldTrump*) e ufficiale (*@POTUS*) di Donald Trump, di George Soros, della pagina di news sulla politica "The Hill" e

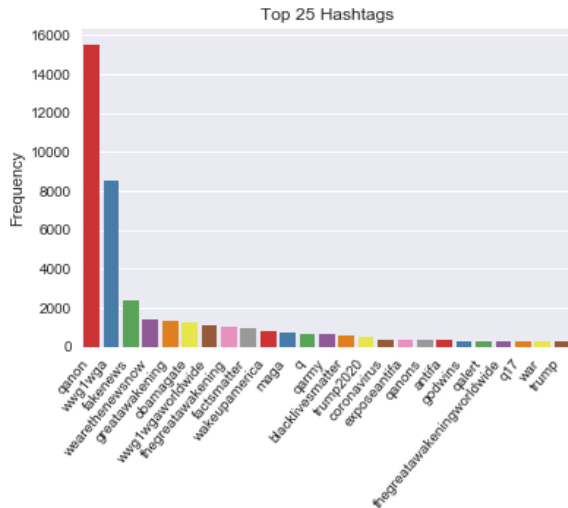
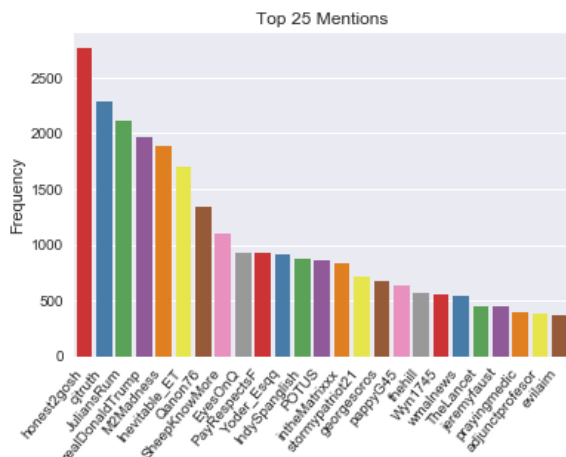


Figura 1. Grafico *bar chart* che rappresenta la frequenza assoluta dei 20 *hashtags* più frequentemente abbinati al testo.

di altre personalità popolari, come virologi, commentatori e *youtubers*.



2.1 Text Pre-processing

Innanzitutto, si è scelto di sfruttare la versione estesa dei *tweet*, ovvero sostituire la versione composta da un numero di caratteri maggiore di 140 a quella originale ridotta, quando presente. Poi, la pulizia del testo ha implicato i seguenti step:

1. rimozione delle parti inutili del testo: *URLs*, menzioni⁵, punteggiatura, numeri, caratteri speciali
2. conversione degli *hashtags* in parole, poiché questi sono molto spesso usati in alternativa ai termini stessi all'interno delle frasi: "*They are #enemies*"
3. conversione di *emojis* ed *emoticons* in parole, al fine di ricavare maggiori indicazioni testuali sui sentimenti e la

⁵Si è deciso di archiviare le menzioni in una diversa colonna del database.

polarità durante la procedura di "*Sentiment Analysis*", e ottenere ulteriori informazioni sui simboli inclusi. Questa procedura è stata eseguita sfruttando il pacchetto *emot*⁶ in Python. Un esempio di tale operazione è il seguente: "*Hilarious :-)*" → "*Hilarious happy face smiley*"

4. normalizzazione, che avviene con la rimozione delle contrazioni tipiche della lingua inglese - ad esempio, da "*couldn't*" a "*could not*" -, la trasformazione delle espressioni colloquiali - come "*ty*" in "*thank you*" - e la riduzione del testo in minuscolo.

In aggiunta, per una migliore estrazione dei *topic* e una stima efficace del *language model* il testo è stato sottoposto a ulteriori processi: rimozione delle *stopwords*⁷ - e lemmatizzazione. Quest'ultima è stata combinata con un procedimento di *POS Tagging*, poiché il risultato di estrazione dei lemmi migliora sensibilmente se vi si antepone il riconoscimento delle componenti grammaticali, diminuendo le ambiguità del testo. La *pipeline* appena descritta è stata implementata mediante la libreria per l'elaborazione del linguaggio naturale *spaCy*⁸. Per quanto riguarda la "*Sentiment Analysis*", si è preferito non rimuovere le *stopwords*, al fine di evitare una perdita di informazione che potesse penalizzare il risultato e l'efficienza. Invece, la lemmatizzazione ha permesso una miglior associazione fra i termini riscontrati nel *corpus* e quelli classificati dalla risorsa lessicale NRC.

2.2 Individuazione dei bot

L'impiego di programmi automatici per la distribuzione di messaggi malevoli di propaganda è prassi diffusa fra i movimenti cospirazionisti sul *Web*, perché ciò permette di raggiungere in maniera più semplice e rapida un maggior bacino d'utenza, specialmente all'interno delle piattaforme dei *social networks*. Nonostante il continuo sviluppo di questi sistemi abbia reso complicata la loro individuazione, sono state rilasciate alcune librerie che, sfruttando un modello generato da algoritmi di apprendimento, analizzano le *feature* dell'account - testuali e non - e restituiscono la probabilità che esso sia un bot. In questo caso, si è optato per il pacchetto *tweetbotornot*⁹ nel linguaggio R. Impostando 90% come soglia di probabilità, il sistema ha estratto 387 account automatizzati, per un totale di 840 *tweets*. Si è scelto di non rimuoverli dal database, in modo da valutare l'incidenza di questi utenti artificiali sul dibattito e la loro presenza in determinate comunità. A tal proposito, è interessante notare

⁶Documentazione della libreria: <https://pypi.org/project/emot/>

⁷I termini rimossi sono quelli presenti all'interno del dizionario *stopwords* nel corpus del pacchetto *nlTK* in Python

⁸Documentazione ufficiale della libreria: <https://spacy.io/usage/models>

⁹Codice e documentazione della libreria: <https://github.com/mkearney/tweetbotornot>. È stato usato il *default model*, per il quale viene indicata un'accuratezza del 93.53% nel riconoscimento di bot e del 95.32% nell'individuazione di utenti reali.

come molti di essi abbiano un numero di *follower* elevato¹⁰, facendo supporre un alto grado di potenziale influenza sull'utenza reale. Casi ancor più particolari si verificano quando alla numerosità dei seguaci si abbina una probabilità di essere bot superiore al 99%: è il caso, ad esempio, dell'account nominato "Donna Holmes", che mostra un valore di probabilità del 99.98% - il maggiore osservato - e conta più di 9000 *followers*.

3. Grafo delle interazioni

Dopo aver analizzato in forma preliminare il database dei metadati dei *tweets* registrati, si è proceduto ad analizzare il complesso di interazioni virtuali fra gli utenti impegnati nella discussione *online* sul fenomeno *QAnon*. Grazie alla libreria *NetworkX*¹¹, è stato possibile definire una struttura a grafo, all'interno della quale i nodi e gli archi rappresentano rispettivamente gli utenti e l'insieme di legami intercorsi sotto forma di *retweet*, citazioni, menzioni e risposte. Il complesso generato dalle 49732 righe si presenta come un grafo composto da 30914 nodi e 65001 archi, e mostra una configurazione sparsa. Pertanto, si è deciso di estrarre la componente connessa più estesa fra quelle contenute originariamente, e filtrare, all'interno del sottoinsieme ottenuto, i nodi con un grado superiore al primo, poiché fonte di informazioni di bassa rilevanza. Le successive analisi nella trattazione si riferiscono pertanto a tale sottografo. La rappresentazione ottenuta è visibile in Figura 2.



Figura 2. Le connessioni sono colorate diversamente a seconda del tipo: in rosso se risposte, in azzurro se citazioni, in arancione se menzioni, in giallo se *retweet*. I nodi rossi e di forma quadrata indicano la presenza di bot all'interno del grafo.

¹⁰La media del numero di *follower* per bot è pari a ~ 4199 , addittura con un massimo di 104717.

¹¹Documentazione ufficiale della libreria: <https://networkx.github.io/documentation/stable/>

3.1 Descrizione del sottografo principale

Il sottografo oggetto d'analisi consta di 16061 nodi e 50627 archi. Il grado dei vertici si distribuisce in un range compreso fra 2 e 1975, con una media di 6.3 legami per ciascun utente e una moda di 2. Per quanto riguarda le metriche di connessione, la rete è caratterizzata da un coefficiente di clustering medio - inteso come media dei coefficienti di clustering locale¹² - moderato, pari a ~ 0.284 . Ciò significa che, in media, le connessioni effettivamente realizzate all'interno del vicinato di ciascun utente costituiscono circa il 28.4% di quelle potenzialmente realizzabili. Il livello è nettamente minore per quanto riguarda il coefficiente di clustering globale - o transività -, che misura la tendenza a raggrupparsi dei membri come rapporto fra il numero di triple chiuse e il totale delle triple presenti. In questo caso, infatti, si ottiene un valore pari a ~ 0.0047 . Anche la densità, calcolata con la formula $\frac{2e}{n(n-1)}$ con e, n rispettivamente dimensione e ordine del grafo, è molto bassa, pari a ~ 0.0004 . Un tale valore, sotto la soglia dell'1%, dimostra che, nonostante sia componente connessa estratta dall'enorme struttura originale, il sottografo studiato rimanga comunque molto sparso. È molto probabile che la scarsa chiusura della rete possa dipendere dall'aver estratto i *tweets* in una sola giornata: per avere una visione più completa della connessione si sarebbe dovuta estendere la raccolta ad un arco di tempo maggiore, ma ciò avrebbe causato eccessive difficoltà nella memorizzazione, modifica e analisi del database risultante.

Ci si è poi focalizzati sulle metriche di distribuzione. Innanzitutto, sono stati individuati i nodi caratterizzati da un'elevata *degree centrality* - numerosità degli archi incidenti. La Tabella 1 mostra i risultati relativi ai 10 utenti più centrali all'interno della discussione.

	Centralità	Bot
honest2gosh	0.12	No
cjtruth	0.11	No
realDonaldTrump	0.098	No
Inevitable_ET	0.094	No
JuliansRum	0.084	No
M2Madness	0.069	No
Yoder_Esqq	0.059	No
ThanQTrump	0.057	No
stormypatriot21	0.048	No
SheepKnowMore	0.045	No

Nessuno di questi utenti centrali è stato classificato come bot. La centralità media degli account automatizzati - pari a 0.0003 - è leggermente minore rispetto a quella degli utenti umani - 0.0004. Nonostante ciò, come visibile dalla Figura 3, questa differenza non è statisticamente significativa¹³. Infine, per quanto riguarda le metriche di distribuzione, l'istogramma

¹²La formula del coefficiente di clustering medio è: $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2|N(v)|}{e(e-1)}$ con n numero di nodi e $N(v)$ vicinato del vertice v

¹³Il livello di confidenza scelto è del 95%.

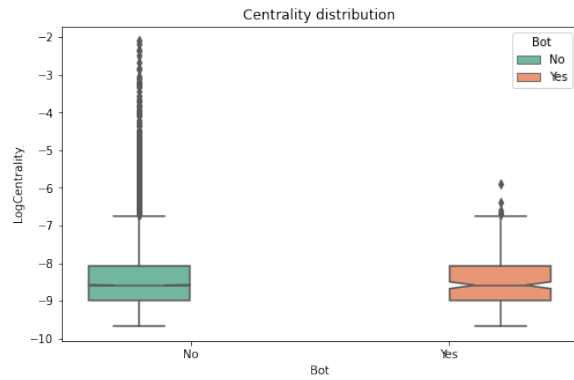


Figura 3. Distribuzioni logaritmiche della centralità degli utenti artificiali e umani a confronto.

che rappresenta la distribuzione del grado (Figura 4) mostra una chiara relazione di tipo esponenziale negativo fra il numero di archi incidenti - in ascissa - e il numero di vertici con tale grado. Perciò, è possibile concludere che gli utenti preferiscano instaurare nuovi collegamenti - ovvero menzionare, citare o "retwettare" - con le personalità più popolari all'interno della macro-comunità - dette *hub* -, anziché interagire con vertici meno collegati. Tale meccanismo, tipico delle reti complesse e molto resistente, comporta la preservazione della proprietà dell'invarianza di scala. Inoltre, la presenza di *hub* è alla base del cosiddetto effetto *small-world*: essi sono infatti in grado di connettere zone del grafo altrimenti separate.

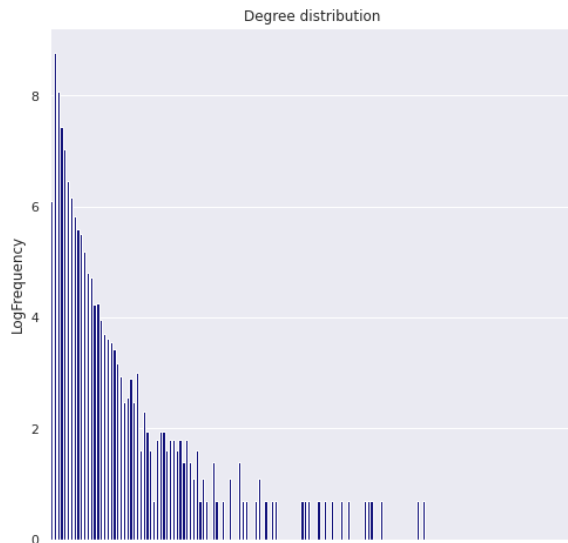


Figura 4. Relazione fra il numero di archi incidenti - in ascissa - e la frequenza con cui questo valore del grado viene osservato - in ordinata.

Per approfondire le caratteristiche della rete, è necessario indagare i pattern di connessione, intesi come manifestazioni di una proprietà generale delle interazioni reali: la correlazione di grado $p_{kk'}$. $p_{kk'}$ misura la tendenza all'interazione fra i vertici rispettivamente di grado k e k' . Se gli utenti più popolari, i cosiddetti *hub*, tendono a relazionarsi fra di loro,

allora la rete può essere definita assortativa, altrimenti, se essi si evitano sistematicamente, viene detta disassortativa. Il coefficiente di assortatività del grafo in esame, calcolato come correlazione di Pearson fra i valori del grado, è pari a circa - 0.233. Poiché negativo, è possibile concludere che la rete sia disassortativa. La ragione di questa tendenza è facilmente deducibile. Infatti, il meccanismo di promozione dei contenuti nei *social networks* si basa principalmente sul livello di popolarità degli autori stessi. Inoltre, è evidente come un messaggio pubblicato da una figura di spicco possa essere ritenuto più interessante rispetto al post di un utente poco noto. Queste dinamiche inducono i vertici della rete a raggrupparsi attorno agli *hub*, e a livello aggregato il comportamento si manifesta con una correlazione di grado negativa, oltre che con la distribuzione di grado *long-tailed* già vista.

Dopo aver esaminato le peculiarità delle interazioni, è utile studiare le sotto-architetture del grafo. È stato, dunque, individuato un numero elevato di cricche massimali, 38435, fra cui la maggiore è composta da 9 vertici. La struttura degli archi include 654 ponti, concentrati verso la zona centrale. Infine, è stato esplorato il sotto-grafo composto dai bot, visibile in Figura 5. Tale sotto-insieme consta di 248 vertici e 9 archi,

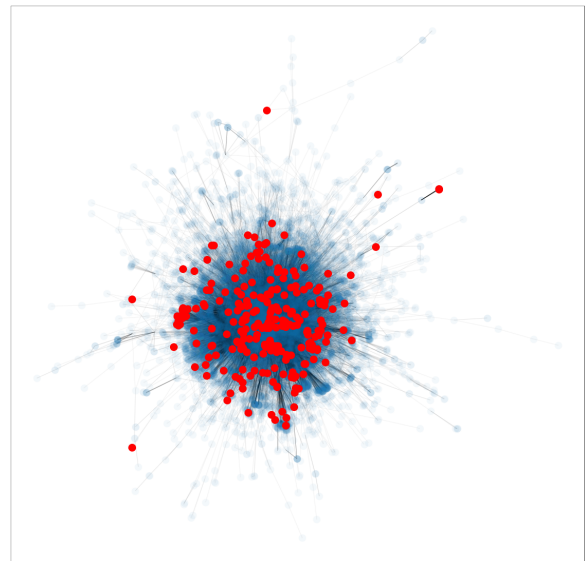


Figura 5. Sottografo degli account automatizzati (in rosso).

concentrati prevalentemente nella zona centrale, a confermare nuovamente la forte influenza esercitata. Il grado si distribuisce in un range compreso fra 0 e 3, con una media pari a 0.1 e moda nulla. I collegamenti osservati sono rarissimi, e l'assenza di coesione è verificata dal fatto che coefficiente di clustering medio e transitività abbiano entrambi valore nullo. L'importanza dei profili automatici nelle dinamiche viene però ridimensionata, in ultima analisi, verificando la loro presenza all'interno dei "set dominanti" del grafo. I *dominating set* possono essere considerati come le architetture reggenti della rete. In particolare, ne sono stati esaminati due tipi:

- *Node-dominating*, che corrisponde al sottoinsieme dei

vertici D tale per cui ogni nodo esterno a D è adiacente ad almeno un suo membro

- *Edge-dominating*, che è il subset di archi F tale per cui ogni legame in esso non compreso è incidente all'estremo di almeno un arco incluso in F .

Nel primo caso, nonostante la minor numerosità, meno del 10%¹⁴ dei bot individuati sono contenuti all'interno dell'insieme dominante, mentre la percentuale di profili reali inclusi sul totale è quasi doppia. Per quanto riguarda l'*edge-dominating set*, la percentuale di bot è addirittura nulla.

4. Community Detection

Il task successivo consiste nell'assegnare gli utenti a diverse comunità, in base alle interazioni virtuali osservate. In particolare, nell'ambito dei *social networks* esse rappresentano *cluster* di utenti che mostrano caratteristiche simili - come argomenti di interesse, ideologie politiche, o l'essere d'accordo o meno con la teoria cospirativa.

Sono state testate 4 metodologie diverse per effettuare la *community detection*, presentate nella sezione successiva.

4.1 Metodologie di estrazione

4.1.1 Algoritmo di Louvain

Il metodo sfrutta le euristiche di Louvain[1] per la rilevazione di comunità all'interno di grafi molto estesi. Più precisamente, si configura come un algoritmo *greedy* di ottimizzazione che mira a massimizzare la modularità in tempo $O(\log^2 n)$, con n numero dei vertici. La modularità è un valore scalare compreso fra -0.5 - nel caso di *clustering* non modulare - e 1 - *clustering* perfettamente modulare -, che misura la densità relativa dei legami all'interno delle comunità rispetto a quella degli archi all'esterno. Pertanto, il risultato delle iterazioni corrisponderà alla partizione che genera comunità internamente più dense. Nel dettaglio, le prime comunità di dimensione ridotta vengono trovate ottimizzando localmente la modularità su tutti i nodi, dopodiché ciascuna di esse viene raggruppata in nuovi *clusters*, ripetendo i due passaggi fino al risultato.

La partizione ottenuta dall'utilizzo dell'algoritmo di Louvain nel caso presentato possiede un buon valore di modularità: ~ 0.58 . Le comunità estratte sono 42, visibili in Figura 6. La distribuzione dei nodi per comunità, quindi l'andamento dell'ordine per ciascun *cluster*, mostra un forte sbilanciamento, come osservato in Figura 7.

4.1.2 Metodo di Newman

Il metodo di Newman[2] viene eseguito mediante un algoritmo ricorsivo di *clustering* divisivo basato sugli autovettori principali della matrice di modularità, la quale svolge una funzione molto simile a quella della matrice Laplaciana nella rilevazione delle comunità. Dunque, in questo caso, il problema di massimizzazione della modularità viene risolto in termini di autospettro della matrice di modularità.

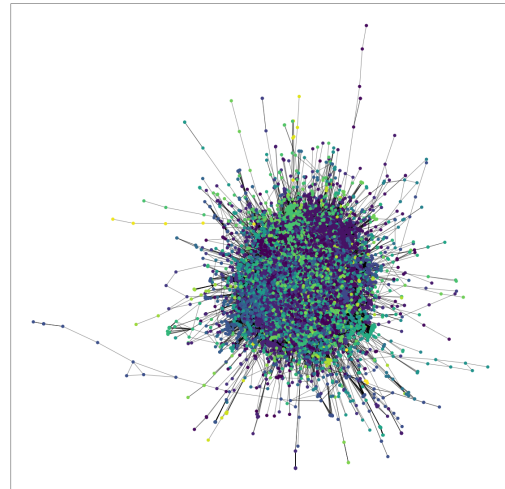


Figura 6. Partizione del grafo in 42 comunità ottenuta con l'algoritmo di Louvain.

Il metodo di Newman individua 36 comunità. In questo caso, la distribuzione dell'ordine nei vari *cluster* appare ancor più sbilanciata verso il primo e il sedicesimo, come visibile in Figura 8.

4.1.3 Propagazione asincrona dell'etichetta

L'algoritmo *Asynchronous label propagation*[3] è un metodo probabilistico basato sui seguenti step:

1. inizializzazione di ciascun vertice con un'etichetta unica
2. assegnazione a ciascun nodo dell'etichetta più frequente nel proprio vicinato
3. iterazione del punto 2, finché la condizione ricercata viene verificata in tutti i vertici.

Il concetto di asincronia è ritrovato nel funzionamento stesso dell'algoritmo: l'etichetta di ogni nodo viene aggiornata senza attendere l'aggiornamento delle restanti. Tuttavia, essendo una metodologia probabilistica, la propagazione asincrona dell'etichetta non garantisce la coerenza del risultato ad ogni esecuzione.

Il metodo rileva 1551 comunità di dimensione ridotta. In Figura 9 è visibile la distribuzione dei nodi nei 33 maggiori *clusters*, filtrati sulla base dell'ordine medio. Nonostante le piccole dimensioni, essa appare ancora sbilanciata.

4.1.4 Metodo Information Map

La quarta metodologia estrae le sottostrutture principali del grafo seguendo l'algoritmo di mappatura dell'informazione elaborato da Rosvall e Bergstrom[4][5].

¹⁴34 bot su 387.

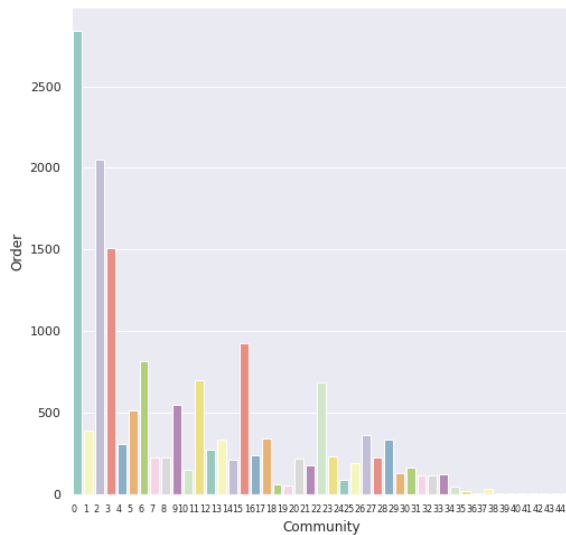


Figura 7. Istogramma della distribuzione dell'ordine nelle 42 comunità rilevate dall'algoritmo di Louvain.

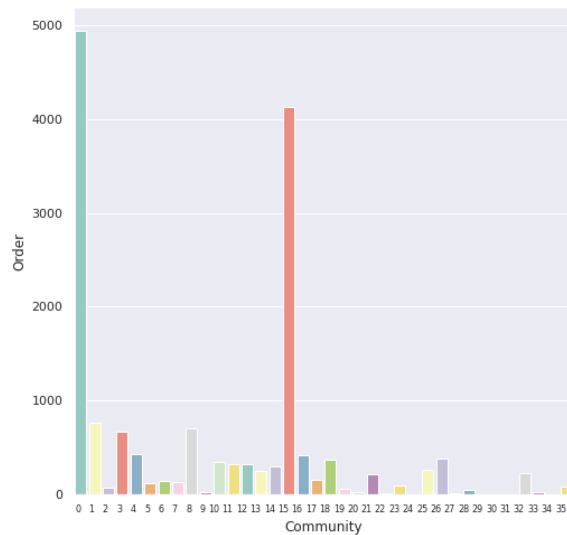


Figura 8. Istogramma della distribuzione dell'ordine nelle 36 comunità rilevate dall'algoritmo di Newman.

Il metodo individua 853 comunità, che risultano essere meno sbilanciate rispetto alle partizioni viste in precedenza (Figura 10).

La selezione del miglior risultato può svolgersi sulla base di un indice il cui calcolo si rivela essere a basso costo computazionale: il cosiddetto *ratio* di copertura, pari al rapporto fra il numero di legami interni a ciascuna comunità e il totale di archi nel grafo. Si configura, pertanto, come metrica molto simile alla modularità. La Tabella 2 riassume i valori di *coverage ratio* e il numero di comunità estratte da ciascun algoritmo.

	Comunità	Copertura
Louvain's	42	0.66
Newman's	36	0.54
InformationMap	853	0.52
ALP	1551	0.48

Si è optato per la partizione offerta dalla metodologia basata sulle euristiche di Louvain, poiché fornisce un valore di copertura nettamente più alto.

Nella data partizione, l'ordine medio delle comunità è ~ 382 . Si è deciso di focalizzare le successive analisi sui 12 principali *clusters*, che corrispondono ai gruppi con numero di utenti superiore all'ordine medio. I membri - vertici - compresi nelle comunità rilevanti sono 11441 (71,24%), per un totale di 25966 *tweets* pubblicati.

Nella sezione "Risultati" viene riportata una descrizione delle comunità rilevanti per quanto riguarda la struttura, i *topic*, i sentimenti e le polarità dei testi.

5. Temi e linguaggio

Dopo aver eseguito le fasi aggiuntive di pre-processing già menzionate - *POS Tagging*, lemmatizzazione e rimozione delle *stopwords* -, aver rimosso i *tweets* duplicati per ogni comunità e averli raggruppati, si è proceduto a calcolare gli indici *tf.idf* per ciascun termine all'interno della collezione, considerando come documenti unici i set di testi per ogni comunità. In questo modo, la formulazione *tf.idf* ha permesso di rilevare i termini non soltanto più frequenti fra i membri di ciascun *cluster*, ma anche più rilevanti nella discussione interna alla data comunità. Tuttavia, la mera lettura della matrice sparsa dei pesi per ciascuna parola - avvenuta direttamente o mediante produzione di grafici *Word Cloud* - non è stata sufficiente ad individuare i *topic* e il linguaggio tipici di ciascun gruppo di utenti. Per questo motivo, è stato necessario approfondire l'analisi dei pattern semantici all'interno dei testi, stimando un modello del linguaggio con il rapido e popolare metodo statistico generativo denominato *Latent Dirichlet Allocation*[6]. È stato così possibile estrarre i dieci termini peculiari per ciascuna comunità, ovvero quelli con maggior probabilità di attribuzione ad un membro compreso nella stessa.

6. Sentiment Analysis

Il fenomeno *QAnon*, poiché nato da un movimento parapolitico di estrema destra, ultra-conservatore e talvolta misogino e razzista, è in grado di generare una discussione ricca di strati emotivi. Nei casi più negativi, esso fomenta la diffusione di messaggi violenti, attirando critiche rabbiose. Spesso, la teo-

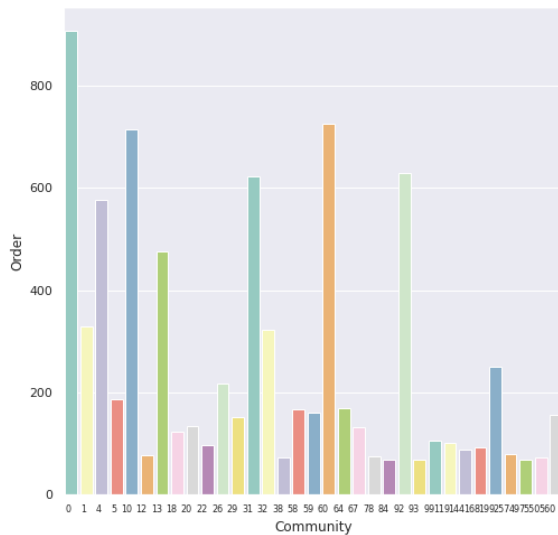


Figura 9. Istogramma della distribuzione dell'ordine nelle 33 maggiori comunità rilevate dall'algoritmo di propagazione asincrona dell'etichetta.

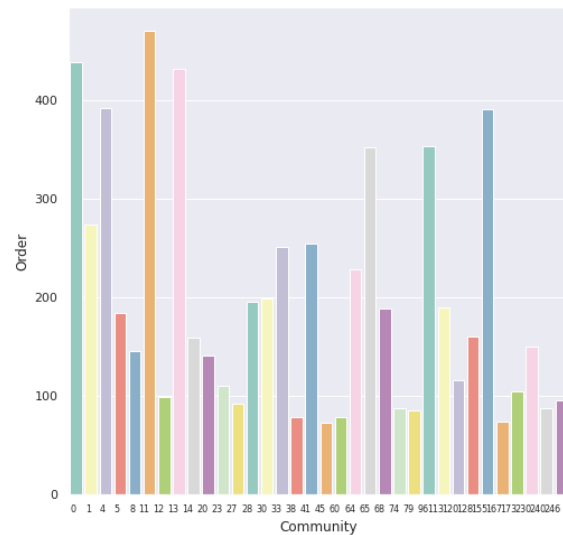


Figura 10. Istogramma della distribuzione dell'ordine nelle 34 maggiori comunità rilevate dal metodo di mappatura dell'informazione di Rosvall e Bergstrom.

ria cospirativa, in quanto tale, viene derisa come una semplice fantasia. Lo studio della polarità e delle emozioni sottostanti ai testi è pertanto necessaria, oltre che utile, per evitare di interpretare troppo superficialmente le dinamiche aggregate riguardanti gli utenti impegnati o coinvolti nel dibattito.

La *Sentiment Analysis* ha implicato l'esecuzione di un metodo *lexicon-based* di attribuzione binaria di un'emozione ad ogni parola - fra le 8 previste - e calcolo della polarità totale del testo - positiva, negativa o neutra -, sfruttando la risorsa *NRC Emotion Lexicon*¹⁵, grazie alla libreria *syuzhet*[7] nell'ambiente di programmazione R. Nel dettaglio, le categorie previste dal lessico sono: rabbia (*anger*), aspettativa (*anticipation*), disgusto (*disgust*), paura (*fear*), gioia (*joy*), tristezza (*sadness*), sorpresa (*surprise*), fiducia (*trust*), e in aggiunta le due polarità positiva e negativa.

I risultati mostrano la fiducia come emozione più frequente (Figura 11), seguita da paura e aspettativa, mentre la meno presente appare il disgusto. Rabbia e gioia tendono a equivalere.

La prevalenza del sentimento di fiducia può essere giustificato innanzitutto dalla ricorrenza del concetto di "attesa della tempesta" prima citato, equivalente alla speranza, da parte dei promotori della teoria, che le trame ordite dal presunto stato profondo vengano presto svelate e i suoi membri arrestati. Al tempo stesso, assieme alla forte presenza del sentimento di aspettativa, è anche probabile che l'emozione *trust* riassume l'ottimismo dei sostenitori nei confronti di un'ipotetica riele-

zione dell'attuale presidente degli Stati Uniti Donald Trump, il novembre di questo anno. Il dibattito è anche comprensibilmente pervaso dalla paura, sia per quanto riguarda gli utenti che temono la crescente popolarità e pericolosità di *QAnon*, sia in riferimento a quanti considerano credibili le illazioni sul traffico internazionale di minori e corruzione. Le altre emozioni estratte dai *tweets* si configurano come sfumature più o meno aggressive o intense di quelle già nominate. In generale, tuttavia, ciò che appare dal grafico è un certo equilibrio fra gli spettri emotivi contrapposti della discussione: come visibile dalla Figura 12, la polarità positiva è superiore a quella negativa, ma, dato che i dati sono stati raccolti in un arco di tempo ridotto, questa differenza non può essere ritenuta significativa a priori.

7. Risultati per comunità

I risultati delle analisi eseguite separatamente su ognuna delle 12 comunità rilevanti, ovvero i *clusters* contenenti un numero di utenti superiore all'ordine medio, rivelano la presenza di tre grandi componenti: le comunità 0, 2 e 3. Come si vedrà, esse costituiscono i tre poli di attrazione maggiore all'interno del dibattito. Attorno a questi sottografi estesi, a comporre l'architettura generale, si spargono nove comunità satellite.

7.1 Comunità 0

La comunità 0 è la più popolosa: composta da 2862 nodi, connessi da 7085 archi, ha una distribuzione di grado compresa fra 1 e 932, per un numero medio di archi incidenti per vertice pari a 5. Oltre a essere la comunità più estesa, è anche

¹⁵ Documentazione ufficiale del linguaggio R per l'utilizzo del lessico NRC: https://rdr.io/cran/lexicon/man/nrc_emotions.html

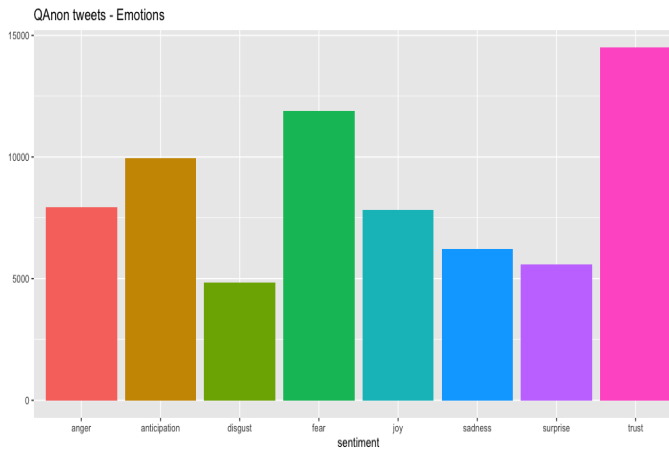


Figura 11. Istogramma della frequenza totale delle emozioni nel corpus composto da tutti i *tweets* raccolti.

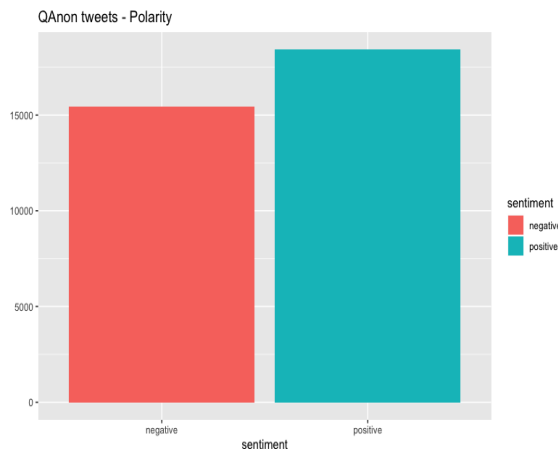


Figura 12. Istogramma della frequenza totale dei testi assegnati rispettivamente alle due polarità emotive contrapposte.

quella con coefficiente di clustering medio maggiore (~ 0.40). Nonostante ciò, a livello globale, la coesione è tra le minori: la transitività è pari a 0.005, e la densità si assesta su un livello molto basso, arrivando perfino a toccare il minimo registrato: 0.0017. Il 2.17% degli utenti raggruppati in questo *cluster* è stato classificato come automatizzato. Il coefficiente di correlazione di grado è negativo - condizione che si verifica in tutti i 12 casi, indicando che tutte le sotto-reti sono disassortative - ed è il maggiore in valore assoluto: ~ -0.57 . Ciò rivela una forte tendenza al comportamento di interazione definito "*the richer get richer*": gli utenti poco noti si assestano attorno alle personalità più popolari in modo maggiore rispetto a quanto visto nelle altre comunità rilevate. Quanto detto è visibile in Figura 13.

Infine, per quanto riguarda le metriche di distribuzione, viene fornita una misura dell'efficienza globale media della rete, calcolata come la media per ogni vertice dell'inverso di tutte le distanze *shortest path* all'interno del subset. Nel

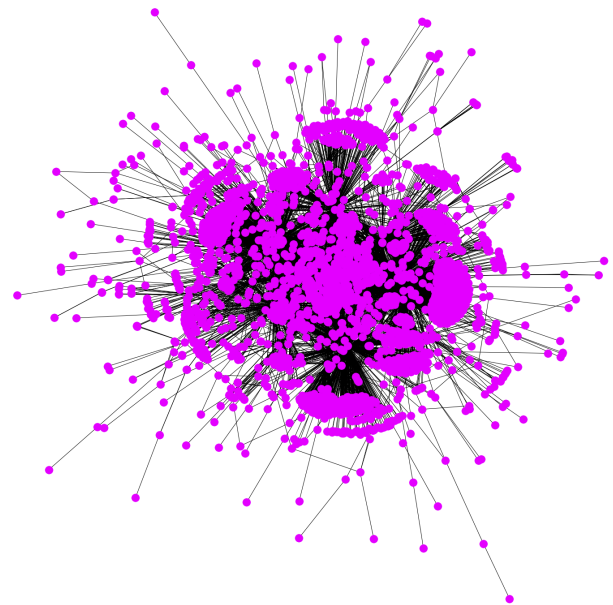


Figura 13. Rappresentazione a grafo della comunità 0.

caso della comunità 0, l'efficienza, se paragonata a quella calcolata sugli altri *clusters*, è moderata: ~ 0.37 . Ciò significa che la struttura dei legami permette un flusso moderatamente efficace fra gli utenti.

Le dodici espressioni chiave, estratte mediante *Latent Dirichlet Allocation*, sono le seguenti: *patriot*, *trump*, *God*, *M.A.G.A*, *AntiFa*, *police*, *red*, *united not divided*, *stand*, *Obamagate*, *save America*. Come dedotto da queste *keywords*, la comunità 0 comprende la maggioranza dei sostenitori della teoria *QAnon* poichè i testi si riferiscono alla figura politica di Trump, considerato come presunto salvatore delle sorti statunitensi, e richiamano il concetto di patriottismo. Viene citato molto frequentemente Dio, poichè l'estremismo di destra si accompagna solitamente al conservatorismo religioso, e, in questo caso, perchè la divinità cristiana appare addirittura in ostaggio delle forze malvagie appartenenti allo stato profondo. Ritornano, poi, le accuse e gli attacchi nei confronti degli oppositori dell'amministrazione: Obama e il gruppo AntiFa. Il colore rosso, infine, viene considerato come simbolo del movimento.

Il grafico in Figura 14 rappresenta le frequenze dello spettro emotivo.

La composizione rimane invariata rispetto a quanto visto a livello aggregato.

7.2 Comunità 2

La comunità 2, indicata come secondo grande polo di attrazione del dibattito, include 2036 account, connessi da 5474 legami. Il grado, distribuito fra 1 e 630, presenta la media massima registrata, pari a 5.4 archi incidenti per vertice. I valori di coesione sono moderati:

- coefficiente di clustering medio: ~ 0.28

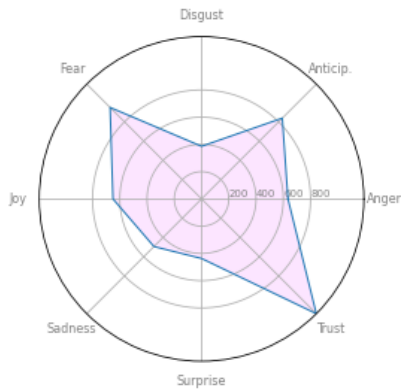


Figura 14. Radar chart delle frequenze delle 8 emozioni all'interno dei testi della comunità 0.

- transittività: ~ 0.009
- densità: 0.0026.

La percentuale di bot al suo interno è più che dimezzata rispetto alla comunità 0 ($\sim 1\%$).

Il coefficiente di assortatività è minore rispetto al *cluster* analizzato in precedenza (~ -0.46). Nonostante la densità sia superiore a quella calcolata sulla comunità 0, l'efficienza è minore (~ 0.34).

I topic estratti dal modello appaiono identici ai precedenti, e osservando lo spettro emotivo non sembrano esserci differenze rilevanti nella composizione, come visibile nella Figura 15, a parte una crescita del livello di aspettativa. Ciò dipende, probabilmente, dal fatto che i testi vogliano esprimere il più delle volte ottimismo nei confronti di un secondo mandato dell'attuale *POTUS*.

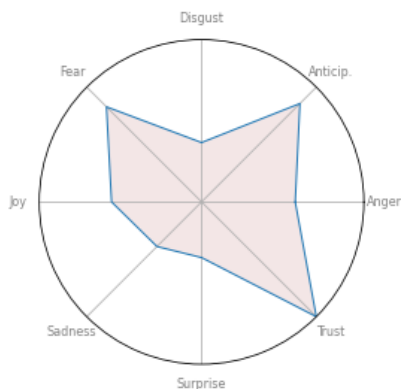


Figura 15. Radar chart delle frequenze delle 8 emozioni all'interno dei testi della comunità 2.

7.3 Comunità 3

Il terzo gruppo principale consta di 1015 nodi e 2009 archi. La distribuzione del grado è compresa fra un minimo di 1 arco incidente a un massimo di 519, con una media pari a

4. Il clustering medio (~ 0.24) si attesta su un livello minore rispetto alle due comunità 0 e 2, ma a livello globale la coesione è nettamente maggiore: il valore della transittività (0.0147) è esattamente il triplo rispetto a quanto ottenuto dalla comunità 0 e più di una volta mezzo quella della comunità 2. Anche la densità è superiore: 0.0039. Tuttavia, nonostante il gruppo mostri un'elevata chiusura della rete, il flusso di informazione al suo interno, misurato dal valore di efficienza, è paragonabile agli altri due *clusters*: 0.33. Infine, l'1.67% dei profili è automatizzato.

La particolarità di questa sottoinsieme sta nel basso valore del coefficiente di correlazione di grado, che corrisponde al minimo registrato fra tutte le comunità: ~ -0.18 , facendo supporre una minor sistematicità dei pattern d'interazione nella rete. In altre parole, i legami non vengono così fortemente influenzati dalla popolarità dell'utente, così come osservato nelle altre comunità e, in particolare, nella prima analizzata. Questo comportamento è del tutto opposto a ciò che si potrebbe ipotizzare guardando la lista di utenti. Infatti, i profili centrali del *cluster* appartengono proprio a Donald Trump (@realDonaldTrump) e alla Casa Bianca (@WhiteHouse). Nonostante i nodi principali corrispondano ad account ufficiali e, ovviamente, dall'enorme importanza dal punto di vista politico, il dibattito non ha assunto toni meno bizzarri: i temi estratti sono quelli tipici della narrazione *QAnon*, tra cui il patriottismo, la necessità di ribaltare lo stato profondo segreto e ripartire con un nuovo ordine mondiale, la lotta cristiana nei confronti di questi ignoti malvagi.

Inoltre, aumenta leggermente il livello di rabbia e discretamente la presenza di uno stato d'animo di paura.

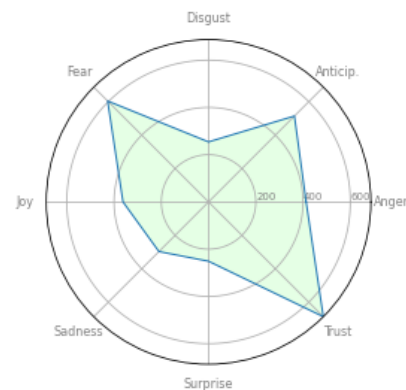


Figura 16. Radar chart delle frequenze delle 8 emozioni all'interno dei testi della comunità 3.

7.4 Comunità satellite

Le nove comunità rimanenti si mantengono coerenti per quanto riguarda i *topic* principali, ma ne affrontano sfaccettature particolari, riferendosi ad eventi come la morte di George Floyd e le successive proteste, il diffondersi della pandemia da Coronavirus, oppure commentando precisi fatti di cronaca che hanno coinvolto personaggi della politica e del giornali-

smo americano. In generale, queste comunità satellite non contano un numero di membri superiore alle 800 unità, e le caratteristiche delle varie strutture variano di molto da un caso all'altro. Osservando le metriche calcolate, è possibile notare una correlazione assoluta del 50% fra i valori del coefficiente di assortatività e l'efficienza, a conferma di quanto spiegato in precedenza: la presenza di hub all'interno di una rete, favorita da un pattern d'interazione di tipo disassortativo, permette di collegare in maniera efficiente parti del sottografo altrimenti troppo lontane per potersi congiungere spontaneamente. Il valore assoluto di correlazione con l'efficienza è anche superiore al 60% per quanto riguarda la variabile di transittività. La motivazione appare ovvia: una maggior chiusura triadica alimenta l'intensità del flusso informativo all'interno della rete. In ogni caso, per una più utile analisi di correlazione, sarebbe necessario raccogliere dati su molte più comunità.

7.5 Risultati di polarità

La Figura 17 mostra il confronto fra i livelli di polarità positiva e negativa in ciascuna comunità rilevante di utenti.

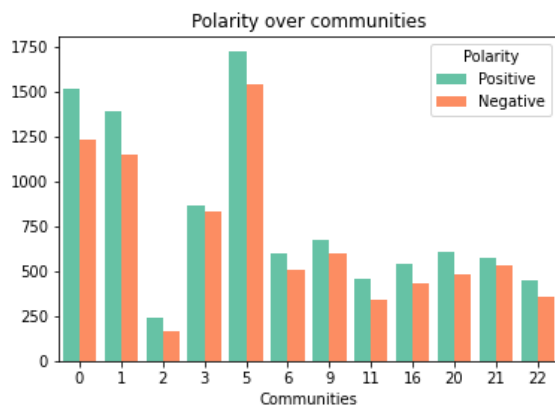


Figura 17. Polarità a confronto per ciascuna comunità rilevante.

I testi caratterizzati da un messaggio positivo risultano sempre più frequenti rispetto ai *tweets* con polarità opposta. Il risultato è coerente con quanto osservato a livello globale. È possibile inoltre notare diversi gradi di polarizzazione delle comunità. In particolare, seppur componente principale all'interno delle dinamiche, il gruppo 2 risulta nettamente il più neutro, non soltanto fra i tre poli di attrazione del dibattito prima esaminati, ma anche a livello generale. Il numero 5 *cluster*, invece, si rivela essere il più polarizzato.

8. Conclusioni e discussione

La rappresentazione delle dinamiche interne al dibattito su *Twitter* relativo al crescente movimento dei cospirazionisti di estrema destra *QAnon* ha permesso di estrapolare i temi ricorrenti della narrazione e riconoscere l'eccezionale trasversalità del fenomeno stesso: gli argomenti trattati, in un solo giorno, sono stati moltissimi e di vario genere.

Aspetto interessante, tuttavia, rimane la sostanziale differenza

fra le due macro-fazioni opposte impegnate nel dibattito: i sostenitori della teoria e gli oppositori. I primi hanno tendenze inclusive nei confronti degli utenti simili, agendo in gruppo nella diffusione della teoria, come testimonia la frequentissima espressione *united not divided*. I secondi, invece, tendono ad intervenire da soli, all'interno del dibattito, spargendosi fra le varie comunità. Questa dinamica può essere giustificata dal fatto che il movimento, benché popolarissimo in determinati ambienti, sia ancora troppo poco noto all'opinione pubblica per indurre la formazione di vere e proprie comunità *anti-QAnon*.

Lavori futuri potrebbero sfruttare un bacino più ampio di documenti testuali - eventualmente raccolti durante un periodo più esteso -, per indagare più approfonditamente gli eventuali *sub-topics*. Inoltre, potrebbe essere necessario rendere più complesso il processo di *community detection*, aggiungendo feature come l'ironia e il sarcasmo, in modo da separare correttamente gli utenti *anti-QAnon* dal blocco dei promotori.

Codice

L'intero codice, implementato con linguaggi Python e R, è disponibile al link: <https://github.com/RCrvro/Social-Media-Analytics-Project>.

Riferimenti bibliografici

- [1] V. D. Blondel, J. Guillaume, R. Lambiotte, E. Lefebvre, *Fast unfolding of communities in large networks*, 2008.
- [2] M. E. J. Newman, *Finding community structure in networks using the eigenvectors of matrices*, 2006.
- [3] N. Raghavan, R. Albert, S. Kumara, *Near Linear Time Algorithm to Detect Community Structures in Large-Scale Networks*, 2007.
- [4] M. Rosvall, C. T. Bergstrom, *Maps of random walks on complex networks reveal community structure*, 2008.
- [5] M. Rosvall, D. Axelsson, C. T. Bergstrom, *The map equation*, 2009.
- [6] D. M. Blei, A. Y. Ng, M. I. Jordan, *Latent Dirichlet Allocation*, 2003.
- [7] M. Jockers, *Introduction to the Syuzhet Package*, 2017.