Università Politecnica delle Marche

Facoltà di Ingegneria

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica e dell'Automazione

Tesi di Laurea

Definizione di tecniche basate sulla Social Network Analysis per l'individuazione di backbone multi-comunità nel contesto no-vax in Reddit

Definition of Social Network Analysis based techniques for the detection of multi-community backbones in the anti-vaxxers context in Reddit

Relatore

Prof. Domenico Ursino

Candidato

Alberto Pierini

Correlatore

Prof. Francesco Cauteruccio

Anno Accademico 2020-2021

Indice

Introduzione 11

1 Reddit 15
1.1 La struttura del Social Network 15
1.1.1 I subreddit 16
1.1.2 Gli utenti 17
1.2 L'utilizzo del Social Network 18
1.2.1 Controversie e libertà di parola 18

2 Il contesto no-vax in Reddit 21
2.1 I social media come fonte di informazione 21
2.1.1 I subreddit come echo chamber 22
2.2 Covid19 e Reddit 23
2.2.1 La nascita di nuovi subreddit 24
2.2.2 Il caso r/NoNewNormal 24

3 Dataset di riferimento e preprocessing 27
3.1 Il dataset Pushshift 27
3.1.1 Descrizione del dataset 28
3.1.2 Scenari d'uso 28
3.2 Download a preprocessing 30

4 Analisi descrittiva 33
4.1 Esplorazione dati quantitativa e temporale 33
4.1.1 Analisi delle submission 34
4.1.2 Analisi dei commenti 36
4.1.3 Rimozione di r/Coronavirus e analisi di r/Conspiracy e r/NoNewNormal 38
4.2 Primo studio degli utenti 41
4.2.1 Definizione e analisi degli utenti bridge e k-bridge 41
4.2.2 Definizione e analisi utenti QR-bridge 42
4.3 Costruzione e analisi di grafi utente-utente 44
4.3.1 Grafi G-K relativi alle submission 46
4.3.2 Grafi G-K relativo commenti 48

4.3.3 Estrazione backbone preliminare tramite l'utilizzo di misure di centralità 50

5 Classificazione degli utenti multi-comunità 53
5.1 Interazioni tra gli utenti 53
5.1.1 Grafi delle interazioni 53
5.1.2 Analisi approfondita coppie di utenti 56
5.1.3 Definizione metrica supporto 59
5.2 Clustering 61

6 Definizione di una nuova metrica di centralità 67
6.1 Limiti delle misure di centralità classiche 67
6.2 Nuova metrica 70
6.2.1 Herfindahl index 70
6.2.2 Risultati ottenuti 71

7 Letteratura correlata 75

8 Conclusioni 79

Riferimenti bibliografici 81

Ringraziamenti 83

Elenco delle figure

4.1 Numero di submission giornaliere 34
4.2 Numero di submission giornaliere dopo l'approvazione dei vaccini 35
4.3 Subreddit con più submission 35
4.4 Numero di commenti giornalieri 37
4.5 Subreddit con più commenti 37
4.6 Lunghezza media commenti per subreddit 38
4.7 Numero di submission per subreddit nel maggio del 2021 39
4.8 Numero di submission giornaliere in r/Conspiracy 40
4.9 Numero di submission giornaliere in r/NoNewNormal 41
4.10 Numero di utenti *k-bridge*, in relazione alle submission, al variare di K 42
4.11 Numero di utenti *k-bridge*, in relazione ai commenti, al variare di K . 43
4.12 Distribuzione dei *QR-bridge* in relazione alle submission, con Q = 80% 43
4.13 Distribuzione dei *QR-bridge*, in relazione alle submission, con Q = 90% 44
4.14 Grafo utente-utente dei 200 utenti più attivi per submission 45
4.15 Distribuzione della betweenness centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission 45
4.16 Distribuzione della closeness centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission 45
4.17 Distribuzione della degree centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission 45
4.18 Grafo *G-3* relativo alle submission 47
4.19 Grafo *G-4* relativo alle submission 47
4.20 Distribuzione della *somma post minimi* calcolata su *G-4* relativo alle submission 48
4.21 Grafo *G-4* relativo ai commenti 49
4.22 Grafo *G-5* relativo ai commenti 49
4.23 Distribuzione della *somma post minimi* calcolata su *G-5* relativo ai commenti 50
4.24 Intersezione tra gli utenti dei grafi *G-4* relativi alle submission, in rosso, e ai commenti, in verde 51
4.25 Intersezione tra gli utenti con misure di centralità più alte in *G-4* submission 52

4.26 Intersezione tra gli utenti con misure di centralità più alte in *G-4* commenti 52

5.1 Grafo delle interazioni tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare 54
5.2 Grafo delle interazioni di livello 1 tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti 55
5.3 Grafo delle interazioni mutue tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti 55
5.4 Grafo delle interazioni mutue e di livello 1 tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti 56
5.5 Distribuzione dei commenti di *Philosophyoffreehood* a *whosthetard* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti 57
5.6 Distribuzione dei commenti di *whosthetard* a *Philosophyoffreehood* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti 57
5.7 Distribuzione dei commenti di *A_solo_tripper* a *whosthetard* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti 58
5.8 Distribuzione dei commenti di *whosthetard* a *A_solo_tripper* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti 58
5.9 Grafo relativo al supporto con *numero ore* = 5 e *commenti minimi* = 10 60
5.10 Grafo relativo al supporto con *numero ore* = 5 e *commenti minimi* = 7 60
5.11 Heatmap della correlazione tra le feature estratte dal dataset; per gli utenti della backbone preliminare 62
5.12 Visualizzazione dei cluster ottenuti nel primo esperimento, tramite l'algoritmo *K-Means*, nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA* 63
5.13 Visualizzazione dei cluster ottenuti nel secondo esperimento, tramite l'algoritmo *K-Means*, nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA* 65

6.1 Classifica degli score per la degree centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato 68
6.2 Classifica degli score per la closeness centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato 68
6.3 Classifica degli score per la betweenness centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato 69

6.4 Classifica degli score per la eigenvector centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato 69
6.5 Classifica degli utenti ordinati per subreddit connessi tramite le submission 71
6.6 Classifica degli utenti ordinati per subreddit connessi tramite i commenti 72
6.7 Classifica degli utenti ordinati per numero di submission postate 72
6.8 Classifica degli utenti ordinati per numero di commenti postati 73
6.9 Classifica degli utenti ordinati per *Herfindahl Index* calcolato sulle submission 73
6.10 Classifica degli utenti ordinati per *Herfindahl Index* calcolato sui commenti 73
6.11 Ranking degli utenti ottenuto utilizzando la *bridge centrality*, in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo preso in considerazione all'inizio del capitolo 74

Elenco delle tabelle

2.1 Subreddit individuati durante la prima ricerca empirica 25

3.1 Descrizione dei dati relativi alle Submission 29
3.2 Descrizione dei dati relativi ai Commenti 29

4.1 Numero di commenti medi per submission in ogni subreddit 36
4.2 Esempio di distribuzione di submission di un utente *bridge* estratto . . 42
4.3 Valori di alcune metriche per i grafi *G-K*, relativi alle submission, al variare di K 46
4.4 Valori dei grafi *G-K* relativi ai commenti, al variare di K 50
4.5 Numero di submission e commenti relativi agli utenti ricavati dall'intersezione degli utenti dei due grafi *G-4* 51

5.1 Dati numerici sull'interazione tra gli utenti *Philosophyoffreehood* e *whosthetard* 57
5.2 Dati numerici sull'interazione tra gli utenti *A_solo_tripper* e *whosthetard* 58
5.3 Risultati del primo esempio di clustering per gli utenti della backbone; il valore del campo label rappresenta il gruppo di appartenenza 64
5.4 Risultati del secondo esempio di clustering per gli utenti della backbone; il valore del campo label rappresenta il gruppo di appartenenza 66

Introduzione

A partire da quanto si sono iniziati a diffondere su larga scala, ovvero dalla seconda metà del primo decennio degli anni 2000, i social network hanno assunto un ruolo sempre più rilevante all'interno della società moderna.

Nati come strumento per mettere in comunicazione le persone, il loro ruolo si è esteso a tal punto da rendere tali piattaforme, di fatto, il pilastro della discussione pubblica. Non più utilizzati soltanto come fonte di intrattenimento o strumento di comunicazione, i social network hanno velocemente inglobato al loro interno anche la sfera dell'informazione e del dibattito.

Questi strumenti sono oggi adottati da una grande fetta della popolazione per rimanere aggiornata sulle notizie del mondo, per commentarle, condividerle ed, eventualmente, pubblicarle, con tutti i rischi che un sistema così grande, rapido e fortemente decentralizzato può comportare.

Risulta, infatti, molto semplice imbattersi in notizie di dubbia provenienza o oggettivamente false. La diffusione delle fake news ha trovato terreno fertile all'interno di tali piattaforme, grazie alla facilità con cui un contenuto può essere condiviso per raggiungere un'ampia platea di persone.

Nelle reti sociali è sufficiente che una piccola percentuale di persone si occupi della trasmissione di un'informazione affinché questa si diffonda. Dato uno specifico contesto di riferimento, la percentuale di persone necessaria perché un contenuto si propaghi, chiamata *massa critica*, è pari al 7% di quel contesto.

Una percentuale così bassa indica che anche un piccolo gruppo di utenti, soprattutto se opportunamente organizzato e molto attivo, può avere un impatto significativo nell'influenzare i contenuti circolanti all'interno di una rete.

Le reti sociali digitali agevolano questa situazione rendendo la trasmissione di un contenuto falso un processo semplice, veloce e immediato.

Per combattere tale fenomeno una delle strategie applicabili è quella di individuare i cattivi attori più attivi nella diffusione di contenuti controversi, per poi impedire loro di continuare a pubblicare sulla piattaforma, con il fine di bloccare sul nascere la trasmissione di queste informazioni.

Una delle piattaforme online di maggior successo, e, al contempo, una delle più controverse, è Reddit.

Reddit, a differenza di piattaforme più conosciute, come Facebook e Twitter, ha il suo punto di forza nella possibilità di creare comunità, chiamate subreddit, in cui

vengono trattati temi e argomenti specifici. Gli utenti registrati possono scegliere di quali comunità diventare membri e, una volta dentro, hanno la possibilità di pubblicare contenuti e commentarli.

Reddit, a differenza di altri social network, adotta, tranne poche eccezioni, un approccio fortemente decentralizzato alla moderazione dei contenuti, lasciando ai moderatori delle singole comunità il compito dei decidere se un contenuto possa essere accettato o meno.

L'obiettivo che ci siamo posti in questa tesi è stato quello di comprendere se all'interno di Reddit fossero presenti o meno backbone di utenti responsabili della diffusione di contenuto controverso all'interno di più comunità e, in caso positivo, definire un metodo per individuarli.

In particolare, abbiamo selezionato un insieme di comunità i cui argomenti di discussione fossero l'epidemia e, soprattutto, i vaccini, affrontati con scetticismo e negazionismo.

Queste tematiche sono state scelte in quanto fortemente attuali e di grande impatto sociale, economico e politico. Inoltre, sono risultate molto dibattute all'interno della piattaforma considerata.

I dati relativi ai subreddit selezionati sono stati scaricati e analizzati per estrarre la tipologia di utenza precedentemente definita. Una volta individuata l'utenza di interesse, il secondo obiettivo del lavoro è stato quello di definire una metrica per discriminarla in maniera semplice.

I dati considerati riguardano i contenuti, suddivisi in post e commenti, pubblicati sui subreddit selezionati nel periodo che va dal gennaio del 2020 al luglio del 2021. Per prima cosa, i dati, una volta scaricati e filtrati, sono stati oggetto di un'analisi descrittiva ed esplorativa.

In questa fase è stata effettuata una prima analisi temporale, che ha avuto l'obiettivo di comprendere come gli eventi di questi ultimi due anni si fossero riflessi sulle attività degli utenti.

Abbiamo, inoltre, estratto informazioni sull'attività delle singole comunità, a cui è seguita la rimozione di un subreddit fortemente moderato, ovvero quello ufficiale sul coronavirus. Tale scelta è motivata dal fatto che noi eravamo interessati ai generatori e diffusori di fake news e in un subreddit fortemente moderato e ufficiale sul coronavirus è molto difficile che essi possano apparire.

L'analisi si è, poi, spostata sugli utenti più attivi all'interno dei subreddit selezionati. In questa fase sono state definite tre categorie di utenti, che ci hanno aiutato a comprendere se fossero presenti o meno utenti abitualmente attivi su più comunità. Utenti di questo tipo sono stati definiti *bridge*.

Il passo successivo è stato quello di creare reti di tipo utente-utente, in cui i nodi risultassero connessi se i due utenti avessero postato almeno una volta sullo stesso subreddit. Da questi grafi, tramite un filtraggio sul numero di subreddit connessi e il calcolo di misure di centralità, abbiamo estratto un primo gruppo di utenti fortemente attivi su cui si è concentrata l'analisi successiva.

Una volta estratto tale gruppo di utenti, abbiamo effettuato una serie di analisi per comprendere se, all'interno di esso, fosse presente o meno una backbone più attiva. A tale scopo, oltre a un'analisi empirica dei contenuti degli utenti, sono state visualizzate, attraverso la costruzione di altre reti, le interazioni tra gli utenti

del gruppo. È stata, inoltre, definita una metrica che permettesse di quantificare quanto un utente tenda a fornire supporto a un altro.

Utilizzando queste informazioni abbiamo individuato ed estratto una backbone di utenti fortemente attivi e l'abbiamo validata tramite tecniche di clustering, per verificare che le feature da noi considerate discriminassero effettivamente questa tipologia di utenza.

Nell'ultima fase, gli sforzi si sono concentrati sulla definizione di una nuova metrica di centralità che permettesse di estrarre backbone di questo tipo in maniera computazionalmente non onerosa.

Abbiamo chiamato questa metrica *bridge centrality*. Essa è basata sul numero di contenuti postati da un utente, sul numero di comunità in cui i contenuti vengono postati e sull'equidistribuzione di tali contenuti all'interno delle varie comunità.

In merito a questa nuova misura di centralità abbiamo effettuato dei test e abbiamo confrontato i risultati con quelli ricavati limitandosi all'utilizzo delle sole misure di centralità classiche.

La presente tesi è composta da otto capitoli strutturati nel seguente modo:

- Nel Capitolo 1 sarà introdotto il social network Reddit, la sua struttura, il modo in cui viene utilizzato e le controversie nate intorno alla grande libertà di parola concessa sulla piattaforma.
- Nel Capitolo 2 saranno presentati le politiche di Reddit per ciò che concerne la moderazione dei contenuti e il contesto no-vax che agisce sulla piattaforma.
- Nel Capitolo 3 verranno introdotti il dataset utilizzato, la sua struttura e i suoi casi d'uso. Sarà, inoltre, descritta la fase di preprocessing.
- Nel Capitolo 4 sarà descritta l'analisi esplorativa effettuata. Verranno presentati i risultati ottenuti e le prime conoscenze acquisite sugli utenti, ricavate tramite la definizione di categorie e la costruzione di reti.
- Nel Capitolo 5 verrà approfondita l'analisi degli utenti e, in particolare, delle loro interazioni. In dettaglio, verrà mostrato come, grazie alla definizione di una metrica e a tecniche di clustering, abbiamo individuato una backbone di utenti fortemente attivi su più comunità.
- Nel Capitolo 6 sarà presentata la nuova metrica di centralità, ovvero la *bridge centrality*. Inoltre, verrà mostrato un confronto con le misure di centralità classiche e saranno mostrati i risultati ottenuti.
- Nel Capitolo 7 verrà presentata la letteratura correlata alla tematica di ricerca affrontata.
- Nel Capitolo 8 verranno tratte le conclusioni in merito al lavoro svolto e saranno delineati alcuni possibili sviluppi futuri.

1

Reddit

In questo primo capitolo verranno introdotti il Social Network Reddit, la sua struttura, le sue dinamiche, i dati sul suo utilizzo e alcuni degli aspetti controversi che lo caratterizzano.

1.1 La struttura del Social Network

Reddit è un sito web che rientra nella categoria dei Social Network, ovvero piattaforme online che permettono agli utenti registrati di connettersi e comunicare tra di loro, incontrandosi sulla base di conoscenze o di interessi comuni. È un sito di social news e intrattenimento, in cui gli utenti, chiamati *redditor* sul social, hanno la possibilità di pubblicare i loro contenuti, i quali possono essere di diverse tipologie. Il sito è, di fatto, una collezione dei post inviati dai suoi utenti, molto simile ad una bacheca.

Una caratteristica che differenzia Reddit dagli altri Social Network più conosciuti è la prevalenza dell'anonimato. La norma sul sito non è quella di utilizzare il proprio nome e cognome, ma un nickname scelto al momento dell'iscrizione.

Agli utenti viene, inoltre, fornita la possibilità di valutare i contenuti che incontrano durante la navigazione. Questa valutazione avviene tramite gli *upvote*, che indicano una valutazione positiva, e i *downvote*, che, invece, ne indicano una negativa. Le valutazioni degli utenti aiutano a determinare il successo del contenuto postato in termini di viralità e diffusione. Gli utenti possono anche commentare i contenuti postati da altri utenti. In questo modo un post può diventare un luogo di discussione, la quale si svolge interamente nei commenti del post stesso.

Il sito è suddiviso in forum tematici, o aree di interesse, denominate subreddit. Queste aree hanno lo scopo di far incontrare e mettere in comunicazione utenti con interessi comuni e limitare gli argomenti della discussione al nucleo tematico dello specifico subreddit.

Secondo il sito SimilarWeb, al momento, Reddit è al ventesimo posto per quanto riguarda i siti che, a livello mondiale, vengono visitati maggiormente.

1.1.1 I subreddit

I contenuti pubblicati su Reddit devono essere necessariamente postati all'interno di un'area di interesse, queste aree sono denominate *subreddit*. I subreddit sono, sostanzialmente, dei forum al cui interno si discute di uno specifico nucleo tematico, ristretto o vasto che sia, oppure si affronta la discussione attraverso una specifica struttura. Esistono, ad esempio, subreddit che affrontano tematiche politiche, religiose, scientifiche o sportive, mentre ne esistono altri in cui si possono postare soltanto domande, oppure altri ancora in cui ci si presenta per ricevere domande a cui rispondere successivamente nei commenti del post.

I subreddit sono caratterizzati da un nome che deve necessariamente iniziare con i caratteri "r/". Il nome, solitamente, aiuta a comprendere gli argomenti che i creatori del subreddit vogliono trattare nel forum; ad esempio "r/science" è un subreddit in cui si condividono e discutono le ultime ricerche in ambito scientifico.

Ogni utente che sia registrato ha la possibilità di creare un suo subreddit. Le linee guida invitano soltanto a cercare di non creare duplicati di comunità già esistenti, di definire regole per il comportamento all'interno di queste e di essere attivi nella moderazione del proprio subreddit. Stando alle dichiarazioni del direttore generale di Reddit, avvenute nel 2014 durante un'intervista, uno degli obiettivi del social era quello di fornire ai moderatori quanto più controllo possibile, per formare e coltivare la comunità che essi avevano in mente.

I subreddit sono, quindi, le aree attraverso cui le discussioni su Reddit sono organizzate. Questi sono caratterizzati da un topic, da un insieme di regole, necessarie a guidare la discussione, e da un gruppo di uno o più moderatori, che attivamente controllano le discussioni della comunità. Stando alle dichiarazioni di Reddit, esistono al momento più di 3 milioni di subreddit.

All'interno dei subreddit gli utenti, a patto di rispettare le regole, possono pubblicare i loro contenuti sotto forma di Submission. I contenuti pubblicabili variano da subreddit a subreddit, tuttavia, generalmente, una Submission può essere di una delle tipologie:

- *Link esterno*: Submission che rimandano a siti esterni. Come, ad esempio, siti di notizie o altri social network.
- *Video o Immagine*: Submission che contengono un contenuto visuale.
- *Testuale*: Submission che, solitamente, contengono sia un titolo che una descrizione, dove l'utente approfondisce il tema introdotto nel titolo.

Alcuni subreddit, come, ad esempio "r/news" permettono soltanto di pubblicare Submission che rimandino ad articoli scritti altrove.

Uno degli strumenti che gli utenti hanno per far avere più o meno successo ad una Submission all'interno di un subreddit sono i voti che possono assegnare ad essa. Ogni utente può assegnare ad una Submission soltanto un *upvote* oppure un *downvote*, che corrispondono, rispettivamente, ad un +1 e un -1 sul punteggio complessivo della Submission. Ogni submission è, infatti, caratterizzata da uno *score* che indica, in linea di massima, l'apprezzamento che essa ha suscitato. Submission con score più alti saranno portate in alto nella pagina del subreddit, mentre altre con uno score molto negativo possono anche essere nascoste. Lo score viene, semplicemente, calcolato sommando il numero di valutazioni positive che una Submission ha ottenuto e sottraendo il numero quelle negative.

Le Submission più recenti che ottengono le valutazioni più alte all'interno di un subreddit vengono, poi, visualizzate anche nella home page di un utente registrato che sia membro di quel subreddit. La home page di Reddit risulta, quindi, una raccolta delle Submission più recenti che hanno avuto più successo nei subreddit di cui un utente è membro.

Vengono, inoltre, offerte le possibilità di ordinare le Submission a seconda del momento di pubblicazione, oppure a seconda del punteggio ottenuto; in quest'ultimo caso si può scegliere il range temporale da considerare.

1.1.2 Gli utenti

Registrarsi a Reddit è gratuito e richiede soltanto di possedere un indirizzo email. A differenza di altri Social Network, Reddit non prevede che l'utente si registri utilizzando il suo nome e cognome.

Ogni utente, in fase di registrazione, deve impostare uno username. Successivamente egli, in ogni suo contenuto pubblicato sul social, sarà sempre e soltanto referenziato dal suo username e, nel corso delle discussioni, gli altri utenti potranno fare riferimento ad esso e taggarlo tramite questo nome preceduto dai caratteri "u".

La caratteristica che, quindi, differenzia maggiormente Reddit dagli altri Social Network è il fatto che incentivi discussioni basate sull'anonimato dei partecipanti.

Questo aspetto è rafforzato, anche, dal fatto che Reddit è un Social Network in cui gli utenti che interagiscono tra di loro di rado sono persone che si conoscono personalmente. Perlopiù, essi si incontrano nelle varie comunità e interagiscono per via di interessi comuni.

A seconda del contesto e del tipo di discussione, l'anonimato può essere un aspetto che porta a risvolti positivi o negativi. Da un lato, potrebbe indurre persone a ricercare supporto e aiuto in alcune comunità senza sentire la pressione di doverci mettere la propria faccia e dover affrontare eventuali conseguenze nella vita di tutti i giorni; dall'altro, potrebbe portare individui a comportamenti disdicevoli per via dell'impunità che l'anonimato, in una certa misura, garantisce. Alcuni tra i problemi che Reddit ha dovuto affrontare e affronta tuttora sono, infatti, quello del trolling, dei conflitti e della disinformazione.

All'interno di Reddit è presente un sistema di reputazione, denominato *karma*. Il karma non è altro che un punteggio che ogni utente si trova assegnato e che è visibile nella pagina del suo. Appena un utente si registra, gli viene assegnato un punteggio di 1. Pubblicando sul sito, a seconda dei punteggi assegnati tramite gli upvote e i downvote alle sue Submission e ai suoi commenti, l'utente potrà veder salire o scendere il proprio karma. Un karma molto alto può rappresentare un utente che ha portato contributi significativi nelle comunità in cui è stato più attivo e che, di conseguenza, potrebbe risultare più degno di fiducia, almeno in quelle specifiche comunità.

Il karma risulta, quindi, un indice dell'anzianità e del grado di attività di un utente, ma non contiene informazioni su come esso sia stato ricevuto. Utenti popolari in subreddit controversi possono, comunque, avere un karma molto alto.

Oltre a fornire un sistema di reputazione interno al sito, un punteggio alto di karma permette di accedere anche a subreddit esclusivi e di postare contenuti senza dover attendere del tempo tra un post e l'altro.

Le discussioni che avvengono su Reddit si svolgono nelle sezioni commenti delle Submission. Qui ogni utente ha la possibilità di effettuare commenti di due tipologie:

- *Commento alla Submission*: in questo caso, il commento viene direttamente rivolto al contenuto proposto nella Submission.
- *Commento ad un Commento*: si tratta di commenti postati in risposta ad un altro commento. Commenti di questo genere rappresentano il fulcro della discussione in quanto permettono una comunicazione diretta tra gli utenti. Non ci sono limiti alla lunghezza della catena di commenti che può essere creata.

1.2 L'utilizzo del Social Network

Reddit è conosciuto e utilizzato principalmente per la sua natura aperta e per la diversità di comunità che è possibile riscontrare al suo interno. I suoi dati demografici permettono all'utenza di affrontare sia tematiche ampie e generali che quelle più di nicchia. I subreddit sono strumenti che permettono di creare nuove opportunità per attirare l'attenzione e approfondire la discussione.

Ad oggi Reddit ha giornalmente più di 52 milioni di utenti attivi; il loro numero è cresciuto del 44% durante il 2020, durante il quale erano circa 36 milioni. Quasi la metà degli utenti, il 48%, è di nazionalità statunitense, seguiti da un 7.6% di utenti inglesi e un 7.45% di utenti canadesi. Per quanto riguarda il genere, circa il 62% degli utenti è uomo, mentre il restante 32% è donna.

Il numero delle Submission annuali è quasi duplicato dal 2018 al 2020; tale numero, infatti, è passato da 153 milioni a 303.3 milioni. I commenti pubblicati nel 2020 ammontano a circa 2 miliardi.

Stando ai sondaggi offerti dal sito Statista, il 72% della totalità degli utenti utilizza il social come fonte di intrattenimento e il 43% per leggere notizie.

1.2.1 Controversie e libertà di parola

Reddit, nel corso degli anni, ha ostentato una forte cultura della libertà di parola, imponendo pochissime regole generali sul comportamento da tenere sulla piattaforma. Tra queste, le uniche che riguardano il contenuto che è pubblicabile sul sito sono:

- non alimentare odio e non incitare alla violenza;
- rispettare la privacy altrui e non condividere informazioni riservate;
- non postare contenuti espliciti e suggestivi che coinvolgano minori;
- non postare contenuti illegali;

Molta della gestione dei contenuti è stata volutamente e dichiaratamente affidata ai moderatori dei vari subreddit, dando loro la possibilità di plasmare la loro comunità nel modo che ritenessero più consono.

Tale approccio alla regolamentazione dei contenuti distribuito e volontario contrasta con le strategie di altre grandi piattaforme, come Facebook, Twitter e YouTube, rendendo Reddit una piattaforma unica in questo ambito, in relazione alla sua scala.

Gli utenti che non si comportano secondo le regole, del sito o della comunità, possono avere penalizzazioni sotto forma di voti negativi ai propri contenuti, che si traducono in una perdita di karma, oppure possono essere sospesi o anche "bannati".

Allo stesso modo interi subreddit che violino le norme generali del sito possono essere sanzionati e "bannati".

Il ban consiste nella chiusura definitiva di un subreddit. Una sanzione può essere la perdita dei privilegi per un moderatore oppure la quarantena del subreddit; in questo caso il subreddit non sarà raggiungibile da nessun'altra parte del sito web e l'unico modo per accedevi sarà ricorrere al link esatto. Quest'ultima misura è stata introdotta nel 2015.

Nel corso degli anni sono stati molteplici i subreddit controversi che hanno alimentato la discussione intorno alle concessioni che Reddit offre. È possibile infatti trovare una intera pagina Wikipedia in cui vengono elencati tutti i subreddit più controversi, suddivisi tra quelli che sono stati bannati e quelli che sono ancora attivi.

Un'espansione delle regole che riguardano il contenuto pubblicabile è stata attuata dopo il ban del subreddit "r/The_Donald", una comunità di supporter dell'ormai ex-presidente degli Stati Uniti Donald Trump.

Il subreddit, creato nel giugno 2015, è stato messo in quarantena nel giugno del 2019 in seguito ad una moltitudine di segnalazioni. Queste erano dovute a minacce verso senatori repubblicani durante la protesta da parte di alcuni di questi in Oregon nel 2019, ed a una forte necessità del subreddit di essere moderato dagli amministratori della piattaforma, a causa delle continue violazioni dei principi generali di Reddit.

Il ban di "r/The_Donald", avvenuto nel giugno del 2020, ha portato Reddit a rendere più stringenti le regole che riguardano l'incitamento all'odio e alla violenza.

In nessuna delle regole che Reddit impone viene fatto riferimento all'autenticità e alla veridicità del contenuto postato. Questo controllo viene lasciato nelle mani dei moderatori, che possono, quindi, scegliere come affrontare la questione all'interno della loro specifica comunità.

Ciò ha portato alla nascita di una serie di subreddit antiscientifici e dichiaratamente favorevoli alla divulgazione delle teorie del complotto. Uno di questi è "r/conspiracy", che conta 1.6 milioni di membri.

2

Il contesto no-vax in Reddit

Nel capitolo corrente verranno introdotti le problematiche e i rischi relativi all'utilizzo delle piattaforme social come mezzo di informazione. In particolare, verrà descritto in maniera generale come gli utenti di Reddit hanno reagito alla pandemia, quali nuove comunità sono venute a crearsi e quali sono state le controversie in merito.

2.1 I social media come fonte di informazione

I social media sono oggi tra i siti web più utilizzati al mondo, contano decine di milioni di utenti attivi ogni giorno e permettono un rapido scambio di informazioni e opinioni con il resto degli utenti registrati. Stando ai dati riportati su sul sito Pew Research Center, l'ascesa dei social media ha modificato il panorama dell'informazione in modo radicale, incluso il modo con cui la popolazione si tiene aggiornata sugli eventi correnti.

I social media sono ora, soprattutto tra i giovani adulti, uno degli strumenti attraverso i quali si traggono la maggior parte delle notizie: per circa un americano su cinque questi mezzi sono la fonte di informazione primaria. Utilizzare piattaforme che si basano sui contenuti prodotti e condivisi dagli utenti come fonte primaria di informazione permette a questi di interagire con le notizie in maniere differenti. Queste possono essere consumate, scoperte, commentate, condivise, e anche direttamente postate.

Il controllo che viene posto sulle notizie riportate dai media tradizionali viene a mancare in un contesto di questo tipo, facendo necessariamente diminuire l'affidabilità dell'informazione.

Ad un contesto di questo genere è necessario aggiungere anche un ulteriore fattore, ovvero quello delle fake news. Queste sono notizie false che vengono fatte passare, ove possibile, come veritiere dai loro autori o da coloro che le condividono. Mentre gli autori sono spesso a conoscenza della falsità del materiale prodotto, gli utenti che decidono di condividerle potrebbero non esserlo, finendo per alimentare il ciclo vitale della notizia e, potenzialmente, cambiare opinione sulla base di materiale falso.

Notizie di questo genere sono solitamente costruite in modo tale da attirare gli utenti più ingenui o diseducati al funzionamento dei social network. Spesso propongono titoli altisonanti e in netto contrasto con la narrazione istituzionale di un qualsiasi ambito che susciti discussione.

La lotta alla disinformazione è una delle tematiche più ricorrenti nelle discussioni che riguardano l'impatto dei social network sulla nostra società. In passato ci sono stati eventi rilevanti che hanno messo in luce tale problema, due di questi sono stati l'influenza delle campagne di disinformazione durante la Brexit e durante l'elezione del presidente americano Donald Trump, evento che ha portato ad investigare anche sulle ingerenze russe nel periodo di campagna social del presidente.

Più di recente il caso dei *Facebook Papers* ha di nuovo accesso il dibattito, dopo che documenti interni a Facebook, fatti trapelare all'esterno, hanno mostrato come l'azienda sia in gran parte impreparata a contrastare la disinformazione fuori dagli Stati Uniti e da pochi altri paesi occidentali, che considera importanti per il suo business.

Negli ultimi anni, al fine di contenere, tra gli altri, anche gli effetti della disinformazione, è nata una nuova disciplina, denominata *Social Cybersecurity*. L'obbiettivo di questa nuova scienza è quello vigilare e agire all'interno degli spazi digitali, tra cui i social media, per evitare che gli individui all'interno di questi ambienti possano essere manipolati tramite il materiale a cui possono essere facilmente e continuamente esposti.

2.1.1 I subreddit come echo chamber

Un concetto rilevante per la discussione sulla disinformazione e la radicalizzazione è quello di echo chamber, o, in lingua italiana, cassa di risonanza. Le echo chamber sono comunità di individui che condividono fortemente un'opinione, le quali tendono a rinforzare vicendevolmente la visione del mondo dei propri membri. All'interno di questi gruppi è, solitamente, presente una narrazione predominante di un contesto e coloro che non sono disposti ad accettarla vengono espulsi o, nei casi peggiori, attaccati.

I social network, con la loro possibilità di far incontrare un gran numero di utenti con interessi comuni permettendo loro di aggregarsi all'interno di comunità, hanno spesso finito per trasformare ambienti di discussione in echo chamber. A seconda del social network in questione e delle meccaniche che implementa, la nascita di casse di risonanza può essere più o meno facilitata.

I subreddit, nel loro essere tematici per quanto riguarda l'argomento e molto liberi nella definizione delle regole di comportamento a cui i membri devono attenersi, sono uno strumento che ben si adatta a subire un'evoluzione, programmata o meno, verso una echo chamber. Un moderatore, all'interno del proprio subreddit, può, di fatto, imporre ai membri non solo l'argomento della discussione, ma anche il punto di vista da cui affrontarla, "bannando", ad esempio, utenti con una visione discordante.

Contesti di questo tipo possono portare utenti a non accorgersi o a ignorare altre visioni riguardanti lo stesso argomento. Nei casi più gravi si può sfociare in una vera e propria radicalizzazione del soggetto. A tutto ciò si aggiunge l'anonimato,

un fattore che potrebbe portare una certa tipologia di utenza a essere più disinibita nell'abbracciare determinate opinioni, soprattutto se molto estreme.

Una delle caratteristiche della echo chamber è quella di essere poco disposta ad una comunicazione con l'esterno e quando questo avviene spesso può avere aspetti conflittuali. Non sono rari, infatti, all'interno di Reddit, conflitti tra comunità differenti, che spesso si concretizzano nel *trolling*, quando un'utente entra in una nuova comunità per deriderla e insultarla, e nel *brigading*, quando gruppi estesi di individui appartenenti ad un medesima comunità si organizzano per andare a disturbarne un'altra.

2.2 Covid19 e Reddit

Con l'avvento e la diffusione del virus SARS-CoV-2 all'inizio dell'anno 2020, le persone di tutto il mondo si sono trovate in una situazione nuova. Quasi la totalità dei paesi occidentali ha affrontato lunghi periodi di lockdown in cui era impedito ai cittadini, a meno di casi specifici, di lasciare le proprie abitazioni.

Un contesto di questo genere ha portato ad un aumento del traffico delle piattaforme online. Le persone, chiuse in casa, hanno sfruttato internet per connettersi tra loro, per scopi di intrattenimento e per capire cosa stesse succedendo nel mondo. Durante questo periodo di distanziamento sociale e contatti limitati tra le persone, i social media sono diventati un posto importante per interagire. La pandemia da Covid-19 ha avuto effetti sugli utilizzi di questi mezzi da parte della popolazione, comprese anche celebrità, capi di governo e professionisti.

I social network sono stati utilizzati, oltre che per trovare una fonte di intrattenimento, anche per spargere notizie. La ricerca e la diffusione di notizie riguardo al virus e alla pandemia è stata così forte che la pandemia da Covid-19 è anche definita una *infodemic*. Infodemic è un termine inglese composto dalle parole *information* e *epidemic* e si riferisce ad una rapida e frettolosa ricerca e condivisione di notizie, accurate o inaccurate che siano. In questo modo ai fatti si aggiungono voci di corridoio e paure, e diventa difficoltoso riuscire a individuare le informazioni essenziali riguardo a un problema, scartando il materiale non veritiero.

Il diretto accesso a notizie attraverso piattaforme come Reddit, Facebook, YouTube e Twitter ha portato molti utenti ad essere suscettibili a notizie di dubbia origine. Tali informazioni possono influenzare fortemente il comportamento degli individui, limitando la coesione sociale e, quindi, anche gli effetti delle misure prese da parte dei governi per combattere il virus. Al contempo i social media sono stati, a loro volta, utilizzati da politici, partiti e organizzazioni sanitarie a livello nazionale o internazionale per condividere informazioni in modo da raggiungere rapidamente una grande massa di persone.

Reddit, come specificato nel Capitolo 1, ha riportato nel 2020 un forte aumento, pari al 44%, degli utenti giornalieri, passando da una quota di 36 milioni a una di 52 milioni. Durante questo periodo sono molti i subreddit che sono nati per discutere della pandemia e dei suoi effetti. A seconda del subreddit l'argomento viene trattato da punti di vista differenti; ad esempio ci sono subreddit che affrontano la cosa dal punto di vista scientifico, condividendo scoperte e ricerche, mentre altri sono più incentrati intorno alle opinioni dei propri membri.

Il primo grande subreddit che ha trattato l'argomento, creato il 20 gennaio del 2020 quando il nome SARS_CoV-2 non era ancora stato coniato, è stato r/China_Flu, nome che significa *influenza cinese*. Il subreddit è cresciuto arrivando oggi a circa 100.000 membri. Tuttavia, da quando Reddit ha deciso di rendere r/Coronavirus il suo subreddit ufficiale per la discussione sulla pandemia, c'è stata una migrazione di utenza dalla prima alla seconda comunità.

Il subreddit ufficiale r/Coronavirus è una comunità fortemente moderata, in cui viene concessa la possibilità di pubblicare solamente articoli che abbiano una "alta qualità dell'informazione", come riportato nelle regole. In una comunità di questo tipo lo spazio per le opinioni viene, dunque, ridotto al minimo, portando l'utenza che cerca un dibattito non scientifico a spostarsi altrove.

2.2.1 La nascita di nuovi subreddit

Dall'inizio della pandemia ad oggi Reddit è stato più volte accusato di consentire la diffusione, sulla sua piattaforma, di notizie false e di informazioni fuorvianti, e di permettere a comunità di affermare l'inutilità delle mascherine e la non sicurezza dei vaccini.

Reddit ha risposto a queste accuse affermando che "il Centre of Disease Control è al momento la migliore e più aggiornata fonte di informazione riguardo al Covid-19, ma che essere in disaccordo con loro non è contro le politiche della piattaforma." Di fatto Reddit ha continuato ad affermare le linee guida riportate nel Capitolo 1, garantendo un'ampia libertà di espressione, indipendentemente dal fatto che i fatti riportati siano veritieri o smentiti.

Un approccio di questo tipo ha portato, in questi mesi di pandemia, alla nascita di numerose comunità di scettici e negazionisti del virus, oltre che a gruppi dichiaratamente contrari al vaccino. Ai fini della nostra analisi è stata effettuata una ricerca preliminare ed empirica dei subreddit più attivi che hanno discusso di questi argomenti. Questi sono riportati nella Tabella 2.1.

A seconda del subreddit la tipologia di post pubblicabili al suo interno varia. Nei subreddit scientifici viene spesso imposta la regola di postare notizie provenienti da fonti affidabili, mentre in quelli di opinione e di ironia viene lasciato spazio ad ogni tipologia di submission.

Navigando all'interno di comunità scettiche, come, ad esempio r/conspiracy, r/NoNewNormal, r/CoronavirusCircleJerk e r/TrueAntiVaccination, è spesso possibile imbattersi in cross-post, ovvero in submission che rimandano direttamente ad un'altra submission pubblicata da un'altra comunità, permettendo all'utenza di scoprire altri subreddit e di muoversi tra questi.

2.2.2 Il caso r/NoNewNormal

Le politiche di Reddit riguardo alla disinformazione sono state molto contestate in questi ultimi mesi.

Reddit ha continuato ad affermare, a fronte di molte critiche, che crede nel bene delle proprie comunità e che sia necessaria empatia e comprensione nei confronti di coloro che hanno altri punti di vista. Questa affermazione è molto generale e non fa alcuna distinzione tra un contesto scientifico e uno non scientifico.

Nome subreddit	*Membri*	*Breve descrizione*
r/Coronavirus	2.6M	subreddit ufficiale della piattaforma riguardo al virus, riporta notizie di qualità
r/Conspiracy	1.6M	Discussione su teoria del complotto con tanti riferimenti al virus e ai loro vaccini
r/Covid19	339k	Discussione scientifica sul Covid-19; si possono postare solo articolo peer-reviewed
r/Vaxxhappened	326k	Post ironici e di scherno dei confronti dei no-vax
r/China_Flu	102k	Riporta notizie e lascia spazio all'opinione
r/Covidiots	101k	Ironia sui no-vax e sui negazionisti del virus
r/NoNewNormal	97.3k	Discussioni complottiste e antiscientifiche sulla reazione sociale al virus
r/CovidVaccinated	33.8k	Discussione sui vaccini per il Covid-19 e esperienze con questi
r/Antivax	30.5k	Nome ingannevole, post ironici nel confronti dei no-vax
r/AntiVaxxers	28.6k	Discussione civile sui no-vax ed esperienze con questi
r/CoronavirusCircleJerk	22.6k	Ironia e vignette su tutto ciò che circonda il virus
r/DebateVaccines	6.9k	Discussioni sulle problematiche percepite intorno ai vaccini
r/CoronavirusFOS	6.4k	Discussioni sul virus, poco moderate
r/Vaccines	5.2k	Riporta news scientifiche sui vaccini e vengono date risposte a dubbi e domande
r/Vaxxmemes	5.2k	Vignette ironizzanti sui no-vax
r/CovidVaccine	4.7k	Discussione sui vaccini relativi al Covid-19 e eventuali problemi insorti
r/GreatReset	2.3k	Discussione su una teoria del complotto
r/TrueAntiVaccination	2k	Discussione tra no-vax
r/NoLockdownNoMasks	1.6k	Discussione contro le misure anti-contagio e contro i vaccini
r/CovidVaccinatedUncut	1.4k	Discussione scettica intorno al virus e ai vaccini
r/Vaccine	1.3k	Discussioni e domande sui vaccini

Tabella 2.1. Subreddit individuati durante la prima ricerca empirica

Nell'estate del 2021 un gruppo di moderatori di r/vaxxhappened, un subreddit pro-vax che fa ironia e discute sui no-vax, ha scritto una lettera aperta agli amministratori del sito, chiedendo la chiusura di tutte quelle comunità che "esistono solamente per spargere disinformazione e sabotare gli sforzi per combattere la pandemia globale".

A questo gruppo di moderatori se ne sono aggiunti altri, inclusi quelli di pagine molto grandi, come r/dataisbeautiful, che conta più di 16 milioni di membri. Molte pagine, in segno di protesta, hanno deciso di rendere i loro subreddit privati. Questa mossa potrebbe aver provocato un calo del traffico in queste grandi comunità, con un conseguente calo degli introiti della piattaforma.

Dopo giorni di controversie Reddit ha una preso posizione e ha deciso di "bannare" il subreddit r/NoNewNormal, il quale era diventato una delle più grandi comunità che spargeva disinformazione e teorie complottiste sui lockdown, sulla pandemia e sui nuovi vaccini per contrastarla.

A detta di Reddit, la comunità non è stata chiusa per aver sparso notizie false e disinformazione, ma bensì per l'odio e la violenza che veniva incentivata al suo interno e per gli atti di brigading rivolti verso altre comunità.

Tuttavia il ban di r/NoNewNormal è stato seguito dalla messa in quarantena di altre 54 comunità. Per accedere a qualunque di queste ora è necessario, oltre che conoscere il nome esatto da inserire direttamente nel sito web, anche confermare esplicitamente la volontà di voler entrare nella comunità attraverso una pagina

specifica. In questa pagina viene, inoltre, consigliato di consultare il proprio medico per qualsiasi consiglio sulla salute e si invita, inoltre, a cercare risorse addizionali nel sito del Centres for Disease Control and Prevention.

3

Dataset di riferimento e preprocessing

Nel capitolo corrente verranno introdotti il dataset utilizzato per il progetto di analisi e i suoi scenari d'uso. Sarà poi descritto il processo di preprocessing dei dati attuato in vista dell'analisi successiva.

3.1 Il dataset Pushshift

I dati ricavati dai social media sono diventati fondamentali per l'avanzamento scientifico della conoscenza su essi e sul modo in cui influenzano il mondo odierno.

A seconda della piattaforma che si sceglie di considerare, l'ottenimento dei dati può essere più o meno complesso. Un social medium come Facebook non permette a chiunque di vedere cosa un utente ha postato sul suo profilo o all'interno di un gruppo chiuso. Al contrario, Reddit, grazie alla sua natura aperta, consente l'acquisizione dei dati riguardanti le submission e i commenti per tutti i subreddit aperti, ovvero per la maggior parte di questi, dato che quelli privati sono un'esigua minoranza.

Reddit mette direttamente a disposizione degli utenti una serie di API; queste permettono di effettuare richieste ai loro server e ottenere i dati desiderati. Tuttavia, un approccio di questo tipo potrebbe risultare lungo e costoso per ottenere delle grandi moli di dati. Una raccolta dati di questo tipo potrebbe portare molte ricerche interessate all'argomento social media a trovarsi bloccate per lunghi periodi, in attesa della raccolta del materiale necessario per iniziale la propria analisi.

L'acquisizione di dati su Reddit, per via dei suoi milioni di subreddit, delle sue centinaia di milioni di utenti e dei miliardi di commenti, risulta al contempo relativamente accessibile e molto onerosa dal punto di vista temporale.

Nel 2015 è stato presentato da Baumgartner et. al [1] il Pushshift Reddit Dataset. Pushshift è una collezione di dati riguardanti i social media; questi sono stati raccolti, archiviati e resi disponibili per le attività dei ricercatori. Il dataset permette alle attività di ricerca nel campo delle grandi piattaforme social di ridurre drasticamente il tempo speso per la collezione dei dati e la loro pulizia.

I dati contenuti nel Pushshift Reddit dataset possono essere acceduti tramite API oppure direttamente scaricati dal sito `files.pushshift.io/reddit`, in cui è possibile trovare anche dump mensili, che ad oggi arrivano fino al giugno del 2021.

Il primo metodo risulta comodo quando si vogliono scaricare pochi dati, selezionare campi in fase di download ed effettuare un filtraggio preliminare, mentre i dump permettono di scaricare grandi moli di dati in tempi relativamente brevi.

3.1.1 Descrizione del dataset

Il dataset Pushshift mette a disposizione tutte le submission e i commenti postati su Reddit dal giugno del 2005 fino al giugno del 2021.

Il dataset, fino al giugno del 2019, contava 651 milioni di submission e 5.6 miliardi di commenti, postati in 2.8 milioni di subreddit. I dati riguardo alle submission e ai commenti aumentano nel corso del tempo: mentre nel 2013 si osservano costantemente circa 1 milione di commenti giornalieri, questi salgono alla quota di 5 milioni nel 2019. Sempre in questo anno, le submission ammontano a circa 500 mila ogni giorno.

Il dataset dei dump è composto da due insiemi di file:

- *Submissions:* il dataset relativo alle submission contiene un insieme di file JSON suddivisi per mese. Ogni linea in questi file corrisponde ad una submission ed è un oggetto JSON.
- *Comments:* similmente alle submission, il dataset dei commenti è un insieme di file JSON, in cui ciascuno corrisponde ad un mese. Ogni linea del file corrisponde ad un commento ed è un oggetto JSON.

La Tabella 3.1 descrive le più importanti coppie chiave-valore incluse in ogni oggetto JSON rappresentante una submission, mentre la Tabella 3.2 descrive i medesimi dati per i commenti.

3.1.2 Scenari d'uso

Dal 2016 al 2019 sono state tante le ricerche che hanno utilizzato il Pushshift dataset. In questi cinque anni gli articoli peer-reviewed pubblicati che lo hanno utilizzato sono stati più di 100.

Il Pushshift Reddit dataset, con le informazioni che mette a disposizione, presenta vari scenari d'uso, tra cui:

- *Amministrazione delle comunità online.* Reddit offre un sistema di regolamentazione sostanzialmente differente rispetto ad altri social network. Questo permette di confrontare l'efficacia di una moderazione più centralizzata, come quella di Facebook, con una più distribuita, come quella di Reddit, e di vedere gli effetti delle strategie utilizzate nell'affrontare problemi difficoltosi, come le campagne di odio e di disinformazione.
- *Estremismo online.* La comunità di ricercatori che si occupa di estremismo online affronta sfide significative per comprendere come i cattivi attori si muovono negli spazi di Internet, spostandosi tra siti web mainstream e quelli più periferici. Il dataset in questione può offrire molte opportunità per questa linea di ricerca, rendendo disponibili dati continuamente aggiornati e permettendo di studiare ambienti in cui l'anonimato potrebbe indurre l'utenza ad avere comportamenti diversi da quello tenuto in altri social network più utilizzati.

Campo	*Descrizione*
id	L'identificatore della submission (String).
permalink	L'URL relativo al link permanente che punta alla specifica submission (String).
author	Il nome dell'account di colui che ha postato (String).
created_utc	UNIX timestamp riferito al momento in cui la submission è stata creata (Integer).
subreddit	Nome del subreddit in cui la submission è stata creata. Contiene il nome senza il prefisso 'r/'. (String).
subrettid_id	L'identificatore del subreddit (String).
selftext	Il testo associato ad una submission (String).
title	Il titolo associato ad una submission (String).
num_comments	Il numero di commenti associati da una submission (Integer).
score	Il punteggio che una submission ha accumulato, calcolato come differenza tra il numero di voti positivi e negativi (Integer).
is_self	Flag che indica se la submission è un self post (Boolean).
over_18	Flag che indica se la submission è Not-Safe-For-Work (Boolean).
distinguished	Flag che indica se una submission è postata da un moderatore o da un admin (String).
edited	Indica se la submission è stata editata; in caso positivo è il timestamp UNIX relativo al momento della modifica, altrimenti è un Boolean.
domain	Il dominio della submission (String).
stickied	Flag che indica se una submission è portata in primo piano nel subreddit (Boolean).
locked	Flag che indica se una submission è chiusa a nuovi commenti (Boolean).
quatantine	Flag che indica se un subreddit è in quarantena (Boolean).
hidden_score	Flag che indica se lo score della submission è nascosto (Boolean).
retrieved_on	UNIX timestamp riferito al momento il cui la submission è stata salvata nel dataset (Integer)

Tabella 3.1. Descrizione dei dati relativi alle Submission

Campo	*Descrizione*
id	L'identificatore del commenti (String).
author	Il nome dell'account di colui che ha commentato (String).
link_id	L'identificatore della submission a cui il commento è associato (String)
parent_id	L'identificatore del genitore del commento; può essere l'identificatore della submission se è un commento di primo livello oppure l'identificatore di un altro commento (String).
created_utc	UNIX timestamp che si riferisce al momento di creazione del commento (Integer).
subreddit	Nome del subreddit in cui il commento è postato. Contiene il nome senza il prefisso 'r/'. (String).
subreddit_id	L'identificatore del subreddit in cui il commento è postato (String).
body	Il testo del commento (String).
score	Il punteggio del commento, calcolato come la differenza tra il numero di voti positivi e negativi (Integer).
distinguished	Flag che indica se un commento è postato da un moderatore o un admin (String).
edited	Flag che indica se il commento è stato editato; in caso positivo è il timestamp UNIX relativo al momento della modifica, altrimenti è un Boolean.
stickied	Flag che indica se un commento è stato messo in primo piano in una submission (Boolean).
retrieved_on	UNIX timestamp relativo al momento in cui il commento è stato salvato nel dataset (Integer).

Tabella 3.2. Descrizione dei dati relativi ai Commenti

- *Disinformazione online.* Nonostante la ricerca in questo ambito abbia mostrato come la diffusione di notizie false sia prevalentemente radicata in social network più mainstream, e in particolare in Facebook, spesso questi contenuti vengono creati in luoghi del web più periferici, come, ad esempio, Reddit. Il dataset presentato può aiutare a comprendere se e dove sono presenti utenti che si organizzano per creare contenuti di questo tipo, e comprendere come si organizzano per diffonderli.
- *Web science.* Il dataset risulta rilevante anche per quel tipo di ricerca che si occupa di come si sparge la tecnologia, di come il design dell'interfaccia ha influenzato i comportamenti degli utenti, di come si possa misurare il successo e il fallimento di una comunità, e altre questioni dello stesso ambito.
- *Big Data science.* Essendo una delle non tante fonti di dati molto grande e facilmente accessibile, il dataset può essere utilizzato in ambiti ricerca relativi all'uso intensivo di dati, come lo studio di nuovi algoritmi per il cloud computing e lo studio di grandi database.
- *Informatica medica.* Grazie all'anonimato il dataset in questione può essere utilizzato nell'ambito dell'informatica medica per lo studio di problemi medici sensibili, comportamenti atipici e conflitti tra persone, tramite l'acquisizione di dati ed esperienze di utenti in specifici subreddit.
- *Rafforzamento dei sistemi intelligenti.* I dataset relativi ai social media possono essere utilizzati per migliorare la qualità e l'accuratezza di sistemi intelligenti, i quali richiedono solitamente, per il loro apprendimento, una grande mole di dati.

3.2 Download a preprocessing

I dati che sono stati utilizzati nel corso del progetto di tesi sono stati scaricati dal sito `files.pushshift.io`. In particolare, ono stati individuati e scaricati i dump delle submission e dei commenti relativi a tutti i mesi che vanno dal gennaio del 2020 al giugno del 2021.

I file scaricati erano in formato compresso `zstd`, ovvero il formato Zstandard. Zstandard è un algoritmo di compressione loseless sviluppato da Facebook che permette un alto rateo di compressione.

La dimensione di un dump mensile relativo alle submission, nel periodo da noi considerato, varia da 7 a 9.5 gigabyte, mentre uno di quelli relativi ai commenti varia da 15.5 a 21.5 gigabyte. La dimensione totale dei file scaricati ammontava a circa 500 gigabyte.

I file in formato `ztsd` così scaricati sono stati poi filtrati tramite script Python e con l'utilizzo della libreria `zreader`. In questo modo sono stati estratti tutti e soli le submission e i commenti che si erano svolti nei subreddit riportati nella Tabella 2.1.

Per ogni submission e commento estratto sono stati aggiunti all'oggetto JSON anche i campi:

- *day*: il numero del giorno della settimana.
- *week*: il numero della settimana nell'anno.

- *month*: il numero del mese.

Ogni oggetto JSON è stato, poi, salvato all'interno di un database creato utilizzando la piattaforma MongoDB. MongoDB è un programma per la gestione di database NoSQL di tipo document-store. All'interno di un database di questo tipo ogni oggetto è rappresentato da un file JSON.

Sono state create due collezioni all'interno del database, una per le submission e una per i commenti. Un esempio di un oggetto JSON di un commento è rappresentato nel Listato 3.1.


```
1 {
2     "_id": {
3         "$oid": "613213c868e20f62320ad554 "
4         },
5     "all_awardings": [],
6     "associated_award": null,
7     "author": "salamanderoil",
8     "author_created_utc": null,
9     "author_fullname": "t2_2h08g1r3",
10    "author_premium": false,
11    "awarders": [],
12    "body": "Keep in mind that Australia being on fire at this
      time of year is...",
13    "can_gild": true,
14    "collapsed": false,
15    "collapsed_because_crowd_control": null,
16    "collapsed_reason": null,
17    "controversiality": 0,
18    "created_utc": 1577836804,
19    "distinguished": null,
20    "edited": false,
21    "gilded": 0,
22    "gildings": {},
23    "id": "fconp0u",
24    "is_submitter": false,
25    "link_id": "t3_eiabur",
26    "locked": false,
27    "no_follow": false,
28    "parent_id": "t3_eiabur",
29    "permalink": "/r/conspiracy/comments/eiabur/
      the_australian_fires_and_geoengineering/fconp0u/",
30    "quarantined": false,
31    "removal_reason": null,
32    "retrieved_on": 1586450288,
33    "score": 16,
34    "send_replies": true,
35    "stickied": false,
36    "subreddit": "conspiracy",
37    "subreddit_id": "t5_2qh4r",
38    "subreddit_name_prefixed": "r/conspiracy",
39    "subreddit_type": "public",
```

```
40     "total_awards_received": 0,
41     "treatment_tags": [],
42     "month_": 1,
43     "day_": 1,
44     "week_": 1
45 }
```

Listato 3.1. Esempio di un oggetto JSON di un commento

I dati così salvati sono stati, successivamente, importati all'interno di un Notebook Python, utilizzando il programma Jupyter Lab, il quale permette di creare efficientemente script Python e facilmente visualizzare i risultati ottenuti.

La connessione tra il database creato e gli script è avvenuta tramite l'utilizzo della libreria PyMongo, la quale consente di interfacciarsi facilmente con i dati contenuti in una collezione MongoDB. In questo modo è possibile ottenere i dati ed effettuare un primo filtraggio, selezionando i campi d'interesse per l'analisi.

A volte è possibile imbattersi in documenti che hanno alcuni campi, come, ad esempio, il nome dell'utente, impostato uguale alla stringa "[deleted]". Questo specifico caso indica che l'utente si è, o è stato, eliminato dal social network. A seconda della tipologia di analisi che viene eseguita è possibile scegliere se considerare o meno questi valori.

Nel nostro caso, submission e commenti con autore "[deleted]" sono stati considerati durante la prima fase di analisi quantitativa e temporale, mentre non sono stati considerati nell'estrazione degli utenti più attivi. Questo perché non risulta possibile, tramite il dataset, risalire né allo username di un utente eliminato, né al suo identificatore.

4

Analisi descrittiva

Nel capitolo corrente verrà presentata l'analisi descrittiva effettuata sui dati. In particolare, verranno illustrate la prima analisi esplorativa e le sue conseguenze sui subreddit considerati. Saranno, poi, descritti i modi in cui sono stati analizzati gli utenti, sia tramite la definizione di categorie che mediante lo studio di grafi. Infine, verrà descritto il processo che ha portato all'estrazione di una backbone preliminare di utenti molto attivi su più reti.

4.1 Esplorazione dati quantitativa e temporale

I dati utilizzati per il progetto contenevano, come spiegato nel Capitolo 3, tutti i commenti e le submission effettuati nei subreddit riportati nella Tabella 2.1 nel periodo compreso tra gennaio del 2020 e giugno 2021,.

Ai dati, dopo il caricamento sul Notebook Python, è stato aggiunto il campo *date*, ricavato dal timestamp di ogni oggetto.

Il primo passo effettuato per comprendere ulteriormente i dati in nostro possesso è stato quello di effettuare un'analisi esplorativa e descrittiva. Questo ci ha permesso di comprendere meglio il contesto all'interno del quale il progetto si è mosso.

Questa fase è chiamata EDA, acronimo di *Exploratory Data Analysis*, e consiste in un insieme di tecniche che consentono di prendere dimestichezza con i dati che si stanno trattando, in modo tale da poter, poi, lavorare in maniera più approfondita con essi. Alcuni tra i risultati tipici di questa fase di analisi sono resoconti statistici e grafici preliminari.

L'analisi è avvenuta utilizzando il linguaggio di programmazione Python e alcune sue librerie. Tra queste le più rilevanti sono state `Pandas` e `Matplotlib`. `Pandas` mette a disposizione funzioni per il caricamento dei dati in vari formati, come, ad esempio, il `CSV`, e una struttura dati, chiamata `DataFrame`, che permettere di salvare dati in maniera tabellare e di manipolarli. All'interno di un `DataFrame` ogni riga corrisponde ad un dato, mentre ogni colonna ne indica un campo, caratterizzato da un nome e da un tipo. `Matplotlib` permette, invece, di creare e visualizzare grafici realizzati a partire dai dati con cui stiamo lavorando. Molti dei grafici seguenti sono stati creati utilizzando questa libreria.

Nelle prossime sottosezioni verranno illustrate le informazioni ricavate da questa prima analisi, effettuata sia per i dati riguardanti le submission che per quelli relativi ai commenti.

4.1.1 Analisi delle submission

Il numero totale delle submission effettuate nel periodo considerato e all'interno dei subreddit elencati ammonta a 1.057.273. Di tutte queste, soltanto 271.686 risultavano essere contenuti originali, ovvero che non fossero né link a contenuti esterni e né cross-post.

Il giorno in cui ne sono state effettuate di più è stato il 13 marzo del 2020, in concomitanza con la decisione di alcuni stati, tra cui l'Italia, di imporre misure restrittive riguardo alla circolazione della popolazione.

Nella Figura 4.1 è possibile vedere l'andamento delle submission giornaliere. Il ripido picco avvenuto nei primi mesi del 2020 culmina nel 13 marzo, per poi iniziare una discesa che porterà all'assestamento intorno alle 2000 submission giornaliere.

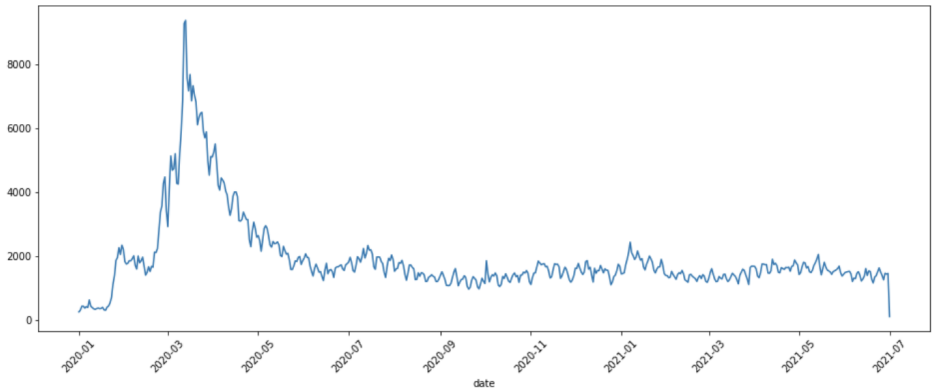

Figura 4.1. Numero di submission giornaliere

È possibile, inoltre, notare un piccolo picco nei primi 2 mesi del 2021, periodo in cui molti paesi hanno iniziato le somministrazioni dei vaccini alla popolazione. Nella Figura 4.2 risulta possibile vedere più chiaramente il fenomeno.

Nella Figura 4.3 è possibile vedere la distribuzione delle submission all'interno dei subreddit considerati. Ai primi posti compaiono, naturalmente, le comunità più grandi, con i subreddit r/Coronavirus e r/Conspiracy, che superano le 300.000 submission. Il numero cala seguendo una distribuzione di tipo power law.

Per ogni subreddit è stato calcolato il numero di commenti medi ad una submission. Questo calcolo è stato effettuato utilizzando, anche, i dati relativi ai commenti, in quanto il campo *num_comments* di una submission potrebbe riportare un dato non aggiornato. I dati delle submission e dei commenti, infatti, una volta salvati su Pushshift, non vengono poi aggiornati, portando alla perdita di alcune nuove informazioni come, ad esempio, lo score aggiornato di un post. I dati riguardanti la lunghezza media dei commenti sono riportati nella Tabella 4.1.

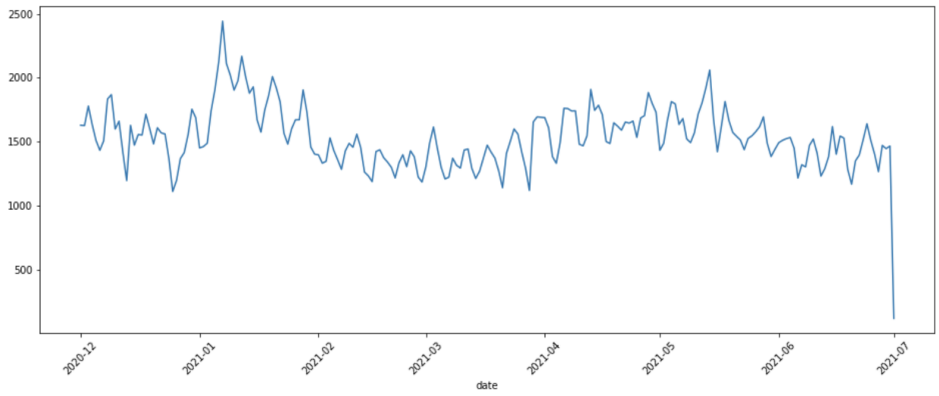

Figura 4.2. Numero di submission giornaliere dopo l'approvazione dei vaccini

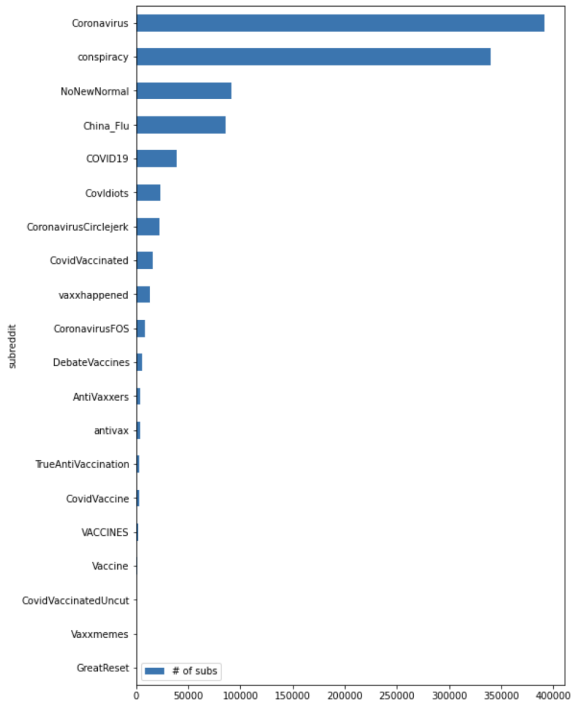

Figura 4.3. Subreddit con più submission

Subreddit	*Numero medio commenti*
r/Coronavirus	37.3
r/conspiracy	28.9
r/NoNewNormal	24.8
r/vaxxhappened	22.6
r/DebateVaccine	20.4
r/China_Flu	19.0
r/Covidiots	16.7
r/COVID19	16.1
r/CoronavirusCirclejerk	15.2
r/AntiVaxxers	15.2
r/CovidVaccinated	12.4
r/TrueAntiVaccination	12.3
r/antivax	12.2
r/CovidVaccine	10.9
r/Vaccine	9.8
r/CoronavirusFOS	9.3
r/GreatReset	8.4
r/CovidVaccinatedUncut	6.7
r/VACCINES	6.0
r/Vaxxmemes	5.3

Tabella 4.1. Numero di commenti medi per submission in ogni subreddit

È possibile notare come il subreddit ufficiale di Reddit, r/Coronavirus, abbia un forte impatto sul nostro dataset, soprattutto per quanto riguarda il numero di submission fatte all'interno di esso.

Sono, successivamente, stati estratti i 50 utenti più attivi in relazione al numero di submission postate. Un'analisi delle submission effettuate da questo gruppo ha mostrato che la maggior parte dei post era stato fatto su r/Coronavirus; in tale subreddit, il numero di submission fatte ammonta a circa 40.000, mentre al secondo e al terzo posto si trovano r/Conspiracy e r/China_Flu, con circa 10.000 submission per ciascuno.

4.1.2 Analisi dei commenti

Un'analisi esplorativa simile a quella effettuata per le submission è stata effettuata anche per i dati relativi ai commenti.

Il numero totale di commenti ammonta a 25.130.149. Il giorno con più commenti postati coincide con quello in cui sono state fatte più submission, ovvero il 13 marzo del 2020.

Nella Figura 4.4 viene mostrato l'andamento del numero giornaliero di commenti postati. Questo riflette abbastanza fedelmente quello relativo alle submission, mostrando, però, più variabilità nel periodo successivo al picco.

Come era intuibile, anche i subreddit con più commenti, riportati nella Figura 4.5, riflettono, in linea generale, quelli con più submission, confermando, soprattutto, la rilevanza di r/Coronavirus all'interno del nostro dataset.

In seguito, sono stati estratti i 50 utenti più attivi, questa volta in relazione al numero di commenti postati. Anche in questo caso il subreddit r/Coronavirus risulta, comunque, al primo posto per quanto riguarda il numero di commenti postati da questi utenti, seguito da r/Conspiracy.

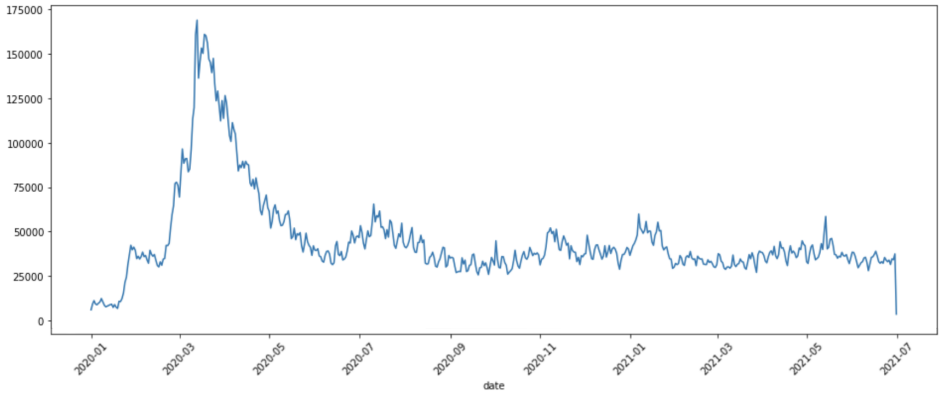

Figura 4.4. Numero di commenti giornalieri

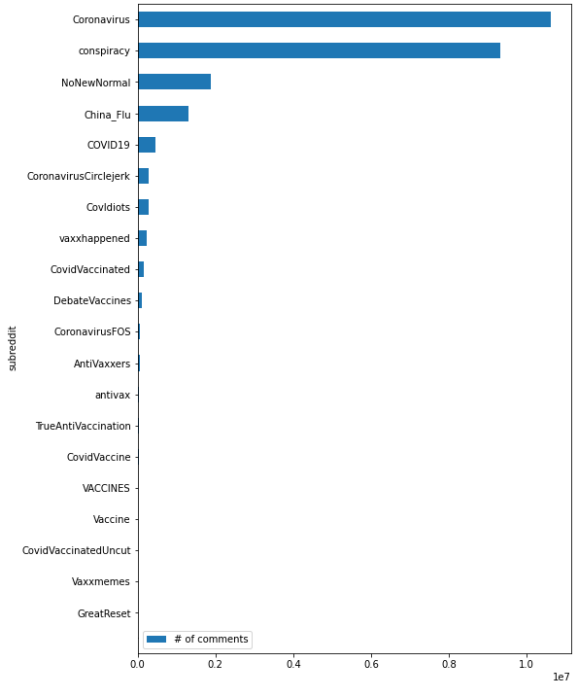

Figura 4.5. Subreddit con più commenti

Per comprendere se ci fosse una distinzione nella distribuzione dei commenti tra i vari subreddit, tra gli utenti "[deleted]" e utenti registrati, sono state visualizzate entrambe le distribuzioni. Tale confronto, tuttavia, non ha rivelato sostanziali differenze: anche gli utenti eliminati postavano sopratutto su r/Coronavirus e r/Conspiracy.

Nella Figura 4.6 viene mostrata la lunghezza media dei commenti all'interno di ogni subreddit considerato. È possibile notare come non ci sia una proporzionalità tra la dimensione di una comunità e la lunghezza dei commenti al suo interno. Il primo subreddit della classifica, r/DebateVaccines, conta 11.000 membri, mentre il secondo, r/CovidVaccinatedUncut, ne conta 1.400. Questo porta a presumere che, in alcune piccole comunità, sia presente un alto grado di discussione, con commenti verbosi ed espositivi.

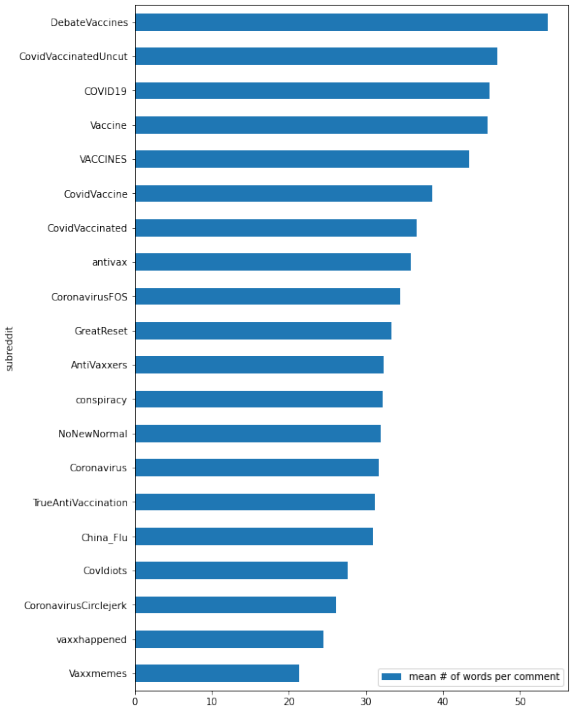

Figura 4.6. Lunghezza media commenti per subreddit

4.1.3 Rimozione di r/Coronavirus e analisi di r/Conspiracy e r/NoNewNormal

Data la grande rilevanza che il subreddit r/Coronavirus ha all'interno dell'analisi effettuata, abbiamo deciso di condurre un'analisi empirica più approfondita di questa comunità, per comprendere se i dati ricavati da essa fossero adatti o meno al tipo di progetto che volevamo portare avanti.

Prima di esplorare direttamente su Reddit la comunità, abbiamo cercato di capire se nel tempo l'utilizzo di r/Coronavirus fosse stato costante o meno. Abbiamo notato che, mentre nel periodo del picco, marzo 2020, questo subreddit risultava di gran lunga il più attivo, poco meno di un anno dopo, nei primi due mesi del 2021, presentava un'attività di gran lunga inferiore: in questo periodo il numero di submission postate su r/Coronavirus sono meno della metà di quelle postate in r/Conspiracy. I medesimi risultati sono stati ottenuti effettuando questa analisi anche per i commenti.

Nella Figura 4.7 sono visualizzate il numero di submission, per subreddit, effettuate nel maggio del 2021. In essa si nota come la comunità abbia nel corso del tempo calato il suo tasso di attività, venendo superata da r/Conspiracy e r/NoNewNormal.

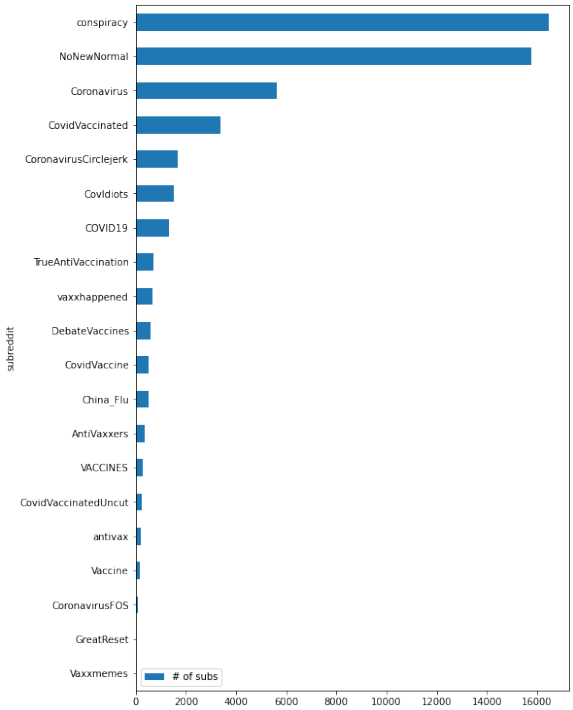

Figura 4.7. Numero di submission per subreddit nel maggio del 2021

L'analisi empirica si è svolta scorrendo i contenuti postati all'interno del subreddit e leggendo le regole poste dai moderatori. Da questa risulta chiaro che r/Coronavirus sia una comunità estremamente controllata. La quasi totalità delle submission postate riportano ad articoli esterni, che il regolamento impone siano di alta qualità. Vengono, inoltre, vietate le discussioni politiche, in quanto tendenzialmente totalizzanti nei subreddit che le permettono.

La scelta è stata, quindi, quella di escludere r/Coronavirus dalla lista dei subreddit considerati, in modo tale da non introdurre un possibile bias nell'analisi, per via del picco concentrato nella comunità nei primi mesi del 2020. Inoltre, la sua

esclusione ci consente di effettuate un'analisi più chiara e accurata delle comunità che si occupano dell'argomento in maniera meno scientifica e più propagandistica.

Per comprendere quanto l'analisi precedente sia stata influenzata da r/Coronavirus, abbiamo scelto di prendere due grandi comunità tra quelle elencate inizialmente, ovvero r/Conspiracy e r/NoNewNormal, e replicare alcuni aspetti dell'analisi esplorativa precedentemente descritta.

r/Conspiracy

All'interno di r/Conspiracy, nel periodo considerato, le submission sono state 340.287. La giornata con più submission postate è stata il 7 gennaio del 2021. Nella Figura 4.8 viene riportato l'andamento giornaliero del numero di submission postate.

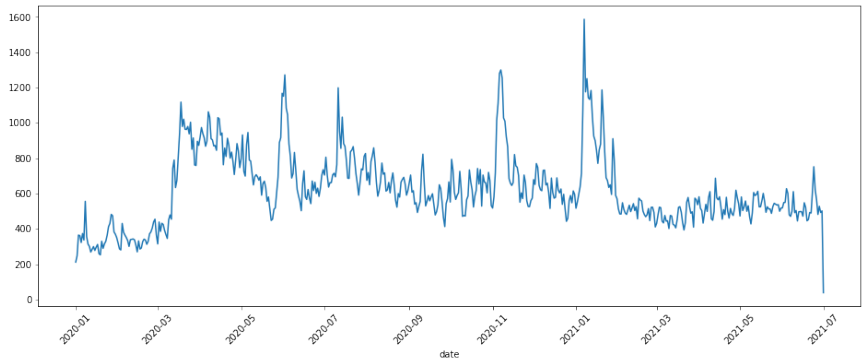

Figura 4.8. Numero di submission giornaliere in r/Conspiracy

Questa comunità, pur essendo la seconda più grande e attiva dopo r/Coronavirus, presenta un andamento molto differente. In questo caso il picco di marzo 2020 è stato seguito da un periodo di intensa attività con una serie di picchi sporadici fino ai primi mesi del 2021.

I commenti fatti ammontano a 9.328.365 e il loro andamento giornaliero rispecchia quello delle submission.

r/NoNewNormal

All'interno di r/NoNewNormal le submission postate sono state 91.531. In questo caso la giornata con più submission è stata il 14 maggio del 2021. Nella Figura 4.9 viene riportato l'andamento del numero di submission giornaliere.

La comunità, a differenza di r/Conspiracy, è nata dopo l'inizio della pandemia, più precisamente nel giugno del 2020. Nel periodo che va dalla sua creazione al luglio del 2021, questa comunità è stata in costante ascesa, fino a diventare uno dei subreddit più controversi di sempre, come raccontato nel Capitolo 2.

Il numero dei commenti postati ammonta a 1.889.211 e il loro andamento giornaliero rispecchia quello delle submission.

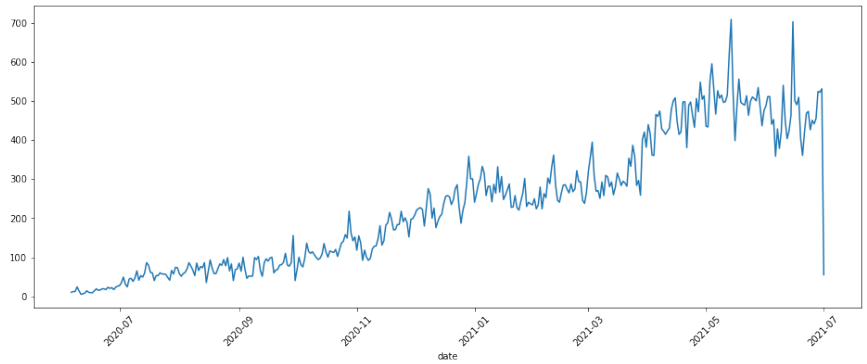

Figura 4.9. Numero di submission giornaliere in r/NoNewNormal

Dei primi 50 autori, estratti basandoci sul numero di submission effettuate, 33 di questi postavano in r/Conspiracy, 23 in r/NoNewNormal e 15 in entrambe le comunità. Aumentando a 200 il numero di autori considerati, l'intersezione di utenti tra le due comunità sale a 61 utenti.

4.2 Primo studio degli utenti

A questo punto, l'analisi esplorativa si è spostata sugli utenti. Data la loro quantità, si è scelto di considerare i 200 utenti più attivi per tipo di contenuto. Più specificatamente, da un lato sono stati estratti i 200 autori con più submission effettuate, dall'altro i 200 autori con più commenti.

4.2.1 Definizione e analisi degli utenti bridge e *k*-bridge

Per studiare i comportamenti degli utenti, in vista dell'obiettivo del progetto, abbiamo definito un determinato tipo di utente, ovvero l'utente *bridge*.

Un utente *bridge* è un utente che posta in almeno due subreddit e il numero di post nel secondo subreddit, ordinati in modo decrescente per numero di post, deve essere almeno il 10% di quello del primo subreddit. Il calcolo viene fatto in maniera distinta per submission e commenti; di conseguenza, un utente può essere *bridge* per una tipologia di contenuto e non per l'altra.

Una definizione di questo tipo permette di comprendere, in linea generale, quale sia la percentuale dell'utenza di questi subreddit che si muove su almeno due comunità ed è attivo in entrambe.

Dati i 200 autori più attivi per numero di submission, 56 di questi sono risultati utenti *bridge*. Un esempio di attività di un utente *bridge*, in relazione alle submission postate, è riportato nella Tabella 4.2.

Per quanto riguarda i commenti, dei 200 utenti più attivi risultavano *bridge* 36 di questi.

Subreddit	*Numero Submission*
r/NoNewNormal	375
r/CoronavirusCircleerk	124
r/Conspiracy	45

Tabella 4.2. Esempio di distribuzione di submission di un utente *bridge* estratto

k-bridge

Sulla base della definizione di utente *bridge* sono stati poi definiti gli utenti *k-bridge*.

Un utente *k-bridge* è un utente *bridge* che è attivo su K subreddit.

Nella Figura 4.10 viene mostrato come varia il numero di utenti *k-bridge*, in relazione alle submission, al variare di K.

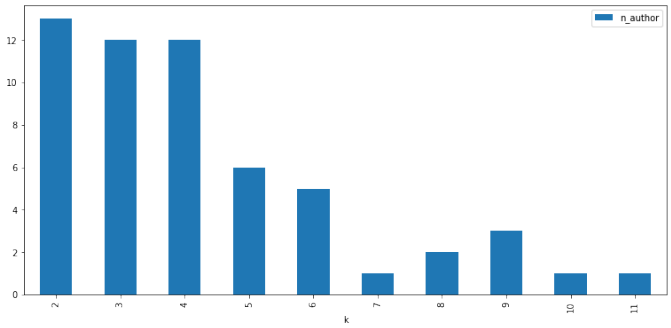

Figura 4.10. Numero di utenti *k-bridge*, in relazione alle submission, al variare di K

Per ogni valore di K, sono, quindi, state visualizzate le distribuzioni delle submission di questi autori all'interno dei subreddit. Dai risultati ottenuti si evince che, al crescere di K, ovvero prendendo via via utenti attivi su un numero sempre più grande di comunità, i subreddit più piccoli vengono utilizzati maggiormente, superando, a volte, il numero di submission fatte nelle comunità più grandi.

Lo stesso tipo di analisi è stata, anche, condotta per gli autori di commenti; la distribuzione al variare di K è mostrata in Figura 4.11.

4.2.2 Definizione e analisi utenti QR-bridge

Per comprendere meglio come gli utenti si muovono all'interno delle comunità abbiamo definito la metrica *QR-bridge*.

Data una percentuale Q, la metrica *QR-bridge* restituisce, per ogni utente *bridge*, il numero minimo di subreddit necessari per arrivare alla quota Q di contenuti postati dall'utente.

La metrica è stata calcolata per gli utenti *bridge* individuati precedentemente, impostando la percentuale Q ai valori 70, 80 e 90.

Per quanto riguarda le submission, ponendo Q al 70%, la quasi totalità degli utenti raggiunge la quota postando in uno o due subreddit.

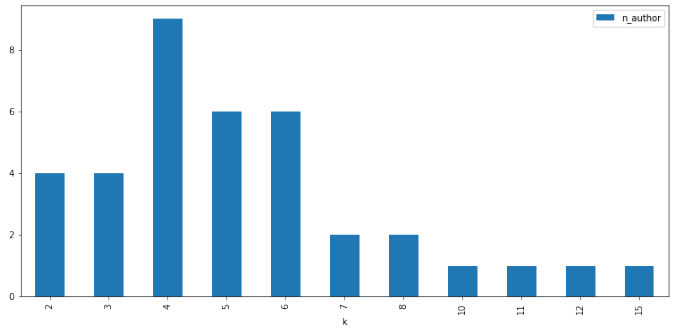

Figura 4.11. Numero di utenti *k-bridge*, in relazione ai commenti, al variare di K

Aumentando la percentuale all'80% la maggioranza degli utenti necessita di due subreddit per raggiungere la quota, scende il numero di coloro che la raggiunge con uno e aumenta quello degli utenti che la raggiungono con tre. La distribuzione è riportata nella Figura 4.12.

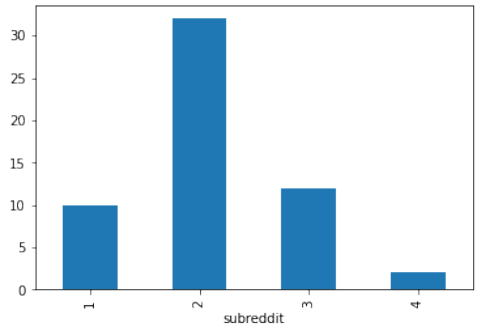

Figura 4.12. Distribuzione dei *QR-bridge* in relazione alle submission, con Q = 80%

Aumentando, ancora, il valore di Q, portandolo 90%, la distribuzione cambia ancora, passando da una gaussiana ad una con un andamento vicino ad una power law. Questo viene mostrato nella Figura 4.13.

La maggior parte degli utenti considerati raggiunge, quindi, un'alta percentuale di submission postando in due delle comunità da noi selezionate. Tuttavia, circa un terzo dell'utenza necessita di un numero maggiore di subreddit.

L'analisi è stata ripetuta anche per gli utenti *bridge* relativi ai commenti. Le distribuzioni del numero di subreddit in relazione alla percentuale Q sono risultate molto simili a quelle ottenute per gli autori di submission, con un andamento gaussiano per Q = 80% e uno di tipo power law per Q = 90%.

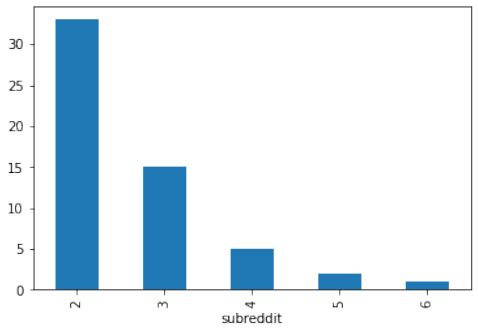

Figura 4.13. Distribuzione dei *QR-bridge*, in relazione alle submission, con Q = 90%

4.3 Costruzione e analisi di grafi utente-utente

Il passo successivo è stato quello di organizzare una struttura a grafo per lo studio e l'analisi degli utenti.

Nel grafo realizzato i nodi rappresentano gli utenti e due nodi risultano connessi se gli utenti condividono almeno una comunità, ovvero se entrambi hanno, almeno una volta, postato o commentato in questo subreddit. Il peso dell'arco rappresenta il numero di subreddit comuni ai due utenti.

I grafi costruiti sono stati due, uno relativo alle submission e uno ai commenti. Per la loro realizzazione sono stati considerati i 200 utenti più attivi per tipologia di contenuto.

I grafi sono stati realizzati utilizzando la libreria Python `NetworkX`. Questa libreria permette di creare e manipolare reti, sia semplici che complesse. Sono, inoltre, resi disponibili anche svariati algoritmi per lo studio dei grafi e l'estrazione di metriche, come, ad esempio, le misure di centralità. Tra queste, quelle utilizzate nel corso del progetto sono state:

- *Betweenness centrality:* è utilizzata per individuare l'influenza che un nodo ha nella diffusione dell'informazione all'interno della rete. È utilizzata per comprendere se nodi fungono da ponti per sotto-comunità differenti.
- *Closeness centrality:* indica la vicinanza di un nodo a tutti gli altri della rete. Questa metrica prende in considerazione il numero di *shortest path* a cui un nodo appartiene.
- *Degree centrality:* è definita come il numero di archi incidenti in un nodo. Nei grafi diretti è divisa in due misure differenti, a seconda che gli archi considerati siano entranti o uscenti.
- *Eigenvector centrality:* è utilizzata per individuare i nodi più influenti della rete. È una metrica ricorsiva e un nodo risulta influente se è connesso ad altri nodi influenti.

Nella Figura 4.14 viene riportato il primo grafo ottenuto, ovvero quello relativo alle submission. Il grafo risulta composto da 200 nodi e 13.832 archi. Non ci sono nodi sconnessi e il numero di componenti connesse è pari a 1. Sono state, inoltre, calcolati la densità, che rappresenta quanto le entità di un grafo sono interconnesse

tra loro, e il clustering coefficient medio, che indica la tendenza all'interno della rete a formare dei gruppi. Il grafo ha un'alta densità, pari a 0.695, e un clustering coefficient medio di 0.911.

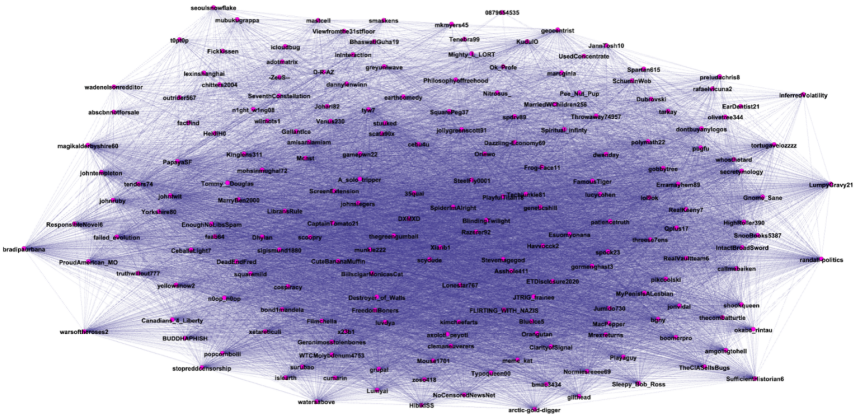

Figura 4.14. Grafo utente-utente dei 200 utenti più attivi per submission

Per questo primo grafo sono state anche calcolate la betweenness, la closeness e la degree centrality. Queste sono riportate rispettivamente nelle Figure 4.15, 4.16 e 4.17. Da questi grafici si può notare come le distribuzioni della betweenness e della degree centrality ricordino due power law. Nel caso della betweenness, la distribuzione, avendo il picco nel minimo, indica che i nodi diffusori di informazione non sono tanti. Nel caso della degree abbiamo, invece, una situazione inversa, in questo caso i picchi si trovano verso i valori massimi, indicando che un grande numero di nodi ha un grado di connessione molto alto con gli altri. Per quanto riguarda la closeness centrality, il risultato si avvicina a una distribuzione normale intorno al valore medio.

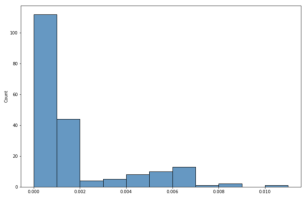

Figura 4.15. Distribuzione della betweenness centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission

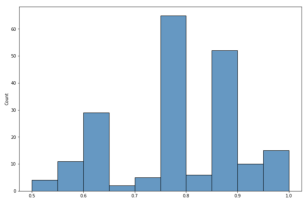

Figura 4.16. Distribuzione della closeness centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission

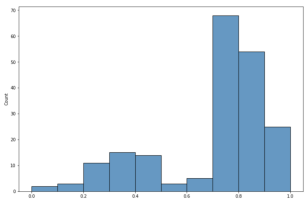

Figura 4.17. Distribuzione della degree centrality per il grafo utente-utente, relativo alle submission

Per comprendere meglio il comportamento degli utenti di nostro interesse, ovvero quelli che si muovono e sono attivi all'interno di più comunità, abbiamo definito un

nuovo tipo di grafo, chiamato *G-K*. Il parametro K indica il numero minimo di subreddit comuni che devono avere due utenti per poter essere considerati nella rete.

Quindi, in un grafo *G-K*, i nodi rappresentano gli utenti e gli archi connettono i nodi che condividono almeno K comunità.

In seguito, abbiamo fatto variare il parametro K, da 1 fino al numero massimo di subreddit comuni, utilizzando come base i due grafi di partenza, ovvero quello relativo alle submission e quello relativo ai commenti. I grafi ottenuti sono stati visualizzati e su di essi sono state calcolate le tre misure di centralità ricavate per il primo grafo.

4.3.1 Grafi G-K relativi alle submission

La prima analisi dei grafi *G-K* è stata effettuata sugli utenti ricavati dalle submission. In questo caso il valore di K è stato fatto variare da 1 a 6. Nella Tabella 4.3 sono riportati i valori di una serie metriche ricavate dei vari grafi al variare di K.

K	*Nodi*	*Archi*	*Componenti connesse*	*Densità*	*Avg. Clustering Coefficient*
1	200	13.832	1	0.695	0.911
2	122	3.266	1	0.164	0.519
3	69	673	1	0.034	0.275
4	62	172	1	0.009	0.154
5	20	46	1	0.00231	0.0725
6	10	11	2	0.000573	0.016

Tabella 4.3. Valori di alcune metriche per i grafi *G-K*, relativi alle submission, al variare di K

Si può notare come, anche a fronte di un calo dei nodi all'aumentare di K, il numero delle componenti connesse rimanga pari a 1 fino a quando K non viene posto uguale a 6, segno che la comunità di utenti che posta submission su più subreddit tenda a muoversi nei medesimi spazi.

Nelle Figure 4.18 e 4.19 vengono mostrati, rispettivamente, il grafo *G-3* e *G-4*. Lo spessore di un arco è proporzionale al numero di subreddit condivisi tra due utenti.

È possibile notare come siano ben delineati, soprattutto in *G-4*, un nucleo centrale, più fortemente connesso, ed una zona periferica, segno che sono presenti comunità che, insieme, concentrano gruppi di utenti all'interno dei loro spazi.

Per tutti i grafi così ricavati, sono state, anche, calcolate le tre misure di centralità che erano state ricavate per il primo grafo.

Al crescere di K è possibile notare delle variazioni all'interno delle distribuzioni: la betweenness centrality e la closeness centrality tendono ad estremizzarsi in power law, con il picco tra i valori minimi; la degree centrality tende a spostare il suo picco verso valori più bassi.

Per comprendere meglio la quantità di submission che circolano tra gli utenti dei grafi, abbiamo selezionato il grafo *G-4* e calcolato la seguente misura: per ogni

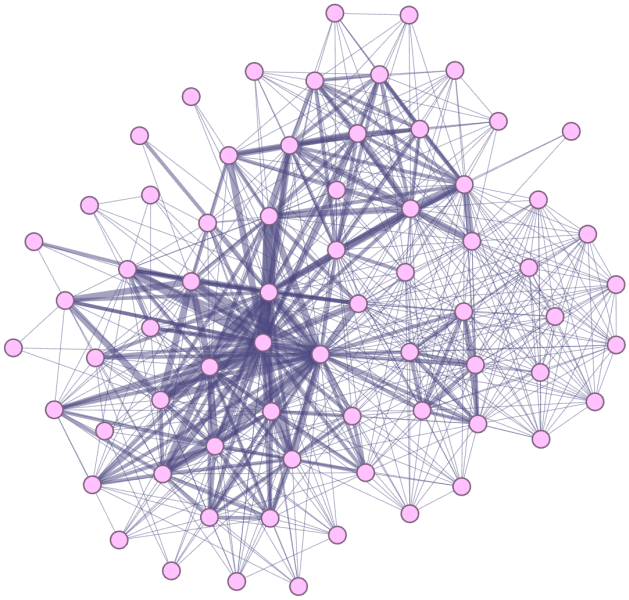

Figura 4.18. Grafo *G-3* relativo alle submission

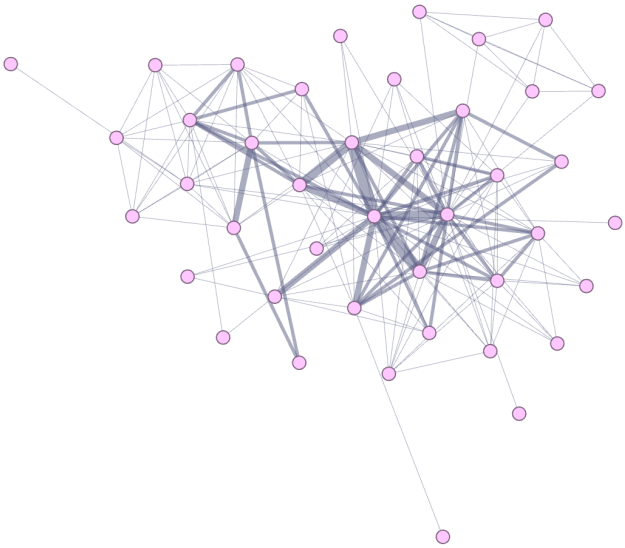

Figura 4.19. Grafo *G-4* relativo alle submission

coppia di utenti connessi, abbiamo preso i subreddit in cui questi postano submission; poi, per ogni subreddit, abbiamo individuato il numero di submission minime fatte da uno dei due utenti; questi numeri vengono, poi, sommati, restituendo un valore per ogni coppia.

Definiamo questa misura *somma post minimi*.

Una misura di questo tipo, applicata al grafo *G-4*, ci offre la possibilità di comprendere quale sia, in linea generale, il grado minimo di attività degli utenti che condividono più comunità. La distribuzione dei valori ottenuti è mostrata nella Figura 4.20 e si può notare come la maggioranza degli utenti abbia una somma di post minimi che si trova tra 4 e 200, seguita da un gruppo più piccolo e più attivo, che si trova tra i valori 200 e 400.

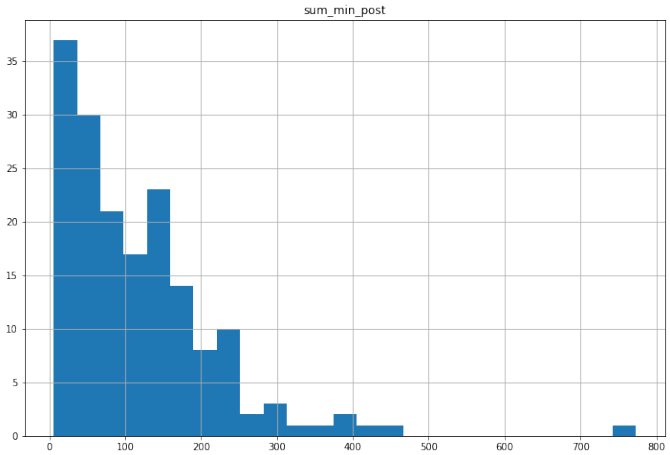

Figura 4.20. Distribuzione della *somma post minimi* calcolata su *G-4* relativo alle submission

4.3.2 Grafi G-K relativo commenti

Lo stessa tipologia di analisi è stata effettuata anche sui grafi contenenti gli utenti estratti attraverso i dati sui commenti.

Anche in questo caso i valori del parametro K sono stati fatti variare tra 1 e 6. Le misure ricavate dai grafi ottenuti sono riportate nella Tabella 4.4.

Anche in questo caso, il numero di componenti connesse rimane pressoché invariato al crescere di K. L'unica eccezione è rappresentata dal grafo *G-3*. In questo caso, tuttavia, una delle due componenti connesse è costituita soltanto da 2 nodi, a fronte degli 87 che compongono la rete, rendendola, quindi, trascurabile.

Nelle Figure 4.21 e 4.22 sono mostrati, rispettivamente, i grafi *G-4* e *G-5* relativi ai commenti. Anche in questo caso lo spessore di un arco è proporzionale al numero di subreddit condivisi tra due utenti.

Sono, quindi, state calcolate le stesse tre misure di centralità che erano state calcolate per i grafi relativi agli utenti di submission.

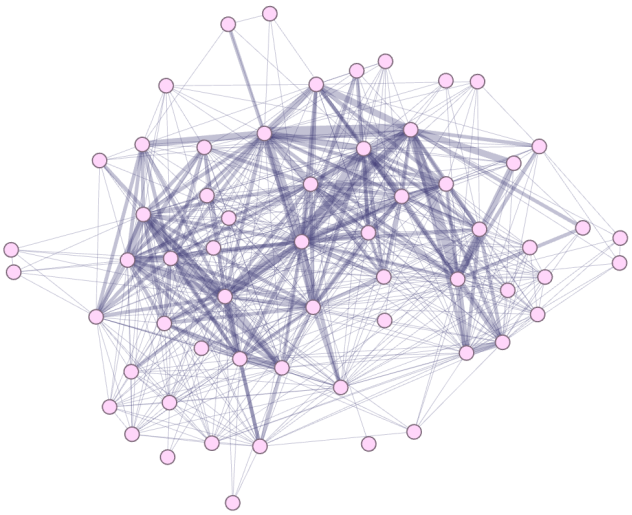

Figura 4.21. Grafo *G-4* relativo ai commenti

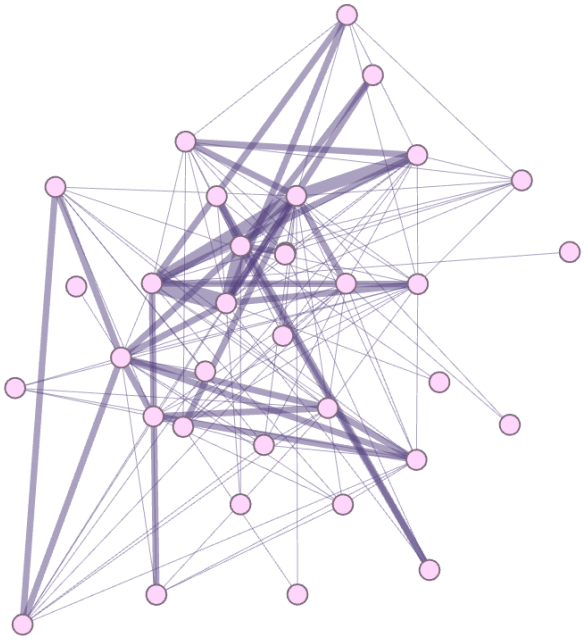

Figura 4.22. Grafo *G-5* relativo ai commenti

K	*Nodi*	*Archi*	*Componenti connesse*	*Densità*	*Avg. Clustering Coefficient*
1	200	18.267	1	0.918	0.973
2	139	6.800	1	0.342	0.673
3	87	1.868	2	0.0939	0.359
4	60	595	1	0.0299	0.0238
5	34	140	1	0.00704	0.123
6	21	32	1	0.00161	0.0640

Tabella 4.4. Valori dei grafi *G-K* relativi ai commenti, al variare di K

Le distribuzioni iniziali, con K=1, erano tre power law. In particolare, la distribuzione della betweenness centrality aveva il picco nei valori minimi, mentre quella della closeness e della degree avevano il picco nei valori massimi.

Al crescere di K le distribuzioni della closeness centrality e degree centrality tendono a estremizzarsi in una power law inversa, passando per una fase intermedia in cui mostrano una distribuzione gaussiana. La betweenness centrality, invece, tende a mantenere la medesima distribuzione in tutti i grafi.

Anche per quanto riguarda gli utenti dei commenti è stata calcolata e visualizzata la metrica *somma post minimi*. La distribuzione dei valori ottenuti, calcolati per il grafo *G-5*, è mostrata nella Figura 4.23. In questo caso, a differenza di quanto avviene per le submission, la distribuzione risulta più uniforme e meno accentrata intorno ai valori minimi.

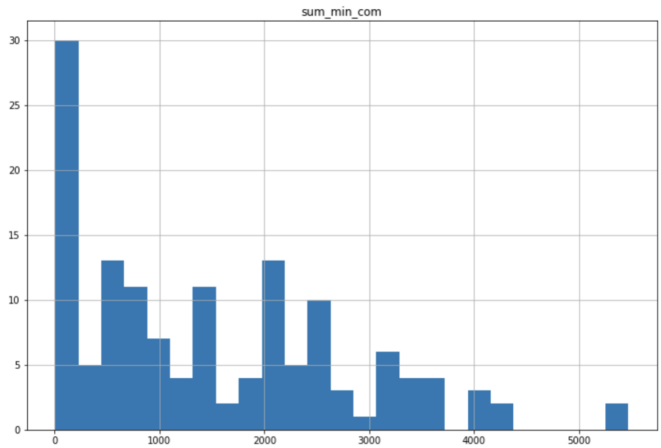

Figura 4.23. Distribuzione della *somma post minimi* calcolata su *G-5* relativo ai commenti

4.3.3 Estrazione backbone preliminare tramite l'utilizzo di misure di centralità

Avendo ora una visione più chiara dei dati in nostro possesso, abbiamo proseguito estraendo un backbone preliminare degli utenti più attivi su più comunità.

Abbiamo utilizzato, a questo scopo, i due grafi *G-4* ottenuti in precedenza, in quanto di dimensioni consone al processo di analisi successivo. Il grafo *G-4* relativo alle submission contiene 42 nodi, mentre quello relativo ai commenti ne contiene 60.

La prima cosa che abbiamo fatto è stata vedere se esistesse un'intersezione tra i due insiemi di utenti. Come mostrato in Figura 4.24, gli utenti appartenenti a entrambi gli insiemi sono 4, segno del fatto che tra gli utenti che stiamo considerando vi sia differenza tra coloro che tendono a postare submission su molte comunità e tra quelli che, invece, postano commenti.

Figura 4.24. Intersezione tra gli utenti dei grafi *G-4* relativi alle submission, in rosso, e ai commenti, in verde

Di questi 4 utenti individuati dall'intersezione vengono presentati, nella Tabella 4.5, la quantità di submission e di commenti fatti. I dati mostrano come tali utenti siano tutti molti attivi, soprattutto per quanto riguarda il numero di commenti postati.

Nome utente	*Numero Submission*	*Numero commenti*
Philosophyoffreehood	1615	6180
whosthetard	1199	7826
A_solo_tripper	386	3651
jollygreenscott91	307	3697

Tabella 4.5. Numero di submission e commenti relativi agli utenti ricavati dall'intersezione degli utenti dei due grafi *G-4*

In seguito, abbiamo calcolato, per entrambi i grafi, la betweenness centrality, la closeness centrality e la degree centrality. Per ogni grafo e per ognuna di queste misure di centralità, è stata presa la prima metà degli utenti con lo score maggiore.

Gli insiemi di utenti estratti con questo procedimento sono stati, poi, intersecati, in maniera separata a seconda del tipo di contenuto postato.

Nella Figura 4.25 viene riportata l'intersezione degli utenti di submission estratti tramite le tre misure di centralità. Il numero di coloro che apparivano nella prima parte della classifica di ogni centralità è pari a 16.

Lo stesso è stato fatto, anche, per quanto riguarda gli utenti estratti dal grafo dei commenti. L'intersezione ottenuta è riportata nella figura 4.26. In questo caso, sono soltanto due gli utenti che non rientrano nell'intersezione.

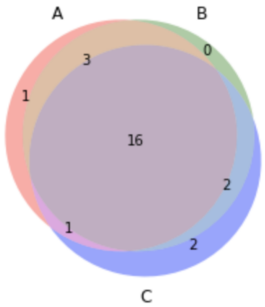

Figura 4.25. Intersezione tra gli utenti con misure di centralità più alte in *G-4* submission

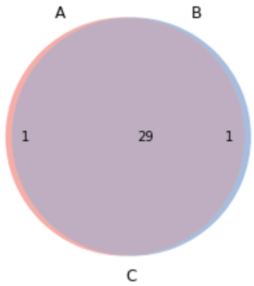

Figura 4.26. Intersezione tra gli utenti con misure di centralità più alte in *G-4* commenti

Gli utenti così ottenuti sono stati uniti per formare il gruppo di utenti su cui abbiamo, poi, proseguito lo studio.

Questo gruppo, formato da 43 utenti, rappresenta un insieme di utenti che si muove su almeno quattro delle comunità che abbiamo considerato. Gli utenti che ne fanno parte hanno, inoltre, un ruolo influente, in quanto appaiono nella prima metà della classifica per ogni misura di centralità che abbiamo calcolato.

5

Classificazione degli utenti multi-comunità

Nel capitolo corrente verranno analizzate le interazioni tra gli utenti per cercare di raffinare la backbone precedentemente estratta. In particolare, verranno visualizzati i grafi relativi alle interazioni, saranno riportate due analisi approfondite di coppie di utenti e verrà definita una nuova metrica per quantificare l'interazione. Infine, verranno presentati due tentativi di clustering sulla backbone preliminare.

5.1 Interazioni tra gli utenti

Il passo successivo della nostra analisi ha avuto come obiettivo quello di approfondire la comprensione delle interazioni degli utenti che comprendevano la nostra backbone preliminare, composta dai 43 utenti precedentemente estratti basandoci sui subreddit comuni e sulle misure di centralità.

Abbiamo considerato un'interazione minima tra due utenti come un qualsiasi commento di uno a una qualsiasi submission dell'altro. Al crescere del numero di commenti che i due utenti si scambiano vicendevolmente la forza dell'interazione aumenta. Questa viene quantificata attraverso la somma del numero di commenti di questo tipo che sono stati postati.

5.1.1 Grafi delle interazioni

Sulla base della definizione di interazione precedentemente descritta, abbiamo costruito una serie di grafi che ci permettessero di visualizzare la forza delle interazioni tra gli utenti considerati.

I grafi costruiti sono stati 4, ognuno dei quali relativo ad un tipo specifico di interazione, ricavata a partire dalla definizione precedentemente data:

- *Grafo delle interazioni:* costruito utilizzando esattamente la definizione di interazione data. In questo caso due utenti risultano connessi anche se soltanto uno dei due ha interagito, ovvero commentato le submission dell'altro. Il grafo è mostrato nella Figura 5.1 e la dimensione di un arco, per questo e per i prossimi grafi, è proporzionale all'intensità dell'interazione, ovvero al numero di commenti complessivi postati a vicenda nelle rispettive submission.

- *Grafo delle interazioni di livello 1:* in questo caso sono stati considerati soltanto i commenti di primo livello, ovvero quelli postati direttamente sotto la submission e non in risposta ad altri commenti. Questo perché è più probabile che i commenti di questa tipologia rappresentino una risposta diretta alla submission e al suo autore, rispetto a quelli che avvengono in una catena di commenti, la quale, solitamente, è indice di una discussione. Il grafo ottenuto è mostrato nella Figura 5.2.
- *Grafo delle interazioni mutue:* vengono considerate soltanto le coppie di utenti che, tra di loro, si sono commentati a vicenda le rispettive submission, indipendentemente dalla tipologia di commenti. Un arco di questo tipo indica un'interazione forte in cui gli utenti si sono vicendevolmente presi in considerazione. Il grafo ottenuto è mostrato nella Figura 5.3.
- *Grafo delle interazioni mutue di livello 1:* è costruito utilizzando il criterio più stringente, ovvero si considerano solo le coppie di utenti che interagiscono mutuamente tramite commenti di primo livello. Il grafo è mostrato nella figura 5.4.

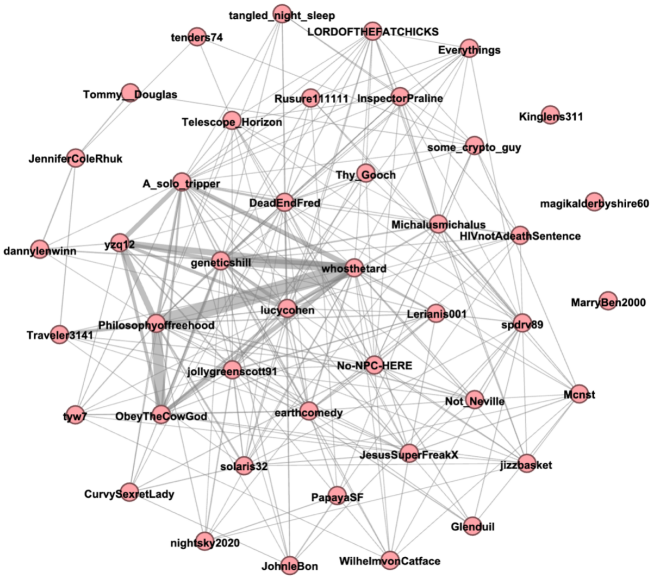

Figura 5.1. Grafo delle interazioni tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare

Mano a mani che il criterio per considerare l'interazione come valida diventa via via più stringente, il numero degli utenti cala. Nei primi due grafi il numero dei nodi è pari a 40. Quindi, soltanto 3 utenti della backbone preliminare non interagiscono in nessun modo con gli altri. Gli archi sono, rispettivamente, 246 per il primo grafo e 178 per il secondo.

Nei restanti due grafi, dove si aggiunge il criterio della mutua interazione, gli utenti scendono a 20 in quello che considera anche i commenti di secondo livello,

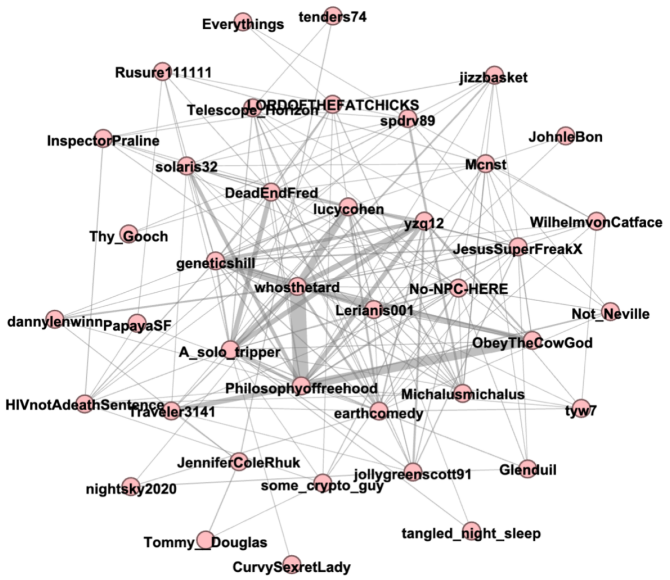

Figura 5.2. Grafo delle interazioni di livello 1 tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti

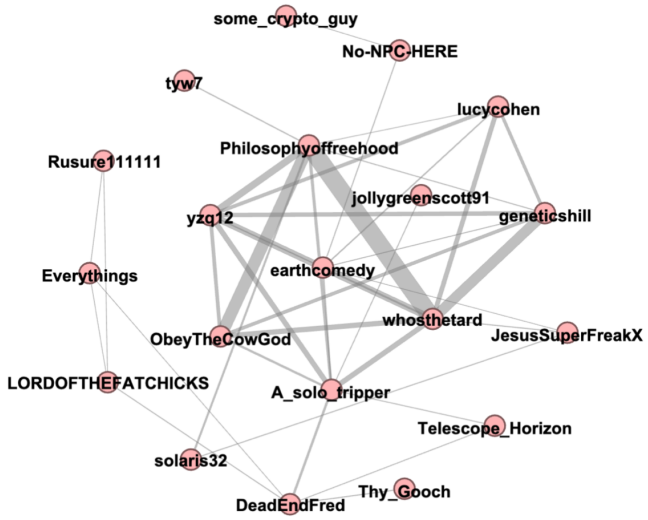

Figura 5.3. Grafo delle interazioni mutue tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti

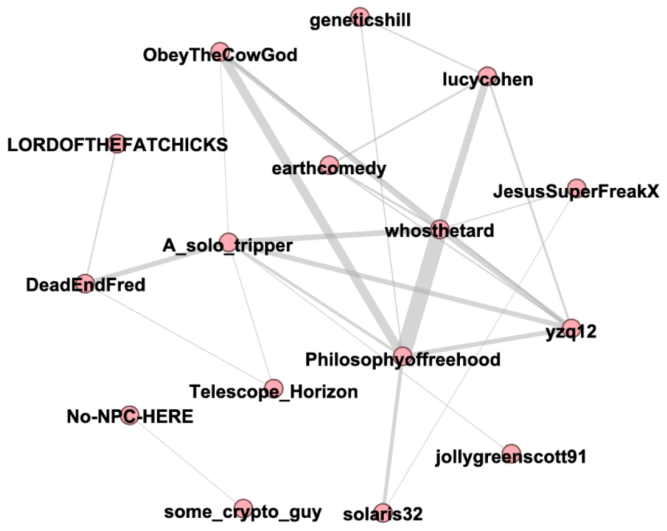

Figura 5.4. Grafo delle interazioni mutue e di livello 1 tra gli utenti appartenenti alla backbone preliminare; i nodi isolati sono stati nascosti

mentre scendono a 16 in quello in cui si considerano solo quelli di primo. Gli archi sono, rispettivamente, 40 e 26.

Risulta interessante notare come, all'interno dei primi 3 grafi, sia presente un nucleo di utenti che interagisce fortemente, che risulta ancora lievemente visualizzabile nel grafo con interazioni mutue di primo livello.

Gli utenti che compongono i vari nuclei visibili sono pressoché gli stessi. Il passo successivo è stato selezionare alcune di queste coppie di utenti e analizzarle in maniera più approfondita, per comprenderne meglio i comportamenti singoli e le interazioni.

5.1.2 Analisi approfondita coppie di utenti

Alcune coppie di utenti, prese tra coloro che hanno mostrato forti interazioni nei grafi precedenti, sono state studiate in maniera più approfondita, al fine di comprendere quali potessero essere le feature più importanti per discriminarle.

Gli utenti considerati sono stati estratti a partire dal nucleo del grafo relativo alle interazioni mutue. Nelle seguenti sottosezioni vengono riportati due esempi di questo tipo di analisi.

In queste analisi, quando si utilizza il termine *commento/i*, si farà riferimento a quelli postati sotto le submission dell'altro utente della coppia.

u/Philosophyoffreehood - u/whosthetard

Questa analisi riguarda gli utenti *Philosophyoffreehood* e *whosthetard*. Nel grafo relativo alle interazioni mutue il peso dell'arco che li connette è pari a 481. Nella

Tabella 5.1 sono riportati i dati numerici riguardanti l'interazione. Da questi è subito possibile notare come la relazione, anche se mutua, non è simmetrica: l'utente *whosthetard* tende a commentare molto di più i post dell'altro utente.

Utente	*Num. submission*	*Num. commenti*	*Num. commenti Lv1*	*Num. commenti Lv2*
Philosophyoffreehood	1615	24	12	12
whosthetard	1119	457	94	363

Tabella 5.1. Dati numerici sull'interazione tra gli utenti *Philosophyoffreehood* e *whosthetard*

L'utente *Philosophyoffreehood* ha un numero di submission postate molto alto,; tuttavia, soltanto 56 dei suoi post sono un contenuto testuale: la maggioranza sono link a fonti e contenuti esterni. Per quanto riguarda i commenti fatti, questi sono soprattutto commenti ironici e battute, postati quasi tutti nel subreddit r/TrueAntiVaccination.

L'utente *whosthetard* ha un numero di submission postate più basso; di queste 231 rappresentano contenuti che mostrano al loro interno dei testi, mentre i restanti sono link a contenuti esterni. I commenti di questo autore sono più verbosi e contengono spesso argomentazioni contro i vaccini. Nei commenti di secondo livello si trovano, anche, diatribe con altri utenti.

Il topic di cui i due utenti parlano maggiormente è quello relativo ai vaccini, come confermato anche da un'analisi TF-IDF effettuata sui titoli delle submission e sui commenti fatti, in cui i termini con punteggio più alto fanno tutti riferimento a questo argomento.

Nelle Figure 5.5 e 5.6 viene mostrato quanto velocemente i due utenti tendano a commentarsi a vicenda. Questi istogrammi riportano sull'asse orizzontale le ore che intercorrono tra la pubblicazione di una submission e un commento pubblicato sotto di questa. È possibile notare come *whosthetard* tenda a commentare molto velocemente i post di *Philosophyoffreehood*, segno di supporto nei suoi confronti.

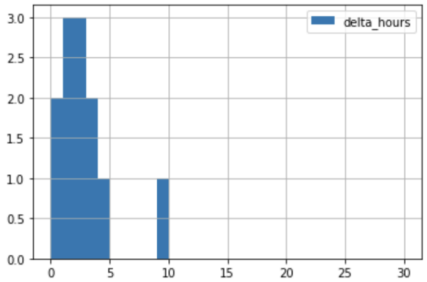

Figura 5.5. Distribuzione dei commenti di *Philosophyoffreehood* a *whosthetard* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti

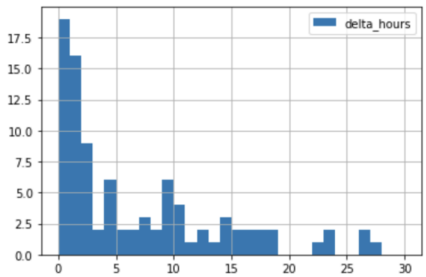

Figura 5.6. Distribuzione dei commenti di *whosthetard* a *Philosophyoffreehood* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti

u/A_solo_tripper - u/whosthetard

In quest'altra analisi verranno presi in considerazione l'utente *whosthetard*, visto in precedenza, e l'utente *u/A_solo_tripper*. In questo caso il peso dell'arco è più basso ed è pari a 128. Nella Tabella 5.2 sono riportati dati numerici relativi all'interazione. In questo caso siamo in presenza in una relazione simmetrica: il numero di commenti che i due utenti si sono fatti nelle rispettive submission è pressoché il medesimo.

Utente	*Num. submission*	*Num. commenti*	*Num. commenti Lv1*	*Num. commenti Lv2*
A_solo_tripper	386	60	17	43
whosthetard	1119	63	17	46

Tabella 5.2. Dati numerici sull'interazione tra gli utenti *A_solo_tripper* e *whosthetard*

L'utente *A_solo_tripper* tende a postare soltanto submission che rimandano a fonti esterne. I suoi commenti presentano argomentazioni negazioniste e nelle catene di commenti dibatte e litiga con altri utenti.

Lo stesso tipo di commenti sono postati dall'utente *whosthetard*. I due utenti tendono, quindi, a rafforzare le proprie posizioni vicendevolmente. La maggioranza delle interazioni tra di essi avviene su r/DebateVaccines.

Anche in questo caso il tema di cui i due utenti discutono maggiormente è quello relativo alla vaccinazione. Nella classifica dei termini usati dai due utenti, estratta tramite un'analisi TF-IDF, compaiono, anche, termini come *die*, *reaction* e *bill*.

Nelle Figure 5.7 e 5.8 sono riportate le tempistiche delle interazioni. *A_solo_tripper* tende ad essere molto più veloce nel commentare le submission di *whosthetard*, il quale invece ha una distribuzione più uniforme, con commenti che vengono postati anche il giorno successivo a quello della submission. Ciò potrebbe essere indice di asimmetria nel supporto che i due utenti si danno a vicenda, anche se il numero dei commenti postati da entrambi risulta pressoché lo stesso.

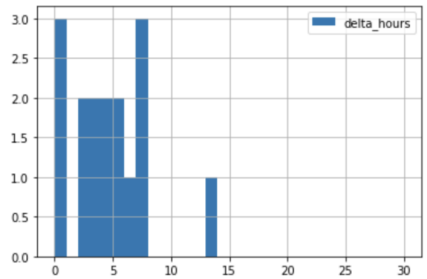

Figura 5.7. Distribuzione dei commenti di *A_solo_tripper* a *whosthetard* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti

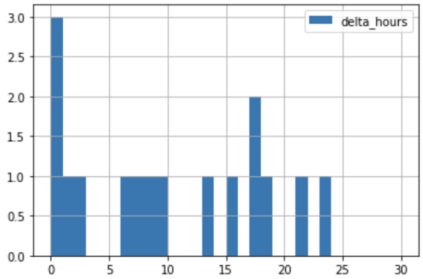

Figura 5.8. Distribuzione dei commenti di *whosthetard* a *A_solo_tripper* in relazione alle ore passate tra le pubblicazioni delle submission e i commenti

L'analisi delle varie coppie ci ha mostrato come gran parte dell'interazione avvenga in vari subreddit di piccole o medie dimensioni. Nelle comunità più grandi, come, ad esempio, r/Conspiracy e r/NoNewNormal, a causa della loro scala, è probabile che i rapporti tra utenti si indeboliscano, in quanto si riduce drasticamente la probabilità di imbattersi nel contenuto di un utente che si conosce.

Ad esempio, gli utenti *whosthetard* e *philosophyoffreehood* risultano membri e, a volte, moderatori di decine di piccole comunità contro il vaccino in cui sono presenti numerosi cross-post che rimandano ad altre comunità, sia piccole che grandi, riguardanti lo stesso topic. Il dataset utilizzato non offre la possibilità di sapere rispetto a quali subreddit un utente è moderatore; per ottenere informazioni di questo tipo è stato necessario visualizzare i profili degli utenti su Reddit.

5.1.3 Definizione metrica supporto

Dallo studio delle interazioni tra coppie di utenti siamo riusciti a comprendere che, oltre al numero di submission e di commenti fatti, sarebbe stata necessaria anche una metrica per quantificare l'interazione con gli altri utenti, al fine di realizzare un'attività di clustering capace di individuare questo gruppo di utenti.

Basandoci sui grafici relativi ai commenti postati in un certo intervallo temporale a partire dalla pubblicazione della submission, abbiamo definito la metrica *supporto*. Questa viene calcolata per un utente in relazione ad un altro e utilizza due parametri:

- *numero ore*: il range di ore che consideriamo dalla pubblicazione della submission;
- *numero minimo commenti*: il numero minimo di commenti che devono essere stati fatti verso le submission dell'altro utente nelle prime *numero ore*.

La metrica viene calcolata come una somma pesata dei commenti fatti da un utente all'altro nelle prime *numero ore*. Il peso vale $1/numero_ora$. Ad esempio, il numero dei commenti postati nella seconda ora verrà moltiplicato per 1/2. Il parametro *numero commenti minimi* funge da filtro in modo tale da considerare come interazioni di supporto soltanto quelle che si ripetono più volte nel tempo. Un utente che ha un numero di commenti, effettuati nelle prime *numero ore*, minore del minimo, fornirà un supporto all'altro utente pari a 0.

È possibile visualizzare questa metrica tramite un grafo diretto in cui ogni arco ha un nodo di partenza e uno di arrivo. Ciò perché il supporto, a differenza dell'interazione, non è una misura simmetrica: utenti potrebbero ricevere supporto senza fornirlo, o viceversa. Nei grafi vengono riportati soltanto gli archi aventi un supporto maggiore di 0.

Nella Figura 5.9 è mostrato il grafo ottenuto impostando *numero ore* a 5 e *numero commenti* a 10. La dimensione della punta della freccia indica l'intensità del supporto. Dal grafo, composto da 13 nodi, si può notare come, all'interno di questo gruppo di utenti, siano prevalenti archi monodirezionali, indice del fatto che, con i parametri che abbiamo impostato, molti utenti tendano soltanto a dare o ricevere supporto, con alcune poche eccezioni.

Un secondo grafo, relativo alla medesima metrica, è mostrato nella Figura 5.10. In questo caso il *numero commenti minimo* è stato posto uguale a 7. È possibile

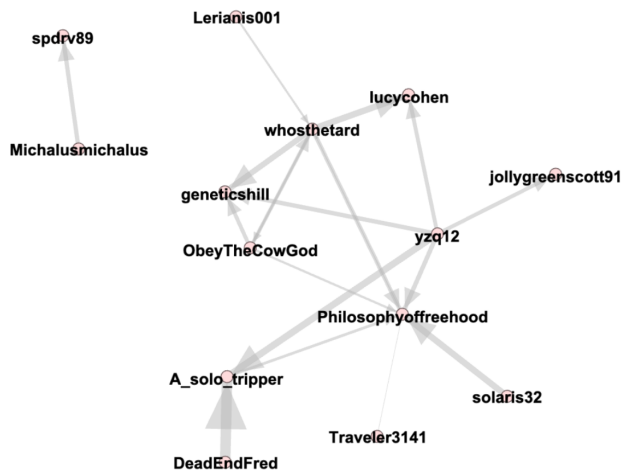

Figura 5.9. Grafo relativo al supporto con *numero ore* = 5 e *commenti minimi* = 10

notare come, in seguito ad un piccolo allentamento dei vincoli, aumentino in particolare gli archi, passando da 19 a 31, mentre i nodi passano da 13 a 16. Risulta, ora, possibile individuare a occhio alcuni utenti che ricevono molto supporto.

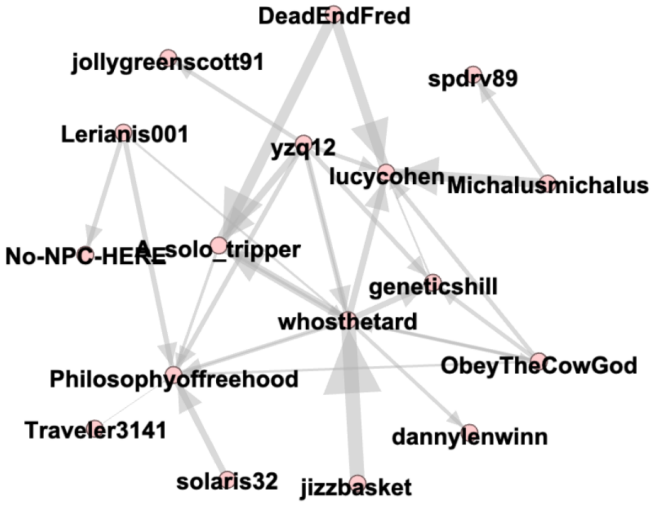

Figura 5.10. Grafo relativo al supporto con *numero ore* = 5 e *commenti minimi* = 7

Spiccano, in particolare, gli utenti *whosthetard*, *Philosophyoffreehood*, *lucycohen*, *A_solo_tripper*, *ObeyTheCowGod*, *geneticshill* e *yzq12*. Questi possono essere considerati come facenti parte del nucleo della nostra backbone.

Questa metrica ci permette quindi di individuare quali sono gli utenti a cui viene tendenzialmente data più attenzione, e ci consente di quantificare, per ogni utente, sia il supporto che gli viene fornito sia quello che egli fornisce.

5.2 Clustering

Avendo raffinato la backbone individuata tramite l'analisi delle interazioni tra gli utenti, siamo, poi, passati ad effettuare degli esperimenti di clustering per vedere se, con le metriche a nostra disposizione, fosse in qualche modo possibile raggruppare questa tipologia di utenti.

Il clustering consiste in un processo, implementabile tramite tante tecniche differenti, che riceve in ingresso un insieme di dati non etichettati, ciascuno composto dal medesimo insieme di feature. L'obiettivo è quello di suddividere lo spazio delle feature in vari insiemi ed etichettare ogni dato con il gruppo a cui appartiene. Il clustering ci consente, quindi, di effettuare raggruppamenti dei dati in input e rientra nella categoria delle tecniche di "apprendimento non supervisionato".

L'algoritmo utilizzato in questo caso è *K-Means*. Questo algoritmo necessita di un parametro che indichi il numero di cluster, ovvero gruppi che vogliamo avere in uscita, e basa il suo funzionamento sulla distanza dei punti dai centri dei cluster, che vengono inizializzati in maniera casuale.

Poiché nei nostri esperimenti abbiamo utilizzato sempre un numero di feature maggiore di due, ci siamo anche serviti di una tecnica di riduzione dimensionale. Nel nostro caso abbiamo usato una tecnica chiamata *PCA*, acronimo di Principal Component Analysis. Essa riceve in input dati costituiti da un insieme di feature e, tramite una proiezione sulle feature a maggiore varianza, restituisce in output dati con un insieme di feature ridotto, cercando di minimizzare la perdita del contenuto informativo. Nel nostro caso la *PCA* è stata utilizzata per ottenere dei dati caratterizzati da due feature.

I dati, prima di essere forniti in input alla *PCA* e a *K-Means*, sono stati standardizzati sottraendo la media e dividendo il risultato per la varianza.

La libreria Python utilizzata per gli esperimenti fatti è stata `scikit-learn`, la quale mette a disposizione una grande quantità di algoritmi relativi all'ambito del machine learning.

L'insieme di feature che sono state inizialmente estratte dal dataset per ogni utente della backbone preliminare sono le seguenti:

- *max_support:* massimo supporto ricevuto da un altro utente;
- *mean_support:* supporto medio ricevuto da tutti gli altri utenti;
- *max_given_sup:* supporto massimo offerto ad un altro utente;
- *mean_given_sup:* supporto medio offerto agli altri utenti;
- *num_post:* numero di submission effettuate da un utente;
- *num_com:* numero di commenti effettuati da un utente;
- *avg_score_post:* media degli score delle submission postate;
- *received_com_43:* numero di commenti ricevuti da altri utenti della backbone preliminare;
- *avg_score_com:* media degli score dei commenti postati;

- *post_with_link:* numero di submission postate che rimandano a contenuti esterni;
- *avg_num_crosspost:* media del numero di volte che una submission è stata cross-postata in altri subreddit;
- *max_num_crosspost:* massimo numero di cross-post ricevuti da una submission;
- *avg_received_com:* media del numero di commenti ricevuti sotto ogni submission;
- *avg_com_first_hour:* media dei commenti ricevuti in ogni submission nella prima ora.

Le misure di correlazione tra le varie feature sono mostrate nella heatmap in Figura 5.11.

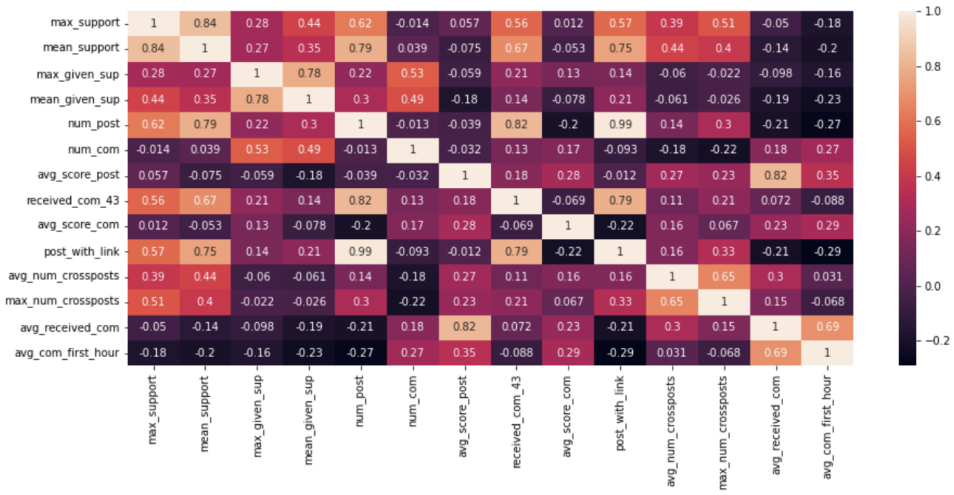

Figura 5.11. Heatmap della correlazione tra le feature estratte dal dataset; per gli utenti della backbone preliminare

Durante il lavoro sono stati effettuati vari tentativi di clustering, prendendo, volta per volta, insiemi di feature differenti, con il fine comprendere quali fossero le più discriminanti per il tipo di output che volevamo ottenere.

Nelle sottosezioni seguenti riportiamo due tentativi di clustering risultati significativi.

Esempio 1

Per questo esperimento abbiamo calcolato il supporto nelle prime 5 ore dalla pubblicazione di un post e abbiamo impostato un numero minimo di commenti pari a 7. Le feature utilizzate sono state:

- *max_support*
- *avg_score_post*
- *avg_num_crosspost*
- *max_given_sup*
- *avg_score_com*

Il numero di cluster, individuato tramite la tecnica dell'*elbow method*, è stato posto uguale a 3. Nella Figura 5.12 viene mostrata la posizione degli utenti nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA*.

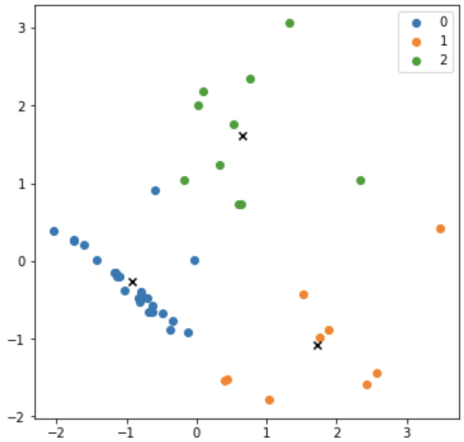

Figura 5.12. Visualizzazione dei cluster ottenuti nel primo esperimento, tramite l'algoritmo *K-Means*, nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA*

I risultati ottenuti sono riportati nella Tabella 5.3, gli utenti in grassetto sono quelli appartenenti al nucleo della backbone precedentemente definito. È possibile vedere come 6 dei 7 utenti del nucleo risultino appartenenti al medesimo gruppo, quello con label 2. Degli altri 4 utenti che compaiono, 2 di questi sono presenti anche nel grafo riportato nella Figura 5.9, ovvero quello con il supporto calcolato con i vincoli più stringenti, segno che sono comunque molto attivi all'interno della backbone. L'utente del nucleo *lucycohen*, che compare invece nel gruppo 1, è l'unico che ha un *given_sup* pari a zero; questo potrebbe essere uno dei motivi per cui compare in un altro gruppo rispetto agli altri.

Esempio 2

Per quest'altro esperimento abbiamo cercato di comprendere se la metrica di supporto, calcolata con vincoli meno stringenti, potesse comunque portare a buoni risultati nell'estrazione del nucleo della backbone. Il supporto, in questo caso, è stato calcolato considerando un range di 8 ore e impostando un numero di commenti minimo pari a 2. In questo caso - poiché il supporto, calcolato con questi parametri, poteva portare a valori molto alti anche per utenti che avessero ricevuto pochi commenti - abbiamo optato per utilizzare il supporto medio. Le feature utilizzate sono state:

- *mean_support*
- *avg_score_post*
- *avg_num_crosspost*
- *mean_given_sup*

Utente	*Label*
Rusure111111	0
Thy_Gooch	0
WilhelmvonCatface	0
earthcomedy	0
PapayaSF	0
tangled_night_sleep	0
Not_Neville	0
tenders74	0
Mcnst	0
MarryBen2000	0
Tommy__Douglas	0
Lerianis001	0
Kinglens311	0
JohnleBon	0
JesusSuperFreakX	0
JenniferColeRhuk	0
magikalderbyshire60	0
HIVnotAdeathSentence	0
Glenduil	0
Everythings	0
tyw7	0
CurvySexretLady	0
LORDOFTHEFATCHICKS	0
Traveler3141	0
nightsky2020	1
solaris32	1
No-NPC-HERE	1
some_crypto_guy	1
spdrv89	1
jollygreenscott91	1
InspectorPraline	1
Telescope_Horizon	1
lucycohen	1
A_solo_tripper	2
geneticshill	2
dannylenwinn	2
whosthetard	2
Philosophyoffreehood	2
ObeyTheCowGod	2
Michalusmichalus	2
DeadEndFred	2
jizzbasket	2
yzq12	2

Tabella 5.3. Risultati del primo esempio di clustering per gli utenti della backbone; il valore del campo label rappresenta il gruppo di appartenenza

- *num_post*
- *avg_score_com*

Anche in questo caso il numero di cluster, ricavato tramite la tecnica dell'*elbow method*, è stato posto uguale a 3. Nella Figura 5.13 viene mostrata la posizione degli utenti nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA*.

I risultati sono riportati nella Tabella 5.4; gli utenti del nucleo della backbone sono in grassetto. Come si può vedere, anche utilizzando una metrica di supporto meno stringente, riusciamo comunque a raggruppare insieme 5 dei 7 utenti del nucleo della nostra backbone, segno che la feature, insieme alle altre, può essere utilizzata per discriminare questo tipo di utenza fortemente attiva e interconnessa. Il gruppo

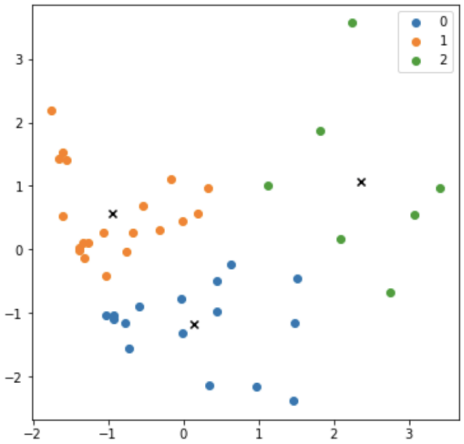

Figura 5.13. Visualizzazione dei cluster ottenuti nel secondo esperimento, tramite l'algoritmo *K-Means*, nello spazio delle feature ricavate tramite la *PCA*

risulta quello con il supporto ricevuto medio più alto ed è anche caratterizzato da un alto numero di submission e di score per le submission.

I 2 utenti del nucleo che compaiono nel gruppo 1 hanno sia un supporto ricevuto medio che uno score medio per submission più bassi rispetto a quelli del gruppo 2.

I risultati ottenuti sono soddisfacenti e ci mostrano come il gruppo di utenti molto attivi, precedentemente scoperto, possa essere individuato anche utilizzando tecniche di clustering, segno che questi utenti si differenzino particolarmente da altri della backbone. Nel prossimo capitolo descriveremo una nuova metrica di centralità che permetta di individuare questa tipologia di utenti in maniera meno onerosa.

Utente	*Label*
Rusure111111	0
Traveler3141	0
WilhelmvonCatface	0
No-NPC-HERE	0
Michalusmichalus	0
jizzbasket	0
Lerianis001	0
nightsky2020	0
solaris32	0
LORDOFTHEFATCHICKS	0
some_crypto_guy	0
InspectorPraline	0
Glenduil	0
DeadEndFred	0
JesusSuperFreakX	0
Telescope_Horizon	0
Tommy__Douglas	1
magikalderbyshire60	1
tangled_night_sleep	1
tenders74	1
earthcomedy	1
dannylenwinn	1
tyw7	1
yzq12	1
MarryBen2000	1
CurvySexretLady	1
PapayaSF	1
ObeyTheCowGod	1
Not_Neville	1
Everythings	1
Mcnst	1
HIVnotAdeathSentence	1
Thy_Gooch	1
Kinglens311	1
JohnleBon	1
JenniferColeRhuk	1
spdrv89	2
whosthetard	2
jollygreenscott91	2
geneticshill	2
Philosophyoffreehood	2
lucycohen	2
A_solo_tripper	2

Tabella 5.4. Risultati del secondo esempio di clustering per gli utenti della backbone; il valore del campo label rappresenta il gruppo di appartenenza

6

Definizione di una nuova metrica di centralità

In questo capitolo verranno illustrati i tentativi di individuazione degli gli utenti più attivi basati su misure di centralità classiche e i limiti riscontrati utilizzando tale approccio. In seguito, verrà proposta una nuova metrica di centralità per individuare tale tipologia di utenza e saranno mostrati i risultati ottenuti.

6.1 Limiti delle misure di centralità classiche

Arrivati a questo punto, abbiamo concentrato gli sforzi successivi sulla definizione di una nuova metrica per individuare la tipologia di utenza precedentemente descritta.

Il primo passo effettuato è stato selezionare un piccolo gruppo di utenti molto attivi all'intero di più comunità, con il fine di vedere come le misure di centralità classiche si comportano nell'individuarli. Le misure utilizzate sono quelle riportate nel Capitolo 4.

Il gruppo di utenti è stato selezionato a partire dal grafo delle interazioni mutue (Figura 5.3) e comprende: *Philosophyoffreehood*, *whosthetard*, *geneticshill*, *yzq12*, *ObeyTheCowGod* e *earthcomedy*.

Per valutare l'efficacia delle misure di centralità classiche abbiamo proiettato i 43 utenti della backbone estratta, nei grafi *G-4* relativi alle submission e ai commenti. Gli utenti *geneticshill* e *earthcomedy* compaiono soltanto in quello relativo alle submission e *ObeyTheCowGod* e *yzq12* soltanto in quello relativo ai commenti.

Su entrambi questi grafi sono state calcolate le misure di centralità. Nelle Figure 6.1-6.4 vengono riportati i risultati ottenuti utilizzando il grafo relativo alle submission. Come si può notare dai grafici, nessuna delle metriche riesce a raggruppare gli utenti selezionati; al contrario, essi risultano sparsi per tutto il range di valori. Il medesimo risultato si ottiene con il grafo relativo ai commenti.

Le misure di centralità classiche, applicate ai nostri grafi, non sembrano, quindi, in grado di estrarre questa tipologia di utenti fortemente attivi su più reti.

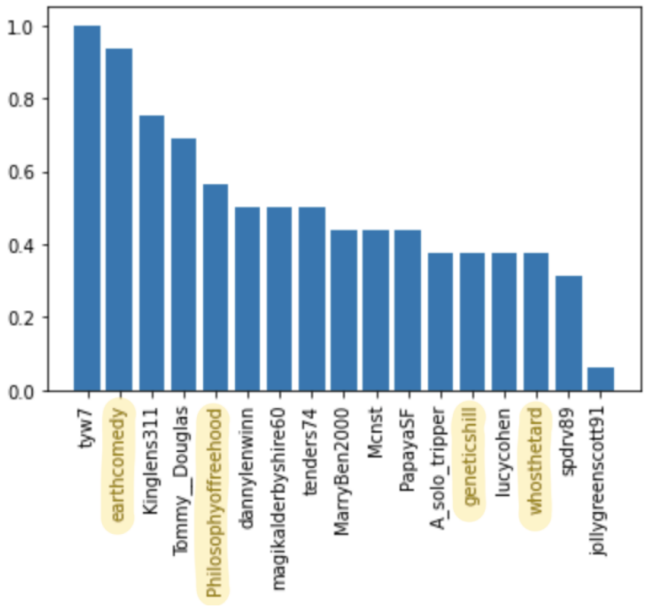

Figura 6.1. Classifica degli score per la degree centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato

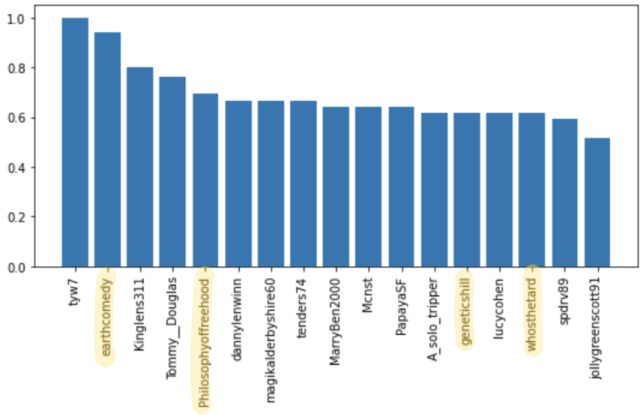

Figura 6.2. Classifica degli score per la closeness centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato

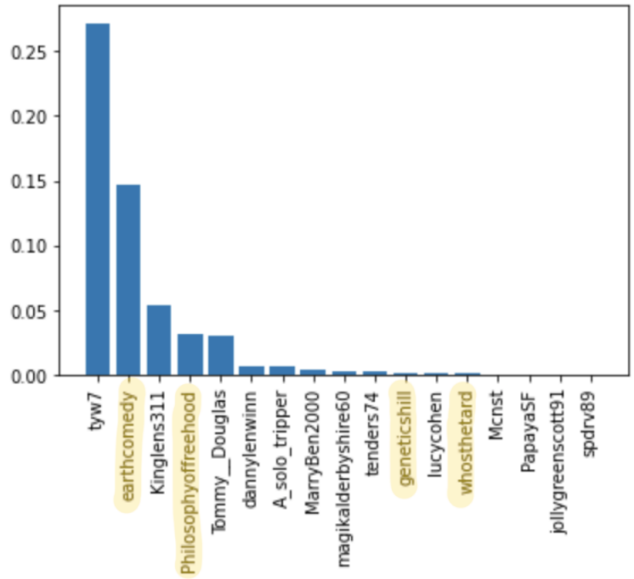

Figura 6.3. Classifica degli score per la betweenness centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato

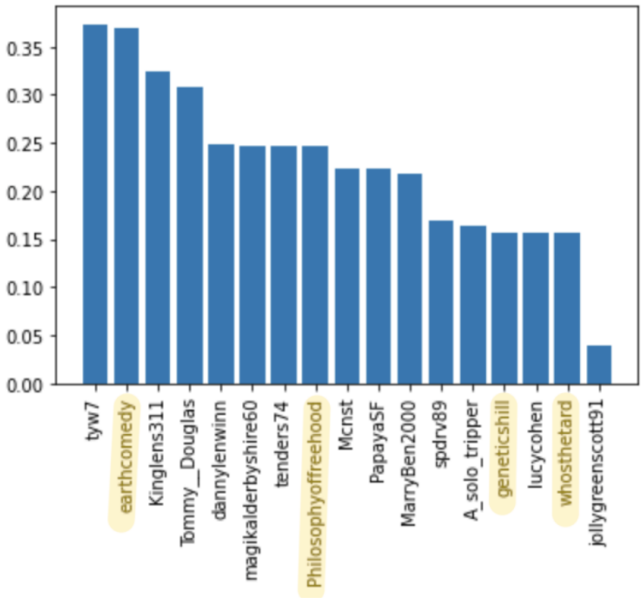

Figura 6.4. Classifica degli score per la eigenvector centrality, calcolata su *G-4* relativo alle submission; in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo selezionato

6.2 Nuova metrica

La nuova metrica definita, che chiameremo *bridge centrality*, ha lo scopo di individuare gli utenti che sono fortemente attivi nella diffusione di contenuto su più comunità. Uno degli obiettivi era quello di mantenerne basso il costo computazionale; di conseguenza non sono state utilizzate le misure di interazione e supporto precedentemente definite, le quali richiedono, invece, lunghi tempi di calcolo, soprattutto se applicate su grafi molto grandi.

Per ottenere tale risultato, data la conoscenza acquisita con le precedenti analisi, abbiamo inizialmente considerato una serie di feature per ogni ogni utente. Queste sono:

- subreddit connessi tramite le submission;
- subreddit connessi tramite i commenti;
- numero di submission;
- numero di commenti.

Questo insieme di feature permette di dare un punteggio ad ogni utente e ci offre un metodo per individuare gli utenti più attivi.

Tuttavia, un approccio limitato a queste metriche non ci fornisce alcuna informazione su quanto un utente sia effettivamente attivo all'interno di tutti i subreddit in cui posta contenuti. Ad esempio, un utente potrebbe avere un alto numero di subreddit connessi tramite le submission, ma potrebbe avere comunque raggiunto questo numero postando tante submission in un subreddit e pochissime negli altri.

Si è rivelato, quindi, necessario aggiungere una metrica che ci consentisse di comprendere e quantificare quanto, in media, un utente posti contenuti in comunità differenti.

6.2.1 Herfindahl index

La metrica che abbiamo utilizzato deriva dal campo della finanza e si chiama *Herfindahl index*. Questo indice viene utilizzato per quantificare la competizione all'interno di un settore industriale di riferimento, basandosi sulle quote di mercato delle aziende che ne fanno parte.

Un mercato competitivo, composto da più aziende che hanno quote di mercato paragonabili, avrà un indice basso. Indici alti indicano, invece, mercati in cui un concorrente ha una fetta di mercato molto più ampia degli altri.

La formula per calcolare l'indice, dato un mercato di riferimento e le aziende che ne fanno parte, è la seguente:

$$H = \sum_{i=1}^{N} s_i^2$$

con s_i che rappresenta la quota di mercato dell'azienda i-esima e che assume valori compresi tra 0 e 1.

Nel nostro contesto la formula può essere riadattata per comprendere quanto un utente sia mediamente attivo su più comunità. Per ogni utente, l'indice viene calcolato sia per le submission che per i commenti, basandosi sulla distribuzione dei contenuti sulle varie comunità.

Nel nostro caso s_i rappresenta la quota di submission o commenti che sono stati postati dall'utente sull'i-esimo subreddit. Un Herfindahl index alto indicherà utenti che sono sbilanciati nella pubblicazione dei loro contenuti, mentre uno basso indicherà coloro che tendono a diffondere equamente i loro contenuti nelle comunità di cui fanno parte.

Abbiamo, quindi, integrato questa misura alle feature descritte in precedenza.

6.2.2 Risultati ottenuti

Per calcolare il valore della *bridge centrality*, sono state calcolate, per ogni utente, le seguenti misure:

- subreddit connessi tramite le submission;
- subreddit connessi tramite i commenti;
- numero di submission;
- numero di commenti;
- *Herfindahl Index* relativo alle submission;
- *Herfindahl Index* relativo ai commenti.

In seguito, per ogni misura, gli utenti sono stati ordinati in base allo score ottenuto. Nelle Figure 6.5 e 6.6 sono riportate le classifiche degli utenti in relazione ai subreddit connessi tramite le submission e i commenti; nelle Figure 6.7 e 6.8 sono mostrate le classifiche relative al numero di submission e di commenti postati, mentre nelle Figure 6.9 e 6.10 quelle relative all'*Herfindahl Index*.

Come si può notare dai grafici, alcune di queste misure tendono a spostare il gruppo di utenti di nostro interesse verso un lato della classifica. I risultati parziali migliori si ottengono considerando il numero di subreddit connessi e i due *Herfindahl Index*.

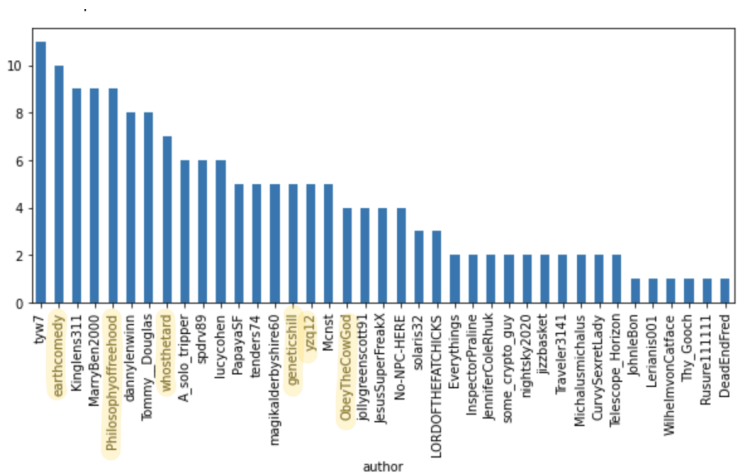

Figura 6.5. Classifica degli utenti ordinati per subreddit connessi tramite le submission

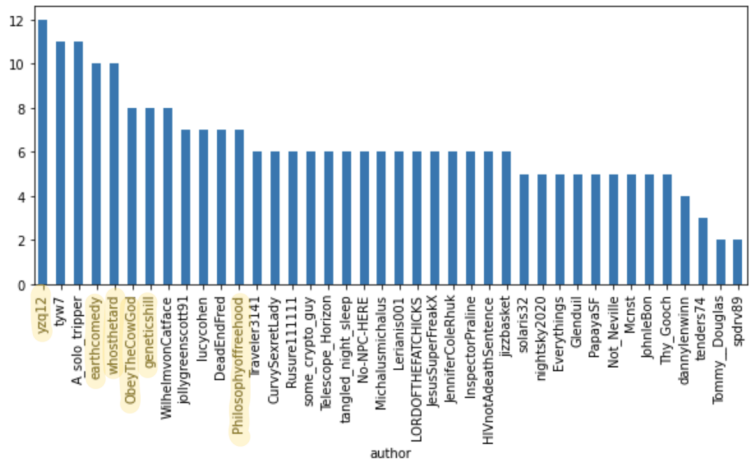

Figura 6.6. Classifica degli utenti ordinati per subreddit connessi tramite i commenti

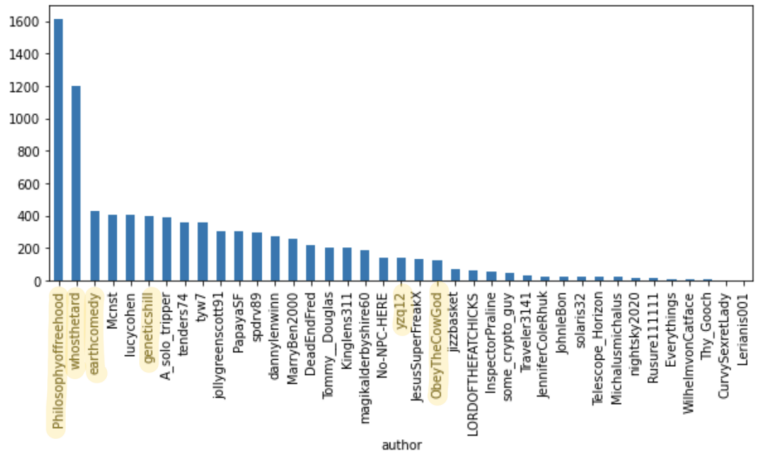

Figura 6.7. Classifica degli utenti ordinati per numero di submission postate

A seconda della posizione che un utente ricopre all'interno dell'ordinamento, gli viene assegnato un punteggio che va da 0 a un massimo di 42. Per le metriche relative ai contenuti postati e ai subreddit connessi, il punteggio massimo è stato assegnato a quegli utenti con i valori più alti. Al contrario, nel caso dei due *Herfindahl Index*, il punteggio massimo è stato assegnato a quegli utenti che avevano i valori più bassi, ma comunque maggiori di 0.

Per ogni utente i punteggi così ottenuti sono stati sommati per ottenere il valore della metrica *bridge centrality*. I risultati ottenuti sono mostrati in Figura 6.11. Come è possibile notare, la nostra misura riesce ad assegnare un valore alto a tutti gli utenti selezionati inizialmente per il loro alto grado di attività.

Tra questi compaiono altri 4 utenti che non avevamo inserito nel gruppo iniziale. Tuttavia, 2 di questi 4, ovvero *lucycohen* e *A_solo_tripper*, risultano appartenenti al

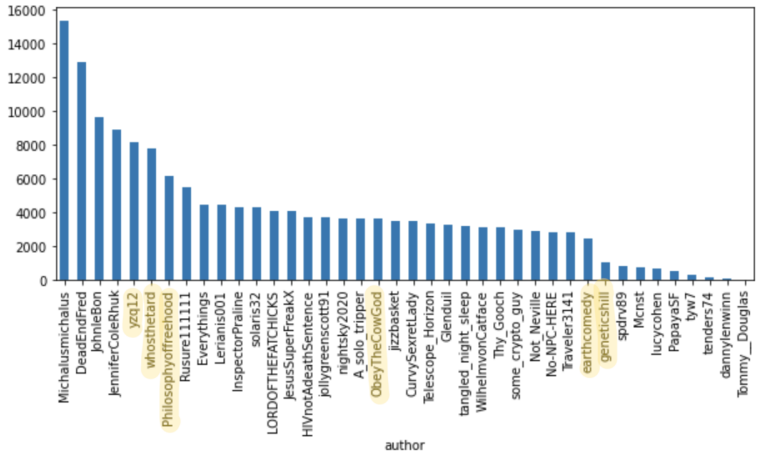

Figura 6.8. Classifica degli utenti ordinati per numero di commenti postati

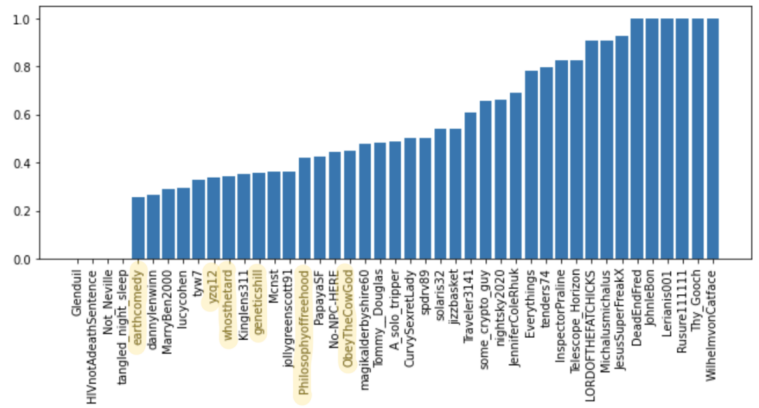

Figura 6.9. Classifica degli utenti ordinati per *Herfindahl Index* calcolato sulle submission

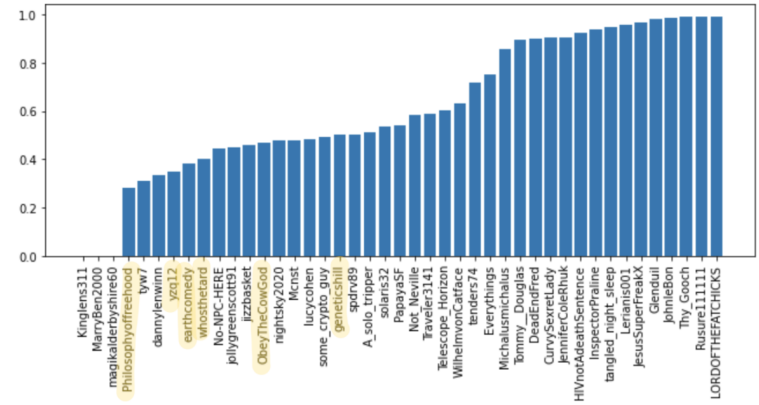

Figura 6.10. Classifica degli utenti ordinati per *Herfindahl Index* calcolato sui commenti

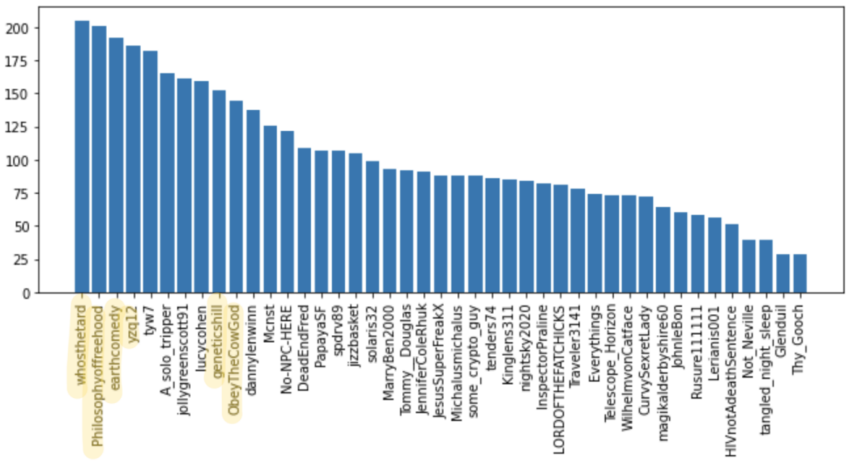

Figura 6.11. Ranking degli utenti ottenuto utilizzando la *bridge centrality*, in giallo sono evidenziati gli utenti del gruppo preso in considerazione all'inizio del capitolo

nucleo della backbone che era stato definito nel Capitolo 5. Invece, *jollygreenscott91* compare nel grafo in Figura 5.9, quello ottenuto utilizzando il criterio di supporto più stringente. Per quanto riguarda l'utente *tyw7*, esso è risultato attivo su numerose comunità, soprattutto per quanto riguarda le submission postate, e, dal grafo in Figura 5.1, è possibile notare come abbia interagito con molti degli utenti del gruppo definito all'inizio di questo capitolo. Anche questi 4 utenti risultano, quindi, fortemente compatibili con la tipologia di utenti che la nostra metrica si propone di rilevare.

La metrica *bridge centrality* risulta, quindi, in grado di individuare utenti molto attivi, in maniera equilibrata, su più comunità. Data la tipologia di contenuti che vengono postati nelle comunità che abbiamo considerato, questi utenti possono essere considerati come diffusori di disinformazione e di estremo scetticismo.

7

Letteratura correlata

La Social Network Analysis è un argomento che sta diventando sempre più rilevante nell'ambito della Data Science Research. Ciò è dovuto alla crescita e alla diffusione delle piattaforme online per il social networking. Le persone che si connettono tramite i social network creano collegamenti tra di loro. Tuttavia, non tutti gli utenti contribuiscono alla trasmissione delle informazioni allo stesso modo, coloro che connettono due comunità, che altrimenti sarebbero isolate, giocano un ruolo cruciale nel flusso delle informazioni all'interno della rete.

In [8], gli autori hanno cercato di trovare proprietà che caratterizzano questi utenti, chiamati *bridge*, che meritano un'attenzione speciale. Questi tipi di nodi sono così importanti che gli autori di [10] hanno presentato un metodo basato su Adaptive Opinion Control per manipolare le informazioni dei nodi bridge all'interno di una rete e hanno introdotto una strategia chiamata "adaptive bridge control" (ABC). Identificare gli utenti bridge può aiutare ad ottenere informazioni da diversi punti di vista; il lavoro presentato in questa tesi provvede a dare un contributo in questo contesto.

Data la sua importanza, lo studio e l'identificazione dei bridge ha ricevuto molta attenzione nella letteratura [4, 5, 14].

In particolare, gli autori di [14] propongono un approccio per identificare i bridge basato su un modello di classificazione; tale metodo considera sia le caratteristiche topologiche che i dati relativi al sentimento dell'utente, ricavati da una multilayer social network, per comprendere se un nodo è un bridge o meno. I risultati di questa analisi sono poi utilizzati per migliorare il targeting di una campagna di marketing. Il nostro approccio si differenzia da [14] perché nel nostro caso non viene utilizzata la sentiment analysis e non condividiamo il clustering coefficient delle reti utilizzate, come succede in [14].

In [5] gli autori descrivono un metodo per identificare i bridge più critici all'interno di una social network e per assegnare loro uno score. In particolare, definiscono un modello per la predizione di un collegamento con il fine di anticipare l'evoluzione delle dinamiche di una rete. Il metodo proposto in [5] e il nostro condividono alcune similarità, tra cui l'identificazione dei più importanti nodi bridge in una rete, tuttavia, essi utilizzano metodi differenti per estrarli e, soprattutto, a differenza di [5], l'obiettivo del nostro approccio è l'identificazione dei massimi diffusori di informazione in una rete.

Gli autori di [4] introducono la nozione di k-bridge, ovvero utenti che appartengono a k comunità;successivamente, essi presentano un algoritmo per l'estrazione dei k-bridge basato sulla loro proprietà anti-monotona. Gli autori applicano l'algoritmo nello scenario del social network Yelp. L'approccio presentato in questa tesi, anche se mira all'estrazione dei bridge come in [4], non fa leva sulla proprietà anti-monotona ma su una tecnica basata su una nuova misura di centralità. L'introduzione di questa misura, chiamata *bridge centrality*, permette di estrarre i nodi bridge che rappresentano il nucleo dei diffusori di informazioni in una social network.

Per quanto riguarda quest'ultimo aspetto, varie misure di centralità sono state già state presentate in letteratura per la classificazione dei nodi di una rete, ma molte di queste considerano soltanto un singolo aspetto della rete per volta. Le principali misure di centralità sono esposte in [11]; in questo paper gli autori presentano le principali caratteristiche per ognuna. Ogni misura è realizzata per risolvere uno specifico problema e, spesso, non offre una visione comprensiva delle principali caratteristiche delle rete. Per questo motivo, il nostro approccio è basato su alcune delle metriche tradizionali presentate in [11], combinandole in modo da considerare più aspetti per volta per ogni nodo della rete.

Il nostro approccio è applicato a un dataset ottenuto da Pushshift [1], costituito da una collezione di dati ricavati da Reddit. Questo social network è il soggetto di molte ricerche ed è diviso in comunità tematiche chiamate subreddit. In questo contesto [2, 9] hanno realizzato ricerche sul mapping degli utenti in base al loro ruolo all'interno di una comunità e sull'individuazione dei principali argomenti di interesse all'interno di queste. In [2] gli autori descrivono un metodo per estrarre automaticamente i leader, chiamati anche "answer-persons", da queste comunità.

Il nostro lavoro mira ad ottenere un'identificazione automatica dei principali diffusori di informazione all'interno delle comunità; questi utenti individuati, però, non coincidono necessariamente con i leader. Il lavoro presentato in [9] si occupa di creare una mappa di interessi di una comunità utilizzando la sua backbone network. Questo metodo permette di individuare differenti meta-comunità all'interno di una comunità più grande. Anche se il nostro approccio si occupa dell'estrazione di una backbone, questo processo non avviene basandosi sugli interessi degli utenti ma sulla diffusione delle informazioni tra di essi.

Le backbone all'interno delle reti sono un argomento molto studiato in letteratura perché, al crescere della dimensione della rete, sono necessarie strutture per memorizzare le informazioni essenziali lasciando fuori il resto. La ricerca in questo campo si focalizza su come identificare le backbone di utenti e su come utilizzarle [6, 3]. Gli autori di [3] discutono il processo di estrazione di una backbone sul traffico di una rete. Essi combinano l'informazione strutturale della rete con le informazioni funzionali, come, ad esempio, le attività eseguite. Utilizzando questo metodo ottengono una backbone con un piccolo numero di archi che sono relativi a un grande numero di attività. Il nostro lavoro considera un social network i cui gli utenti svolgono sempre attività simili e, per questo motivo, l'approccio descritto in [3] non può essere utilizzato per l'identificazione di una backbone nella rete da noi considerata. In [6] gli autori hanno presentato backbone basate su attributi, ovvero strutture capaci di rappresentare la connettività in una rete con attributi. Tali backbone sono estratte tramite tecniche euristiche. Questo approccio differisce dal nostro in quanto, mentre le tecniche euristiche devono essere cambiate in relazione allo scenario,

la misura di centralità che utilizziamo non modifica la sua formulazione.

Un'altro tema rilevante in letteratura in cui ci imbattiamo è quello della community detection all'interno di una social network. In questo campo, molti studi realizzati hanno mostrato una grande quantità di possibili tecniche per l'identificazione delle comunità. Una linea di ricerca utilizza reti neurali per l'identificazione di comunità all'interno di un gruppo di elementi [15, 13, 12]. In questo modo, allenando la rete neurale con dati relativi ad opportuni campioni, si ottiene un modello capace di identificare comunità. Il risultato dipende dal tipo di rete neurale scelta e dalla sua configurazione. L'utilizzo del deep learning porta alla necessità di fornire in input alla rete neurale la matrice di adiacenza del grafo. A volte, però, possono esserci problemi di prossimità spaziale nella matrice di adiacenza; quando ciò capita è necessaria una manipolazione che può essere complicata per grafi molto grandi. Il nostro lavoro non fa leva sul deep learning e, di conseguenza, non è affetto da questo problema. Infine, in [7] gli autori hanno presentato un approccio per la community detection basato sulla sentiment analysis dei post degli utenti. Con questa tecnica è possibile ottenere comunità basate sulle preferenze di un particolare topic rispetto a un altro; non è possibile, però, definire gli utenti che contribuiscono maggiormente alla propagazione delle informazioni all'interno della rete.

8

Conclusioni

In questo lavoro di tesi sono stati analizzati dati relativi a contenuti pubblicati su Reddit nel primo anno e mezzo di epidemia di COVID-19. In particolare, sono stati analizzati i comportamenti degli utenti in specifiche comunità, selezionate per il modo in cui queste trattavano i temi di epidemia e vaccini.

I principali obiettivi del lavoro riguardavano l'individuazione dell'eventuale esistenza di una backbone di utenti fortemente attivi nella diffusione di contenuti controversi e la definizione di un metodo per poterla determinare.

Le prime fasi del progetto sono state relative all'analisi dei dati a nostra disposizione, ottenuti da un dataset pubblico continuamente aggiornato. La fase di analisi esplorativa ci ha permesso di avere una panoramica sui dati in nostro possesso e, al contempo, di comprenderli e filtrarli. In particolare, sono stati visualizzati dati aggregati in relazione al tempo e alle comunità, sono state definite categorie di utenti e sono state costruite le prime reti.

L'analisi si è poi concentrata sugli utenti e sulla loro distribuzione all'interno delle comunità considerate. Tramite analisi empiriche, tecniche di social network analysis e di clustering è stata estratta una backbone di utenti fortemente attivi su più comunità e interagenti tra di loro.

Una volta definiti e individuati tali utenti, l'ultimo passo è stato quello di definire una metrica per poterli estrarre in maniera più rapida e meno computazionalmente onerosa rispetto ai metodi utilizzati in precedenza.

Abbiamo denominato questa nuova metrica *bridge centrality*. La *bridge centrality* ha l'obiettivo di estrarre gli utenti più attivi nella diffusione dell'informazione nell'ambito di un insieme di comunità. La metrica, oltre a dati relativi all'attività degli utenti, utilizza anche un indice adottato in ambito finanziario, ovvero l'*Herfindahl Index*, capace di quantificare l'equidistribuzione dei contenuti di un utente all'interno di più comunità.

I risultati ottenuti sono stati soddisfacenti. La nostra metrica è stata, infatti, in grado di assegnare score molto alti agli utenti appartenenti alla tipologia di utenza precedentemente individuata.

La *bridge centrality* può essere utilizzata per comprendere chi sono gli utenti che si occupano di far circolare maggiormente i contenuti all'interno di più comunità; può, quindi, fornire un valido strumento per individuare e bloccare la diffusione di contenuto malevolo all'interno di comunità controverse.

Sviluppi futuri potrebbero concentrarsi nel miglioramento della metrica. Essa potrebbe essere ampliata, o modificata, tramite l'utilizzo di altre feature semanticamente vicine all'obiettivo che la metrica si propone di raggiungere. Una di queste , ad esempio, potrebbe essere il numero di cross-post ricevuti da un utente.

Un'altra strada percorribile potrebbe essere quella di testare il nostro metodo su gruppo di comunità non controverse, per comprendere se attori di questa tipologia siano presenti anche anche in questi ambienti. Tale esperimento potrebbe aiutare a comprendere meglio le differenze tra l'utenza sana e quella malevola, in modo da raffinare i metodi di ricerca di quest'ultima.

Per concludere, un ulteriore sviluppo potrebbe essere relativo all'adattamento di questa misura a un altro social network, come, ad esempio, Twitter, e studiarne i risultati. In questo caso una possibile strada potrebbe essere quella di considerare una serie di hashtag al posto di un insieme di comunità.

Riferimenti bibliografici

1. J. Baumgartner, S. Zannettou, B. Keegan, M. Squire, and J. Blackburn. The pushshift Reddit dataset. In *Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM'20)*, volume 14, pages 830–839, Atlanta, GA, USA, 2020. AAAI Press.
2. C. Buntain and J. Golbeck. Identifying Social Roles in Reddit Using Network Structure. In *Proc. of the International Conference on World Wide Web (WWW 2014)*, page 615–620, Seoul, Korea, 2014. ACM.
3. S. Chawla, K. Garimella, A. Gionis, and D. Tsang. Backbone discovery in traffic networks. *International Journal of Data Science and Analytics*, 1(3):215–227, 2016.
4. E. Corradini, A. Nocera, D. Ursino, and L. Virgili. Defining and detecting k-bridges in a social network: the Yelp case, and more. *Knowledge-Based Systems*, 187:104820, 2020. Elsevier.
5. F. Gao, K. Musial, and B. Gabrys. A community bridge boosting social network link prediction model. In *Proceedings of the 2017 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining 2017*, pages 683–689, 2017.
6. S. Guan, H. Ma, and Y. Wu. Attribute-driven backbone discovery. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pages 187–195, 2019.
7. A. Kanavos, I. Perikos, I. Hatzilygeroudis, and A. Tsakalidis. Emotional community detection in social networks. *Computers & Electrical Engineering*, 65:449–460, 2018.
8. K. Musiał and K. Juszczyszyn. Properties of Bridge Nodes in Social Networks. In *Proc. of the International Conference on Computational Collective Intelligence (ICCCI 2009)*, pages 357–364, Wroclaw, Poland, 2009. Springer.
9. R. S. Olson and Z. P. Neal. Navigating the massive world of reddit: Using backbone networks to map user interests in social media. *PeerJ Computer Science*, 1:e4, 2015.
10. C. Qian, J. Cao, J. Lu, and J. Kurths. Adaptive bridge control strategy for opinion evolution on social networks. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 21(2):025116, 2011.
11. R. Ranjan Singh. Centrality measures: A tool to identify key actors in social networks. *arXiv e-prints*, pages arXiv–2011, 2020.
12. O. Shchur and S. Günnemann. Overlapping community detection with graph neural networks. *arXiv preprint arXiv:1909.12201*, 2019.
13. S. Sobolevsky. Recurrent graph neural network algorithm for unsupervised network community detection. *arXiv preprint arXiv:2103.02520*, 2021.
14. P. Vikatos, P. Gryllos, and C. Makris. Marketing campaign targeting using bridge extraction in multiplex social network. *Artificial Intelligence Review*, 53(1):703–724, 2020.

15. L. Wu, Q. Zhang, C.H. Chen, K. Guo, and D. Wang. Deep learning techniques for community detection in social networks. *IEEE Access*, 8:96016–96026, 2020.

Ringraziamenti

Un ringraziamento speciale va al Prof. Ursino, al Prof. Cauteruccio e Enrico per la splendida disponibilità mostrata durante tutto il corso del lavoro.

Un enorme grazie va anche a mia sorella, a mia madre e mio padre, per l'affetto costante e il continuo supporto datomi in questi anni.

Grazie anche ai miei nonni che, anche se ancora molto all'oscuro della materia che ho studiato, si sono sempre mostrati curiosi e interessati durante i buonissimi pasti che mi hanno offerto.

Ringrazio infine tutti gli amici che hanno condiviso come me momenti importanti in questi anni, e che hanno reso questo affascinante percorso di studi più leggero e divertente. Grazie a chi ha avuto la pazienza di avermi avuto come coinquilino, a chi mi ha portato in vacanza in luoghi stupendi e a chi ha sempre avuto la voglia di organizzare qualcosa per vedersi nelle poche occasioni possibili.