

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

Un modello e un approccio per determinare lo scope spaziale e temporale del sentimento di un utente in un piattaforma sociale

A model and approach to determine the spatial and temporal scope of the sentiment of a user in a social platform

Relatore

Prof. Domenico Ursino

Correlatori

Dott. Francesco Cauteruccio

Dott. Enrico Corradini

Candidato

Luigi Sciarretta

*Quando l'arciere tende la corda, può vedere
il mondo intero dentro il suo arco.
Quando segue il volo della freccia, questo mondo
gli si avvicina, lo accarezza,
dandogli la perfetta sensazione di aver compiuto il proprio dovere.*

Paulo Coelho, "Il Cammino dell' Arco"

Sommario

Il concetto di scope è stato introdotto nella Social Network Analysis per valutare l'autorevolezza e la capacità di persuasione di un utente nei confronti di altri utenti su una o più piattaforme sociali. In passato, è stato studiato in alcuni contesti specifici, ad esempio per valutare la capacità di un utente di diffondere informazioni in Twitter. In questa tesi, si propone una nuova indagine sullo scope, in quanto vogliamo valutare lo scope del sentimento di un utente su un topic. Viene proposta, inoltre, una definizione multidimensionale di scope. Infatti, oltre al tradizionale scope spaziale, si introduce quello temporale, che non è mai stato affrontato in letteratura, e si propone un modello che consente di estendere il concetto di scope a ulteriori dimensioni in futuro. Inoltre, vengono proposti un approccio e una serie di parametri per misurare lo scope del sentimento di un utente su un topic in una social network. Infine, si riportano i risultati di una campagna sperimentale condotta per valutare il modello e l'approccio proposti su un dataset derivato da Reddit.

Keyword: Spatial Scope; Temporal Scope; Sentiment Analysis; Social Network Analysis; Reddit

Introduzione	1
1 Social Network Analysis	4
1.1 Introduzione alla Social Network Analysis	4
1.1.1 Cos'è una Social Network?	4
1.1.2 Storia della Social Network Analysis	5
1.1.3 Applicazioni pratiche ed utilità	6
1.2 Teoria dei grafi per la rappresentazione delle reti sociali	6
1.2.1 Cos'è un grafo?	6
1.2.2 Metodi di rappresentazione di un grafo	8
1.2.3 Metodi di esplorazione di un grafo	9
1.2.4 Utilità	11
1.3 Metriche	11
1.3.1 Centralità	11
1.3.2 Confronto tra le metriche di centralità	13
1.4 Strutture nella Social Network Analysis	14
1.4.1 Sottografi e componenti	14
1.4.2 Triadi, clique e comunità	15
2 Introduzione alla Sentiment Analysis	17
2.1 Cos'è la Sentiment Analysis?	17
2.1.1 Storia e Sondaggi	17
2.1.2 Definizione di Sentiment Analysis	18
2.1.3 Applicazioni ed utilità della Sentiment Analysis	19
2.2 I principi della Sentiment Analysis	20
2.3 Fasi dell'analisi testuale	21
2.3.1 Concetti introduttivi	21
2.3.2 Scelta delle fonti e ottenimento dati	22
2.3.3 Pre-processing e filtraggio del testo	23
2.3.4 Scelta del metodo di classificazione	24
2.3.5 Valutazione dei risultati e del modello di classificatore	26
2.4 Sfide attuali per la Sentiment Analysis	28
2.4.1 Soggettività	28
2.4.2 Contesto	28
2.4.3 Ironia e sarcasmo	28

3	Letteratura correlata	30
3.1	Premessa	30
3.2	Letteratura correlata relativa allo scope	30
3.3	Letteratura correlata relativa al sentimento	32
4	Formalizzazione dello scenario e del modello	37
4.1	Rappresentazione formale dello scenario di interesse	37
4.2	Identificazione delle informazioni necessarie	38
4.2.1	Identificazione dei topics dai post e dai commenti	38
4.2.2	Identificazione dei sentimenti che caratterizzano post e comment	38
4.3	Il modello proposto	39
4.3.1	Rete di supporto bipartita	39
4.3.2	Rete monomodale centrata su un utente	40
4.4	Funzioni complementari al modello proposto	41
5	Definizione dell'approccio	43
5.1	Determinazione dello scope spaziale del sentimento di un utente riguardo ad un topic	43
5.1.1	Strong Positive Spatial Scope	43
5.1.2	Strong Negative Spatial Scope	44
5.1.3	Weak Positive Spatial Scope	44
5.1.4	Weak Negative Spatial Scope	44
5.1.5	Proprietà e misure dello scope spaziale	45
5.2	Determinazione dello scope temporale del sentimento di un utente riguardo ad un topic	47
5.2.1	Rappresentazione formale dello scope temporale	47
5.2.2	Proprietà e misure dello scope temporale	48
6	Implementazione dell'approccio	50
6.1	Strumenti utilizzati	50
6.1.1	Python e NetworkX	50
6.2	Codice relativo all'implementazione	52
6.2.1	Creazione della rete con caratteristiche di interesse	52
6.2.2	Realizzazione del grafo bipartito e relativa proiezione sugli utenti	53
6.2.3	Realizzazione delle funzioni necessarie all'implementazione dello scope	57
6.2.4	Implementazione dello Scope	58
7	Campagna sperimentale	62
7.1	Campagna sperimentale	62
7.1.1	Descrizione del Dataset	62
7.1.2	Identificazione di Topic e del sentimento	63
7.1.3	Analisi descrittive delle sotto-reti	65
7.2	Esperimenti relativi allo scope spaziale	66
7.2.1	Variazione dello scope spaziale rispetto al livello del vicinato	66
7.2.2	Relazione tra la densità e il coefficiente di clustering e lo scope spaziale	68
7.3	Esperimenti relativi allo scope temporale	69
7.3.1	Variazione dello scope temporale per ogni tipo di sentimento	69
7.3.2	Analisi degli stereotipi degli utenti	71
	Conclusioni	74

Ringraziamenti

80

Elenco delle figure

1.1	Un esempio di grafo orientato	7
1.2	Un esempio di grafo non orientato	7
1.3	Esempio di cammino chiuso; in questo caso la lunghezza del cammino è pari a 3	8
1.4	Esempio di una matrice di adiacenza di un grafo non pesato	9
1.5	Esempio di grafo o Social Network	9
1.6	Applicazione della BFS al grafo mostrato in Figura 1.5	10
1.7	Applicazione della DFS al grafo mostrato in Figura 1.5	11
1.8	Diverse misure di centralità su grafo di esempio	14
1.9	Possibili combinazioni per triadi non orientate	15
1.10	Possibili combinazioni per triadi orientate	16
1.11	I nodi in rosso rappresentano una Clique, che, in questo caso, è anche massima	16
2.1	Un esempio di applicazione della tecnica di clustering, prima e dopo	26
2.2	Gli step relativi ad un processo di Sentiment Analysis	27
6.1	Logo relativo alla libreria NetworkX	51
6.2	Un estratto del dataset di partenza per la creazione della rete e risultante da operazioni di preprocessing	52
7.1	Distribuzione dei commenti rispetto ai post (scala log-log)	63
7.2	Distribuzione dei commenti rispetto allo score (scala log-log)	64
7.3	Variazione del valore medio del grado di sentimento su t_j degli utenti rispetto al livello di vicinato a cui appartengono	67
7.4	Variazione nel tempo del valore medio del grado di sentimento associato a ciascun tipo di sentimento	70

Elenco delle tabelle

7.1	Alcuni parametri principali del dataset adottato per i nostri esperimenti . . .	63
7.2	Valori di α e δ relativi alla distribuzione power law per il dataset considerato - * Questi valori sono stati calcolati considerando i valori assoluti dello Score .	63
7.3	Alcuni esempi dei topic e relativa descrizione estratti tramite BERTopic	64
7.4	Alcuni esempi di frammenti e dei loro sentimenti derivati da roBERTa-base (le parole sconvenienti sono parzialmente mascherate)	65
7.5	Alcune proprietà di base della rete \mathcal{A}	65
7.6	Valori medi di ampiezza e profondità per le reti \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ and \mathcal{WG}^- .	66
7.7	Valori medi della densità e del coefficiente di clustering medio per le reti di tipo \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-	69
7.8	Valori di alcune misure statistiche calcolate sull'intero periodo di tempo per sn , sp , wn and wp	70
7.9	Alcuni possibili stereotipi di utente	72
7.10	Numero di utenti associati a ogni stereotipo	73

Supponiamo di trovarci sulla riva di un lago in una giornata di bonaccia, con una superficie piatta. Supponiamo ora di gettarvi un sasso. Possiamo notare come, a partire dal punto in cui il sasso cade, l'acqua inizi a incresparsi e si creino delle piccole onde. Queste onde sono più alte vicino al punto in cui è caduto il sasso, mentre diventano sempre più piccole man mano che ci si allontana da esso, fino a scomparire. Più pesante è il sasso lanciato, più alte sono le onde e più lontane si propagano. Con il passare del tempo, l'altezza delle onde tende a diminuire fino a quando, se non si gettano più pietre nel lago, queste scompaiono e la superficie del lago torna a essere immobile. Questa immagine descrive meglio di ogni altra il significato di "scope". Da un punto di vista più formale, esso è definito come "l'estensione dell'area o dell'argomento di cui qualcosa si occupa o per cui è rilevante".

Certamente, ci sono diverse analogie tra il concetto di scope e altri utilizzati in sociologia. Si pensi, ad esempio, ai concetti di centralità, affidabilità, potere, reputazione, influenza, fiducia, diffusione, etc. In realtà, lo scope si estende oltre questi concetti e, allo stesso tempo, li abbraccia tutti. Infatti, essi possono essere visti come aspetti diversi dello scope, che certamente esercitano la loro influenza su di esso.

Lo scope è già stato studiato in passato nella letteratura. Ad esempio, [25] analizza lo scope degli utenti e degli hashtag in Twitter, mentre [13] propone un approccio per calcolare lo scope di un oggetto intelligente in uno scenario Multi-IoT. In [22; 28; 29; 31; 43; 52], gli autori presentano degli approcci per analizzare alcuni aspetti dello scope (ad esempio, affidabilità, fiducia e influenza) per utenti e/o hashtag. In [12], gli autori studiano la distribuzione dell'influenza di un utente nella rete, mentre in [37], analizzano l'attrattività degli utenti nelle reti.

Nel contesto delle social network, su cui si focalizza questa tesi, un altro concetto molto analizzato è quello del sentimento degli utenti. La sentiment analysis è uno dei filoni di ricerca più attivi per quanto riguarda i social network e, più in generale, l'intelligenza artificiale e l'analisi dei dati [7; 36; 55; 58]. Al giorno d'oggi, infatti, milioni e milioni di persone esprimono i loro sentimenti sugli argomenti più disparati attraverso i social network [4; 15; 24; 39]. La conoscenza di questi sentimenti e della loro evoluzione nello spazio e nel tempo è una preziosa fonte di informazioni per diversi professionisti, come esperti di marketing, politici, giornalisti, amministratori pubblici e così via. Infine, sapere come il sentimento di un utente su un argomento possa propagarsi ai suoi vicini, ai vicini dei suoi vicini, etc. e come questa propagazione si evolva nel tempo, ed essere in grado di misurarla attraverso tecniche e metriche appropriate, rappresenta una sfida con enormi implicazioni pratiche.

Un modo per affrontare questi problemi potrebbe essere quello di integrare i concetti di scope e sentimento di uno o più utenti su un determinato argomento (o topic). In realtà,

per quanto ne sappiamo, non esiste ancora un approccio che integri i concetti di scope e sentimento e che tratti lo scope da un punto di vista sia spaziale che temporale (con ulteriori punti di vista, o dimensioni, che potrebbero emergere in futuro). Il presente lavoro intende affrontare questo problema proponendo un modello e un approccio correlati per studiare lo scope spaziale e temporale del sentimento di un utente su un argomento in una piattaforma sociale.

Il modello proposto si basa su due reti. La prima è una rete bipartita che memorizza tutte le informazioni disponibili sugli utenti, i loro post, i commenti e il sentimento su determinati topic. Essa può essere utilizzata come fonte di informazioni da cui è possibile estrarre tutti i dati necessari per l'elaborazione richiesta dall'approccio proposto in questo lavoro e da eventuali approcci futuri. Il secondo è derivato dal primo; è una rete monomodale che rappresenta gli utenti e le loro interazioni, ed è utilizzata per le analisi proposte in questo lavoro. Il modello realizzato include anche una serie di funzioni complementari che possono essere sfruttate per ottenere informazioni specifiche dalla prima rete o per eseguire alcune elaborazioni di supporto.

L'approccio consiste in diverse fasi. Innanzitutto, identifica i topic che emergono dai post e dai commenti pubblicati dagli utenti. Successivamente, per ogni argomento, determina il sentimento dei vari utenti che lo hanno trattato. Per queste due attività utilizza tecniche già proposte in letteratura [21; 38; 40; 50; 55; 58]. In altre parole, per queste due attività l'approccio è ortogonale alle tecniche adottate per svolgerle. A questo punto, esso sfrutta i concetti, le misure e le tecniche della Social Network Analysis per definire lo scope spaziale. Questa definizione ha una duplice natura poiché lo scope spaziale è definito come un insieme di coppie o come un grafo con radice. Entrambe le definizioni mirano a indicare gli utenti coinvolti nella diffusione del sentimento e il grado di intensità di quest'ultimo per ciascun utente coinvolto. La duplice definizione di scope spaziale ci permette di utilizzare sia la teoria degli insiemi sia la teoria dei grafi per la sua analisi. Grazie ad esse, il nostro approccio fornisce una serie di metriche e misure per valutare lo scope spaziale del sentimento di un utente su un argomento.

In modo del tutto simile, tale approccio agisce per garantire la valutazione dello scope temporale del sentimento di un utente su un topic. Come già accennato, lo scope spaziale e temporale sono ortogonali e rappresentano due punti di vista o dimensioni che potrebbero essere integrati, ed eventualmente arricchiti, con altri punti di vista in futuro.

Per valutare il potenziale del modello e dell'approccio proposti, sono stati effettuati una serie di esperimenti su un set di dati ricavato da Reddit, uno dei social network più popolari. Come vedremo nel corso dell'elaborato, il modello si è dimostrato in grado di estrarre informazioni interessanti che possono essere utili a diversi professionisti interessati alla conoscenza dello scope.

In sintesi, i principali contributi di questo lavoro sono i seguenti: (i) Viene introdotto il concetto di scope del sentimento di un utente su un topic; (ii) Viene proposta una definizione multidimensionale di scope; (iii) Vengono presentati un modello e un approccio per studiare lo scope del sentimento di un utente su un topic ed estrarre informazioni dai dati corrispondenti.

La presente tesi è composta da sette capitoli strutturati come di seguito specificato:

- Nel Capitolo 1 vengono introdotte la Social Network Analysis e la teoria relativa che permette di modellare e rappresentare le strutture sociali.
- Nel Capitolo 2 viene introdotta la Sentiment Analysis, a partire dai principi che la compongono, fino alle sfide attuali che essa deve affrontare.
- Nel Capitolo 3 viene riportata la letteratura correlata in relazione allo scope e al sentimento.

- Nel Capitolo 4 viene formalizzato lo scenario di riferimento e viene proposto un modello che lo rappresenti formalmente.
- Nel Capitolo 5 viene definito l'approccio di questo lavoro, sia in termini di scope spaziale che temporale.
- Nel Capitolo 6 viene riportata l'implementazione dell'approccio, ovvero, il codice relizzato accompagnato da una sua descrizione.
- Nel Capitolo 7 viene condotta una campagna sperimentale al fine di valutare il potenziale del modello e dell'approccio proposti.

Infine, vengono tratte le conclusioni e vengono delineati alcuni possibili sviluppi futuri.

In questo capitolo si fornirà un'interessante panoramica sulla Social Network Analysis. In prima battuta, verranno enunciati gli obiettivi, la storia e le utilità di questo campo di ricerca. In seconda battuta, verrà fornita un'introduzione alla teoria dei grafi che rappresenta l'aspetto teorico e formale alla base di questo settore di ricerca. Verranno poi analizzate le misure nella Social Network Analysis ed, infine, verranno dettagliate le strutture e le componenti all'interno di una rete sociale.

1.1 Introduzione alla Social Network Analysis

“L'uomo è un essere sociale interagente, capace di manipolare gli altri così come di essere manipolato da loro. [...] Il postulato fondamentale del network approach è che le persone sono viste come interagenti con altre persone, alcune delle quali a loro volta interagiscono fra di loro e con altri ancora, e che il network totale di relazioni che così si forma è in uno stato di fluidità” (Boissevain J., Network analysis. Studies in Human Interaction, Paris, 1973).

1.1.1 Cos'è una Social Network?

Social Network tradotto in italiano significa "rete sociale". Con questa espressione si indicano gruppi di persone connesse tra loro da un qualsiasi tipo di legame che si relazionano costituendo una comunità. Si parla quindi di una struttura relazionale tra attori e, in quanto tale, costituisce una forma sociale rilevante che definisce il contesto in cui questi si muovono. Gli elementi costitutivi di una Social Network sono essenzialmente nodi e relazioni:

- I nodi sono i costituenti della rete e rappresentano le entità; ad esempio, nel contesto della Social Network Analysis, possono rappresentare individui, gruppi di individui o pagine di un Social Network.
- Le relazioni legano gli attori che compongono la rete e sono rappresentate mediante archi o frecce tra i nodi.

Una relazione può esser vista, in un contesto interpersonale, come un'amicizia, un'espressione di fiducia, un'affezione ma può essere anche un'avversione, un'inimicizia, un confitto, e così via. A loro volta, le relazioni possono essere binarie o pesate: in questo senso, «Alice segue Bob su Twitter» è una relazione binaria. Viceversa, «Alice ha risposto a 5 tweet di Bob su Twitter» è una relazione pesata, con valore. Sempre parlando di relazione, questa può essere simmetrica o asimmetrica. Esistono delle relazioni che sono asimmetriche per loro natura,

come il rapporto tra studente e insegnante. Altre relazioni sono, invece, simmetriche come, ad esempio, l'amicizia tra due individui su Facebook; in questo caso è necessaria proprio una mutua conferma. Possono esistere anche relazioni tra attori che appartengono a delle categorie diverse; in questo caso la tipologia di relazione prende il nome di multimodale.

1.1.2 Storia della Social Network Analysis

L'analisi delle reti sociali (Social Network Analysis - SNA) non si è evoluta attraverso un processo ordinato e lineare. Nasce da molteplici interazioni tra accademici; alcune di queste interazioni si sono, poi, accumulate in gruppi di ricerca e sottodiscipline proprie, altre si sono estese a più discipline, e altre ancora hanno dato vita a strutture istituzionali più formali che hanno lavorato per promuovere e costruire questo campo di ricerca come "disciplina" propria. La Social Network Analysis, vista come un insieme di tecniche di analisi strutturale, si basa sul presupposto che la spiegazione dei fenomeni sociali deve partire dall'analisi delle relazioni che legano gli elementi, piuttosto che dalle caratteristiche di questi ultimi. In questo modo l'azione di quello che è chiamato attore sociale viene considerata in relazione a particolari vincoli strutturali, e non più in termini di libertà di scelta, anche se spesso, poi, la forma che assumono le relazioni sociali viene spiegata come il risultato di scelte fatte dagli attori. Tra la rete e l'attore si instaura un rapporto ricorsivo: non prevale né la struttura sull'azione degli attori, né l'azione è considerata esente da vincoli.

L'introduzione di questo modello per analizzare la realtà sociale permette di superare parte delle tecniche statistiche classiche che si basano, invece, sull'analisi di elementi indipendenti tra loro. I metodi strutturali si sono sviluppati definendo le popolazioni in maniera relazionale, piuttosto che categoriale. I primi step verso questo nuovo modello furono mossi da un gruppo di ricercatori anglosassoni di antropologia sociale della Scuola di Manchester che non riuscivano più a dare risposta agli interrogativi che emergevano dai loro studi all'interno dell'analisi struttural-funzionalista. Tale paradigma si rivelò inadeguato nel momento in cui questi ricercatori, dallo studio di piccole società tribali si concentrarono allo studio di società di dimensioni ben più grandi, con caratteristiche quali dinamismo, mobilità e conflittualità. In effetti, alla base dell'analisi struttural-funzionalista c'è una concezione di società che è statica, dai confini ben precisi, in cui gli individui sono inquadrati ed etichettati in ruoli definiti. La struttura sociale assume una forma che risulta indipendente dagli individui che la compongono.

La SNA è, quindi, una rielaborazione più complessa delle problematiche che emersero in quel periodo. All'inizio l'idea di rete fu usata solo in senso metaforico, e solo negli anni successivi venne gradualmente trasformata in un concetto analitico a cui poter applicare la teoria matematica dei grafi. In seguito a questi cambiamenti, negli anni Settanta la sociologia americana usò il concetto di rete per studiare la struttura sociale, e quindi per rivedere i principi dello strutturalismo ricorrendo a strumenti di rappresentazione matematica. In questo caso la struttura è considerata "un modello persistente di relazioni sociali" (F. Piselli). Le relazioni divengono, quindi, l'unità base della struttura sociale e la struttura viene rappresentata come una rete, intesa come un insieme di nodi e dei loro legami. Questi studiosi si concentrano sull'analisi dell'azione sociale, attraverso l'osservazione delle relazioni tra gli attori sociali che vengono spiegate in termini di "costrizioni strutturali" (F. Piselli). In questo ambito viene ritenuta particolarmente importante l'influenza del sociologo Simmel, e soprattutto la sua concezione della sociologia come "geometria del sociale", che si rivolge alla forma pura delle relazioni indipendentemente dalle loro caratteristiche. Come emerge dai suoi studi, Simmel analizza la società considerandola in termini di "cerchi", focalizzandosi sul passaggio dalla società premoderna, strutturata in "cerchi concentrici", alla società moderna in cui i cerchi diventano "intersecati". Anche la teoria della "Gestalt", e in particolare gli studi di Moreno, hanno avuto un'importanza enorme per i successivi sviluppi della SNA. Viene sottolineata

l'importanza delle relazioni di gruppo sull'individuo, sia nei suoi comportamenti sia per il suo sviluppo psicologico. Fu la prima volta che si è fatto ricorso a strumenti di formalizzazione grafica per descrivere queste relazioni. Infatti Moreno si riferisce ai sociogrammi per descrivere le caratteristiche delle strutture da lui analizzate.

Sulla base di queste scoperte e di questi studi, la scuola di Harvard, formata poi all'insegnamento di H. White, rese la network analysis una particolare area dell'analisi sociologica. Tutto ciò avvenne grazie allo sviluppo di interpretazioni algebriche delle reti sociali e all'introduzione di tecniche di scale multidimensionali. Questo gruppo di ricercatori provarono ad analizzare la struttura sociale attraverso l'uso di strumenti algebrici; la loro impostazione ebbe uno sviluppo sempre più rapido e venne via via adottato in ambiti disciplinari molto differenti. Alla scuola di Harvard si affiancarono poi Wellman e Berkowitz, allievi di White, con il gruppo di studiosi dell'Università di Toronto e, nel 1978, nacque l'International Network for Social Network Analysis (INSNA). Tuttavia, a causa dell'applicazione di questo paradigma ad ambiti disciplinari e a problematiche molto diverse, non si è ancora creato un paradigma teorico omogeneo.

In conclusione, i diversi resoconti storici tendono comunque a concordare sul fatto che la SNA, come campo a sé stante, è emersa negli anni '60 e '70 presso il dipartimento di sociologia di Harvard, dove Harrison White ha guidato un gruppo di giovani studiosi che si sono concentrati sui concetti e sulle tecniche di analisi delle reti sociali. La Social Network Analysis è percepita come un approccio unico alla comprensione del mondo sociale e porta con sé un kit di strumenti concettuali, metodologici e analitici.

1.1.3 Applicazioni pratiche ed utilità

La Network Analysis può essere usata per studiare sistemi complessi di qualsiasi genere, purché rappresentabili con un grafo. In questa direzione, quindi, è noto che i campi di applicazione sono moltissimi e le scoperte possono essere davvero sorprendenti. Ad esempio, in biologia, la si è usata per studiare le interazioni tra i geni di un organismo, in logistica per studiare le reti di trasporti ed in informatica per ottimizzare l'instradamento dei pacchetti informativi in Internet. E' stata, anche, usata dai servizi segreti americani per catturare terroristi noti, e da alcuni dipartimenti di polizia per rilevare l'esistenza di organizzazioni terroristiche o criminali. Inoltre, viene usata nei periodi di pandemia per identificare gruppi di contagio. Si capisce, quindi, come i risvolti pratici sono sorprendenti e impattanti nei diversi campi. Tutto questo parte dell'idea e dalla possibilità di mappare i collegamenti tra le persone in funzione delle informazioni che queste si scambiano. Tale approccio è chiamato sociogramma ed è attribuito allo studioso e psicologo americano sopra citato, ovvero Jacob Moreno.

1.2 Teoria dei grafi per la rappresentazione delle reti sociali

1.2.1 Cos'è un grafo?

Un grafo è un formalismo grafico utile per descrivere e rappresentare una relazione binaria su una collezione finita di elementi. I grafi vengono quindi utilizzati per rappresentare insiemi di oggetti e le relazioni che intercorrono fra essi. Esso risulta essere anche un mezzo di astrazione che aiuta a comprendere e studiare la struttura matematica e la complessità di un problema. Dal punto di vista strutturale un grafo è costituito da un insieme di nodi, detti anche vertici, e da un insieme di possibili collegamenti tra i nodi, chiamati archi o spigoli. Da un punto di vista matematico - formale diremo che un grafo $G = (V, E)$ è una coppia ordinata di insiemi finiti, ovvero:

- l'insieme dei nodi V ;
- l'insieme degli archi E .

tali che gli elementi di E siano coppie di elementi di V . Due vertici u, v connessi da un arco e prendono il nome di estremi dell'arco; l'arco e può anche essere indentificato con una coppia formata dai suoi estremi (u, v) . Volendo effettuare una classificazione tra i grafi è possibile affermare che questi si classificano in grafi orientati e non orientati.

Grafi orientati

Un grafo orientato, detto anche grafo diretto, è rappresentato da una coppia $D = (V, A)$, dove V è l'insieme dei vertici di D ed A è l'insieme degli archi orientati di D . Un arco orientato è un arco caratterizzato da una direzione. Essendo dotato di una direzionalità, esso è composto da una testa (rappresentata dalla punta di una freccia), che raggiunge un vertice in entrata, ed una coda, che lo lascia in uscita. In Figura 1.1 viene mostrato un esempio di grafo orientato.

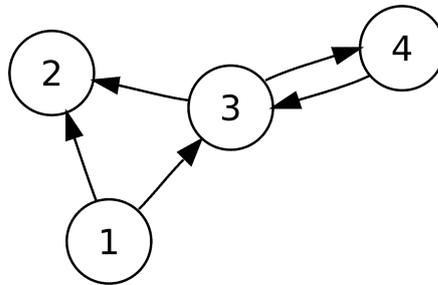


Figura 1.1: Un esempio di grafo orientato

Grafi non orientati

Un grafo non orientato, rispetto ad un grafo orientato, si differenzia principalmente in termini di direzionalità. Un grafo non orientato, infatti, non presenta archi con direzione. Ciò significa, più formalmente, che un grafo non orientato è un insieme di vertici e archi dove la connessione $u - v$ ha lo stesso significato della connessione $v - u$. In figura 1.2 viene mostrato un esempio di grafo non orientato.

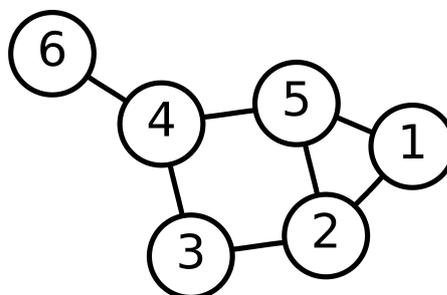


Figura 1.2: Un esempio di grafo non orientato

Connessioni tra grafi

In un grafo, si parla di nodi connessi se esiste un percorso che li collega. Viceversa, se tra due archi non esiste nessun percorso, questi si dicono sconnessi, o appunto, non connessi. Un percorso P , o cammino, è una sequenza di nodi (v_0, v_1, \dots, v_n) , collegati fra loro da una sequenza di archi $((v_0, v_1), (v_1, v_2), \dots, (v_{n-1}, v_n))$. Il primo e ultimo nodo del cammino, ossia i vertici v_0, v_n , si chiamano estremi del cammino. Se gli estremi del cammino coincidono si parla allora di ciclo o cammino chiuso. In Figura 1.3 viene mostrato un esempio di cammino chiuso. La lunghezza $l(P)$ di P è data dal numero di archi che lo compongono.

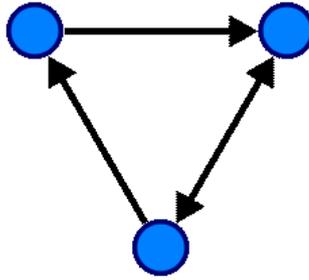


Figura 1.3: Esempio di cammino chiuso; in questo caso la lunghezza del cammino è pari a 3

La connessione tra vertici è una relazione matematica ed, in particolare, risulta una relazione di equivalenza. Infatti, indicando con R la relazione "essere connesso a", si può dimostrare che R è una relazione di equivalenza. Essa gode infatti, delle tre proprietà tipiche di questa tipologia di relazione:

- *proprietà transitiva:* se uRv e vRt allora uRt
- *proprietà riflessiva:* uRu
- *proprietà simmetrica:* se uRv allora vRu

Inoltre, R definisce un partizionamento dell'insieme dei nodi V in classi di equivalenza C_1, \dots, C_q . Si ha, dunque, $V = C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_q$, e $C_i \cap C_j = \emptyset$, per $i \neq j$. Il grafo indotto in G dai nodi appartenenti a una classe d'equivalenza C_i è detto componente connessa. Dato un grafo orientato $G = (V, E)$, un nodo $v \in V$ è fortemente connesso a un nodo $u \in V$ se esistono due cammini orientati in G , uno da v ad u e l'altro da u ad v . La relazione di connessione forte risulta anch'essa una relazione d'equivalenza e definisce delle classi C_1, \dots, C_q nell'insieme dei nodi V . Il grafo indotto in G dai nodi appartenenti a una classe C_i è la componente fortemente connessa di G . Di conseguenza, un grafo è fortemente connesso se possiede una sola componente fortemente connessa.

1.2.2 Metodi di rappresentazione di un grafo

Matrice di adiacenza

Il principale metodo per rappresentare una social network, e più in generale un grafo, è l'utilizzo di una matrice detta matrice di adiacenza. In figura 1.4 è mostrato un esempio di matrice di adiacenza. Dato un qualsiasi grafo, la sua matrice di adiacenza A è costituita da una matrice binaria quadrata che ha come indici di righe e colonne i nomi dei vertici del grafo. Nel posto (i, j) della matrice si trova un 1 se e solo se esiste nel grafo un arco che va dal vertice i al vertice j , altrimenti si trova uno 0. Tale metodo di rappresentazione dei grafi presenta sia vantaggi che svantaggi. Partendo dai vantaggi è possibile affermare

che, in termini implementativi, scrivere un programma che usa la matrice di adiacenza è piuttosto semplice. In sostanza, se si è interessati a conoscere se due vertici a e b sono connessi basta verificare il contenuto dell'elemento $A_{[a][b]}$. Dal punto di vista degli svantaggi, questi risiedono essenzialmente in svantaggi computazionali. Infatti, la quantità di memoria necessaria a contenere una qualsiasi matrice di adiacenza è sempre pari ad N^2 , con N dimensione dell'input e, pertanto, dimensione della matrice A . In aggiunta, volendo determinare i vicini di un nodo j è necessario scansionare tutti gli elementi della j -esima riga. Si capisce dunque come gli zero richiedano la stessa quantità di memoria delle altre celle e questo approccio in casi come matrici sparse (costituite da molti zero), risulterebbe inefficiente.

	A	B	C	D	E
A	0	1	0	1	1
B	1	0	0	1	0
C	0	0	0	1	1
D	1	1	1	0	0
E	1	0	1	0	0

Figura 1.4: Esempio di una matrice di adiacenza di un grafo non pesato

Liste di adiacenza

Per superare tale problema sono state introdotte le liste di adiacenza, in cui il grafo viene rappresentato costruendo, per ogni vertice, una lista dei suoi vicini. Questo approccio è molto più efficiente in caso di grafi sparsi: lo spazio usato da una lista di adiacenza è proporzionale al numero di archi e di vertici nel grafo, mentre, per una matrice di adiacenza, lo spazio è proporzionale al quadrato del numero di vertici.

1.2.3 Metodi di esplorazione di un grafo

Gli algoritmi di visita di un grafo hanno come obiettivo l'esplorazione di tutti i nodi e gli archi del grafo. Ci sono, essenzialmente, due modi principali per esplorare un grafo:

- visita in ampiezza (breadth-first search o *BFS*);
- visita in profondità (depth-first search o *DFS*).

Si vedrà l'applicazione dei due algoritmi al grafo in Figura 1.5.

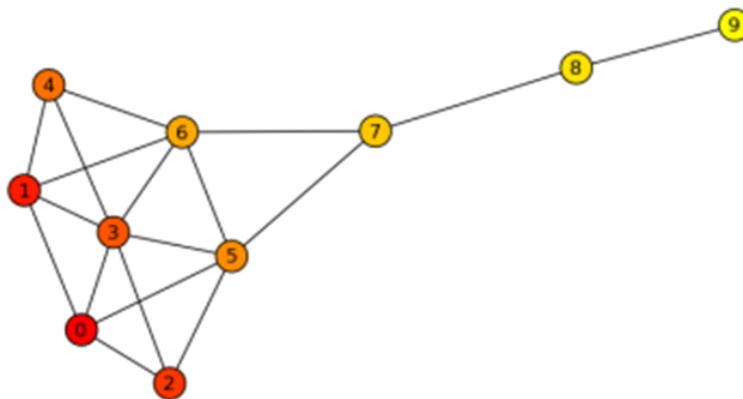


Figura 1.5: Esempio di grafo o Social Network

Breadth-first search

La logica dietro ad un algoritmo di esplorazione di tipo *BFS* è quello di muoversi il più possibile in ampiezza (di fratello in fratello) e tornare sui propri passi solo quando non è più possibile spingersi oltre. Da un punto di vista matematico, dato un nodo sorgente n , si esplorano in maniera sistematica tutti i vertici raggiungibili da n in modo tale da visitare tutti i vertici che hanno distanza h prima di iniziare a visitare quelli che hanno distanza $h + 1$. L'algoritmo è il seguente:

1. Si mette in coda il nodo scelto come nodo di partenza.
2. Si toglie dalla coda un nodo (che nella prima iterazione è il nodo sorgente) e lo si esamina.
 - (a) Se l'elemento cercato è trovato in questo nodo viene, allora, restituito il risultato e la ricerca si interrompe.
 - (b) Se l'elemento cercato non era in questo nodo si mettono in coda tutti i successori correnti non ancora visitati.
3. Se la coda è vuota, vuol dire che ogni nodo nel grafo è stato visitato e l'elemento non è stato trovato perché non presente e, quindi, la ricerca si interrompe.
4. Se la coda non è vuota, si ripete il passo 2.

Applicando quindi, tale approccio, al grafo sopra considerato, si ottiene il risultato mostrato in Figura 1.6.

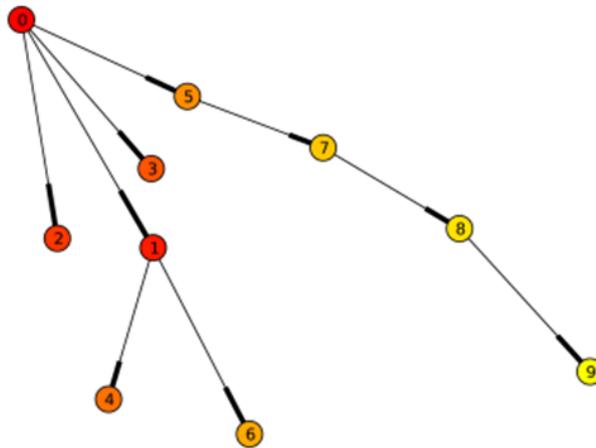


Figura 1.6: Applicazione della BFS al grafo mostrato in Figura 1.5

Depth-first search

La logica dietro ad un algoritmo di esplorazione di tipo *DFS* è, invece, quella di muoversi il più possibile in profondità (di padre in figlio); si ritorna sui propri passi solo quando non è più possibile spingersi oltre. In un'ottica più formale potremmo dire che l'algoritmo può essere così descritto:

1. si sceglie un nodo n ;
2. Si etichetta n come nodo visitato;

3. Per ogni nodo n_i di n , dove n_i non è stato ancora visitato, si applica ricorsivamente la DFS al nodo n_i .

Applicando tale algoritmo di ricerca al grafo sopra considerato si ottiene il risultato mostrato in Figura 1.7:

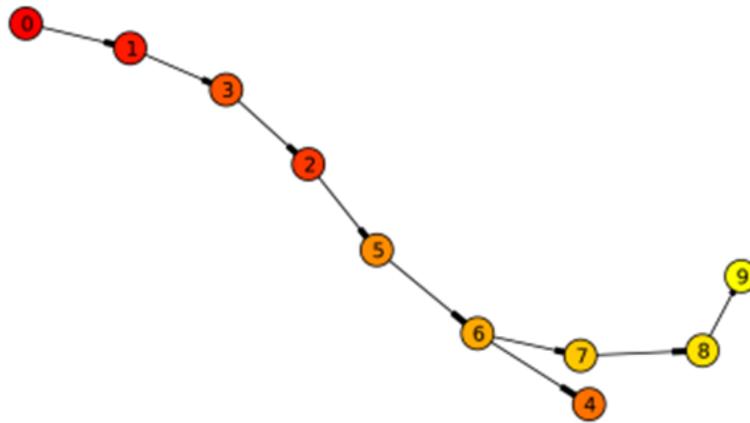


Figura 1.7: Applicazione della DFS al grafo mostrato in Figura 1.5

1.2.4 Utilità

La teoria dei grafi risulta molto importante in quanto vede la sua applicazione in diversi campi. Infatti le strutture che possono essere rappresentate da grafi sono presenti in molte discipline, in particolare quelle afferenti alle reti. I grafi orientati, nell'ambito dell'informatica, ad esempio, vengono spesso impiegati per rappresentare le macchine a stati finiti e molti altri formalismi, quali i diagrammi di flusso, le catene di Markov, gli schemi entità-relazione e le reti di Petri. La realizzazione degli algoritmi per la manipolazione dei grafi è una delle aree di maggiore interesse dell'informatica.

Per fare un esempio di applicazione pratica anche nel mondo delle reti sociali, la teoria dei grafi viene associata alla teoria dei sei gradi di separazione. Negli anni '60 dello scorso secolo, lo psicologo sperimentale Stanley Milgram si impegnò in alcuni studi nel tentativo di stimare la distanza tipica tra due nodi qualunque di una rete sociale. Il suo scopo era dimostrare che, in generale, queste distanze dovevano essere piccole e dimostrò, appunto, che ogni persona può essere collegata ad una qualunque altra persona attraverso una catena di relazioni con non più di 6 intermediari.

1.3 Metriche

1.3.1 Centralità

Il concetto di centralità viene visto quasi come sinonimo di importanza; infatti, più un nodo all'interno di una rete sociale è centrale e più esso è importante. Inoltre, le misure di centralità, oltre a definire l'importanza di un nodo, permettono di definire il posizionamento di un attore in termini relazionali. In realtà esistono diversi tipi di centralità e ognuna di esse si differenzia per semantica e significatività della relazione e dell'importanza. Le principali sono quattro:

1. Degree Centrality;
2. Closeness Centrality;

3. Betweenness Centrality;
4. Eigenvector Centrality;

Degree Centrality

La metrica di Degree Centrality, associata ad un nodo, è il numero di archi incidenti nel nodo e viene calcolata enumerando il numero di legami che un nodo ha con gli altri nodi della rete. Essa rappresenta, quindi, una sorta di indicatore dell'attività di comunicazione di un attore nella rete. Da un punto di vista formale potremmo dire che la Degree Centrality è così definita:

Per un grafo non orientato $G = (V, E)$, la Degree Centrality $deg(v)$ di un nodo $v \in V$ è data da:

$$deg(v) = |\{u \in V : (u, v) \in E\}|$$

Se si considera un grafo diretto, invece, è possibile definire due tipi differenti di Degree Centrality. Si definisce, in-degree $deg(v^+)$ il numero di archi entranti in un nodo.

$$deg(v^+) = |\{u \in V : (u, v) \in E\}|$$

Invece, si definisce out-degree $deg(v^-)$ il numero di archi uscenti da un nodo.

$$deg(v^-) = |\{u \in V : (u, v) \in E\}|$$

Se all'interno di una Social Network pensassimo di diagrammare la distribuzione del grado rispetto ai nodi otterremo quella che in gergo è chiamata Power-Low. Si avrebbero cioè pochissimi nodi con un'elevata Degree Centrality e tantissimi nodi con un basso valore di Degree Centrality.

Closeness Centrality

La metrica di Closeness Centrality è una misura di vicinanza ed è calcolata come il reciproco della somma delle lunghezze dei percorsi più brevi, tra un nodo e tutti gli altri nodi della rete. Una metrica di questo tipo permette, quindi, di esprimere il grado di prossimità di un nodo agli altri nodi della rete. In sostanza, più un nodo è centrale secondo questa metrica e più è vicino a tutti gli altri nodi.

Se si definisce il percorso più breve tra due nodi $u, v \in V$, su un grafo non orientato G , come $d(u, v)$, allora la Closeness Centrality di un nodo v è definita come:

$$D(v) = \left(\sum_{u \in V} d(u, v) \right)^{-1}$$

Betweenness Centrality

La metrica di Betweenness Centrality è legata al numero di volte in cui un nodo si ritrova lungo il percorso più breve tra le altre coppie di nodi della rete, descrivendo, così, la capacità di diffusione delle informazioni nella rete attraverso quel nodo. Si può affermare, in altre parole, che tale metrica misura la strategicità di un nodo nella rete tra due aree importanti della stessa. Essa è in grado di identificare gli individui che agiscono da bridge, quindi da ponte tra due o più comunità che, viceversa, non riuscirebbero a comunicare l'una con l'altra. Formalmente, il calcolo della Betweenness Centrality di un nodo v prevede i seguenti passi:

1. Per ogni coppia di nodi (s, t) , calcolare il percorso più breve tra i nodi scelti.

2. Per ogni coppia di nodi (s, t) , determinare la frazione del percorso più breve che passa attraverso v .
3. Sommare tali frazioni per tutte le coppie di nodi (s, t) .

Avendo bisogno, quindi, del percorso più breve per il suo calcolo, indichiamo con σ_{st} il numero di percorsi più brevi tra i nodi (s, t) di un grafo G , e con $\sigma_{st}(v)$ il numero di percorsi più brevi tra s e t che passano per v . Con questo formalismo, allora la Betweenness Centrality di un nodo v è:

$$B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}$$

Eigenvector Centrality

La metrica di Eigenvector Centrality ci dice questo: un nodo è tanto più centrale quanti più sono i suoi collegamenti e quanto più ciascuno dei suoi collegamenti è centrale. In sostanza, un nodo è importante se è collegato ad altri nodi importanti. Dal punto di vista della computazione capiamo bene che è onerosa da calcolare in quanto, per definire la centralità di un nodo, bisogna definire la centralità degli altri nodi. Dal punto di vista formale, invece, possiamo strutturare il calcolo della metrica in considerazione nella maniera seguente:

Dato un nodo v , si definisce l'insieme dei suoi vicini $N(v)$:

$$N(v) = |\{u \in V : (u, v) \in E\}|$$

Possiamo definire allora l'Eigenvector Centrality $E(v)$ in questo modo:

$$E(v) = \sum_{u \in N(v)} E(u)$$

Definendo, inoltre, con A la matrice di adiacenza del grafo, avremo che:

$$A_{uv} = \begin{cases} 1 & \text{se } (u, v) \in E \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

In termini matriciali possiamo affermare che le equazioni per calcolare l'Eigenvector Centrality diventano:

$$\lambda E = A^T E$$

In questo caso λ è, semplicemente, una costante ma necessaria a garantire che le equazioni abbiano soluzioni non banali; la soluzione all'insieme di equazioni non è altro che un autovettore di A^T , essendo λ l'autovalore corrispondente. In generale viene utilizzato, per questa metrica, l'autovettore con l'autovalore più grande.

1.3.2 Confronto tra le metriche di centralità

In questa sezione verrà effettuato un confronto relativo alle diverse metriche analizzate. In particolare, nella Figura 1.8 è mostrato un grafo di esempio in cui sono evidenti le varie metriche di centralità.

Dalla figura possiamo dedurre che il nodo con la più alta Degree Centrality è "j", in quanto, come da definizione, ha il maggior numero di connessioni con altri nodi, in totale 7. La metrica di Eigenvector Centrality più alta è relativa al nodo "d" perché ha connessioni di qualità con altri nodi che, a loro volta, sono ben connessi. Il nodo con elevata Betweenness Centrality è, invece, il nodo "h". Infatti ha poche connessioni, ma svolge un ruolo fondamentale come

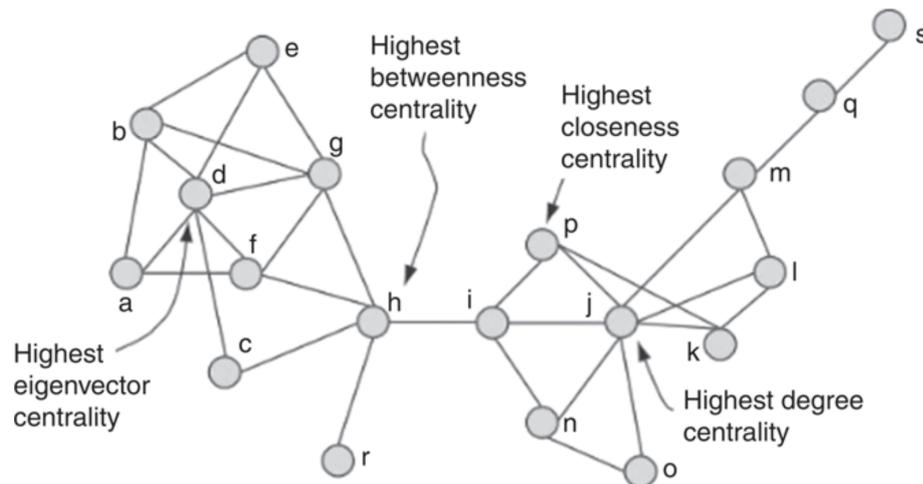


Figura 1.8: Diverse misure di centralità su grafo di esempio

unico legame tra tre cluster separati, fungendo da ponte; infatti se il nodo "h" scomparisse, i gruppi "a, b, c, d, e, f, g," ed "i, j, k, l, m, n, o, p, q, s" ed il solo nodo "r" perderebbero il contatto tra loro. Un nodo con elevata Closeness Centrality è il nodo "p" che, in accordo alla definizione, risulta essere il più vicino a tutti gli altri nodi.

Analizzare queste metriche in una rete sociale è quindi, molto importante, perchè permette di ottenere informazioni in termini di influenza e di importanza all'interno della rete: ad esempio, la Betweenness Centrality e l'Eigenvector Centrality hanno proprietà molto appetibili per localizzare una potenziale influenza. Una combinazione di entrambe le caratteristiche includerebbe simultaneamente quei nodi e, quindi, quegli attori che collegano gruppi dispersi attraverso attori fortemente connessi. Capiamo bene che il potenziale di diffusione è molto elevato.

1.4 Strutture nella Social Network Analysis

Quando si parla di Social Network è, dunque, chiaro che si parla di una struttura generalmente rappresentata da un grafo e che avrà particolari caratteristiche. Dunque, nella base di tale affermazione, possiamo definire delle strutture tipiche delle reti sociali. In particolare è possibile considerare:

- sottografi e componenti;
- triadi, clique e comunità.

1.4.1 Sottografi e componenti

Un sottografo è un sottoinsieme dei nodi della rete e di archi connessi a tali nodi. Dunque, se all'interno di una rete si considerano solo alcuni nodi allora si sta prendendo un sottografo. I componenti invece, sono parti di grafo molto connessi al loro interno e poco connessi (o totalmente disconnessi) tra di loro. E' possibile affermare che esistono 2 tipi di componenti:

- le componenti forti che sono quelle che considerano anche la direzione degli archi nel calcolare la connessione dei nodi;
- le componenti deboli, invece, sono quelle che non considerano la direzione degli archi nel calcolare la connessione dei nodi.

1.4.2 Triadi, clique e comunità

Una triade, come suggerisce anche il nome, non è altro che un insieme di tre nodi ma totalmente connessi tra di loro. È possibile suddividere le triadi in due grandi classi, ovvero:

- triadi non orientate;
- triadi orientate.

Esse saranno esaminate in dettaglio nelle prossime sottosezioni.

Triadi non orientate

Quando il grafo è non orientato, e quindi in assenza di direzionalità degli archi, si hanno solo quattro possibili combinazioni di triadi. Le possibili combinazioni sono mostrate nella figura 1.9.

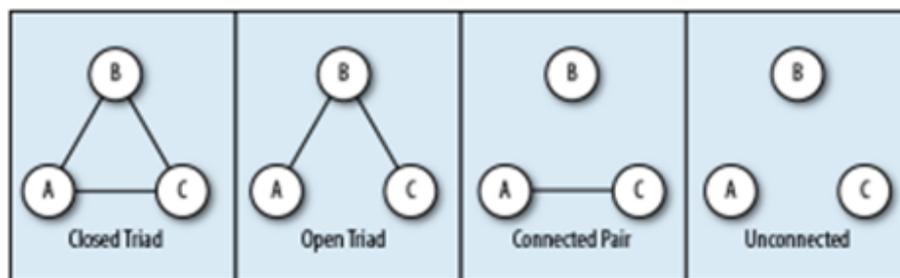


Figura 1.9: Possibili combinazioni per triadi non orientate

Esse sono:

1. *Triade chiusa:* i tre nodi sono totalmente connessi tra di loro.
2. *Triade aperta:* si parla, in questo caso, di buchi strutturali in quanto 2 nodi tra loro non comunicano, ma possono comunicare attraverso il terzo nodo.
3. *Triade con coppia connessa:* una coppia di nodi è connessa mentre l'altro nodo non è connesso.
4. *Triade sconnessa:* ogni nodo è sconnesso dall'altro.

Triadi orientate

Le triadi orientate, invece, hanno la caratteristica della direzionalità degli archi; quindi le possibili combinazioni, in questo caso, diventano 16, a fronte delle 4 nel caso delle triadi non orientate. La nomenclatura per catalogare questo tipo di triadi, in accordo alla Figura 1.10 che le rappresenta, è la seguente:

- il primo campo rappresenta il numero di archi bidirezionali;
- il secondo campo rappresenta il numero di archi singoli;
- il terzo campo identifica il numero di archi mancanti;
- il quarto campo rappresenta una lettera che distingue varianti della stessa triade.

In generale possiamo affermare che una triade chiusa o totalmente connessa è una struttura stabile.

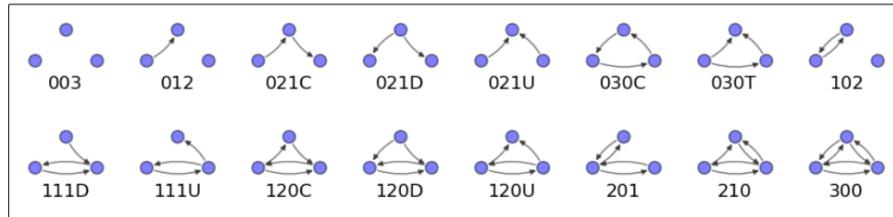


Figura 1.10: Possibili combinazioni per triadi orientate

Clique

Una Clique, chiamata in italiano anche cricca, nella teoria dei grafi è un sottoinsieme di vertici di un grafo non orientato G tale che ogni due vertici distinti in una Clique siano adiacenti; in altre parole, il suo sottografo indotto è completo. A livello di rete sociale una clique è un insieme di nodi totalmente connessi tra di loro. La dimensione di una Clique è rappresentata dal numero di vertici che essa contiene. Inoltre, una Clique massima è una Clique della più grande dimensione possibile in un dato grafo. Ad esempio, anche una Clique di soli 4 nodi, sarà costituita al suo interno da tantissime triadi totalmente connesse. Se, come detto, la triade chiusa è una struttura stabile, allora una Clique è una struttura molto stabile, fortissima. Infatti tra tutte le strutture è quella più forte che c'è ed è, appunto, molto difficile trovarla. Nella Figura 1.11 è mostrato un esempio di Clique.

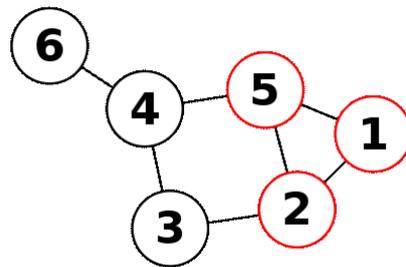


Figura 1.11: I nodi in rosso rappresentano una Clique, che, in questo caso, è anche massima

Comunità

Il concetto di comunità è legato al concetto di Triade e Clique e non è matematicamente definita, ossia la comunità può essere vista come un insieme di nodi in una rete, molto connessi tra di loro ma poco connessi all'esterno con gli altri nodi; una sorta di cluster tra i nodi in una rete. Il riscontro pratico è che i membri appartenenti ad una comunità si confrontano e hanno uno scambio di opinioni principalmente attorno ad un settore o, più precisamente, ad un argomento di interesse comune. Le comunità, in una Social Network, costituiscono, quindi, delle vere e proprie comunità virtuali che interagiscono e creano sinergie.

Introduzione alla Sentiment Analysis

In questo capitolo si fornirà un'introduzione riguardo le metodologie di Sentiment Analysis. In prima battuta, si parlerà della storia della Sentiment Analysis e della sua utilità, nonché dei vari ambiti applicativi. In seconda battuta, verranno enunciati i quattro principi alla base della Sentiment Analysis. In aggiunta, verranno dettagliate le fasi dell'analisi del testo e le sfide attuali che la Sentiment Analysis ha da affrontare.

2.1 Cos'è la Sentiment Analysis?

2.1.1 Storia e Sondaggi

La Sentiment Analysis (S.A), in una forma leggermente diversa da quella attuale, ha delle origini abbastanza datate. Essa nasce dai sondaggi tradizionali, ossia da tutte quelle tecniche usate per raccogliere informazioni e per cercare di capire il pensiero e il sentimento altrui. Questi sondaggi erano molto usati in politica, durante le elezioni, o in un contesto aziendale, per esplorare il livello di soddisfazione di un cliente. Qualsiasi realtà aziendale di una certa dimensione li utilizzava per comprendere il modo in cui i suoi clienti percepivano i prodotti o i servizi offerti; questo per migliorare ciò che non era gradito. Inoltre, i sondaggi tradizionali avevano diverse forme di espressione: il sondaggio telefonico, il questionario cartaceo, ma anche le interviste, se l'argomento trattato non era così semplice o dovevano essere valutati più requisiti.

L'avvento di Internet, invece, è stato il terreno fertile che ha favorito la nascita dei sondaggi in rete o dei questionari inviati tramite email, che hanno ridotto tempi e costi. Esempi di quanto detto si ritrovano nelle domande di soddisfazione per un prodotto/servizio che vengono proposte dai diversi siti di e-commerce o siti del settore turistico, come hotel, ristoranti e locali. Nonostante la vasta utilità di questi sondaggi, realizzarli in questa maniera ha creato comunque dei limiti; i principali sono il limite temporale e il limite attinente alla sincerità delle risposte dei questionari. Il primo limite è tale in quanto il tempo trascorso dalla sua compilazione alla sua effettiva analisi può essere piuttosto elevato; il secondo, invece, è tale per cui le persone intervistate potrebbero distogliersi dalla loro effettiva opinione. Tutto questo si traduce nel fatto che il dato a disposizione e il comportamento effettivo non sempre coincidono.

Con l'evoluzione della rete e l'arrivo dei Social Network prosegue, anche, l'evoluzione nel campo dei sondaggi, che, con l'introduzione della sentiment analysis, risolvono in parte i problemi esposti precedentemente. Con essa si ha la possibilità di ridurre gli intervalli temporali e di avere uno scostamento minore tra ciò che una persona dice e il suo comportamento,

poiché ciò che si andrà ad analizzare non saranno solo delle risposte obbligate e forzate, ma un'opinione ed un sentimento espressi spontaneamente.

2.1.2 Definizione di Sentiment Analysis

In questa sezione si cercherà di giungere ad una definizione universale di Sentiment Analysis attraverso lo studio ed il lavoro degli esperti di questo settore. Nel libro di Bing Liu, "Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions", si definisce la Sentiment Analysis come quel campo di studi che analizza *opinions, sentiments, evaluations, attitudes and emotions* delle persone, attraverso ciò che viene scritto in un testo.

Nel libro di Andrea Ceron, "Social Media e Sentiment Analysis: L'evoluzione dei fenomeni sociali attraverso la Rete", si aggiunge che essa serve a capire cosa ne pensano le altre persone, prendendo in esame testi digitali provenienti da siti web e dai Social Network. Entrambi gli autori sono concordi sul ruolo importante che questo tipo di analisi ha nell'aiutare il management o il marketing di un'azienda, nel momento in cui si devono prendere decisioni.

Inoltre, potremmo dire che esiste una differenza tra opinione e sentimento; infatti, l'opinione è definita da un'interpretazione soggettiva che una o più persone hanno di determinati fatti o avvenimenti; il sentimento, invece, è il modo di pensare e percepire le cose, indipendentemente dal fatto di essere implicito o esplicito, e relativo al carattere personale di ciascuna persona. I due termini, quindi, presentano delle differenze tra di loro; tuttavia nella Sentiment Analysis sono utilizzati come sinonimi, in quanto, nei testi analizzati, avviene la trasposizione sia di opinioni che di sentimenti.

Importante è anche il contributo di Danneman, "Social Media Mining with R", nel quale cerca di formalizzare il concetto immateriale di sentimento (o opinione) utilizzando una serie di variabili concrete che egli esprime attraverso una quintupla di variabili. Queste sono:

- **h**: rappresenta l'holder, ovvero colui che esprime l'opinione;
- **g**: rappresenta il destinatario del sentimento;
- **s**: rappresenta l'opinione (o sentimento) in sé;
- **p**: rappresenta la polarità del sentimento, cioè in che modo è orientata l'opinione espressa; questa può essere positiva, negativa o neutra;
- **c**: rappresenta il tipo di dato e quando l'opinione è stata espressa.

Quando si parla della variabile **p** si intende la possibilità di riuscire ad attribuire la polarità corretta nei testi estratti, cioè dividere i testi che hanno valenza neutra da quelli che, contrariamente, esprimono una valutazione positiva o negativa, sempre riferiti ad uno stesso argomento.

Sempre in un'ottica di distinzione tra sentimento ed opinione è possibile parlare di Sentiment Analysis o Opinion Analysis. La prima indica l'intensità del sentimento espresso, cioè il grado; quest'ultimo può essere positivo, negativo o neutro. La seconda, invece, afferma le motivazioni che si nascondono dietro al sentimento espresso, e quindi cerca di comprendere i motivi per cui una persona ha manifestato una certa emozione attraverso un testo.

In aggiunta, gli studi di Ceron et al. (2016) "A fast, scalable and accurate algorithm for sentiment analysis of social media content" sono concentrati sull'opinion mining, che sintetizza i due tipi di analisi citati in precedenza. Con questo termine si indica una tecnica in grado di identificare l'opinione associata ad una parola chiave, tramite una ricerca in cui si identificano degli attributi legati alla parola chiave stessa. Infine, tramite l'aggregazione delle distribuzioni delle parole chiave, ovvero il modo e la frequenza in cui si ritrovano all'interno dello stesso attributo, è possibile estrarre la polarità della parola cercata.

2.1.3 Applicazioni ed utilità della Sentiment Analysis

Applicazioni

Le applicazioni della Sentiment Analysis sono le più disparate e spaziano dal mondo degli affari e del marketing alla politica, alla salute e a tanti altri campi. Infatti, la Sentiment Analysis non si limita ad un'unica applicazione, ma offre una vasta gamma di applicazioni in diversi settori con lo scopo di aiutare a prendere decisioni. Per fare qualche esempio, possiamo vedere l'applicazione della Sentiment Analysis nel settore sanitario, dove può essere utilizzata per identificare i luoghi di insorgenza delle malattie o per individuare il livello di depressione di una persona attraverso l'osservazione e l'analisi delle emozioni di un testo.

In ambito politico invece, la Sentiment Analysis può essere utilizzata per prevedere le elezioni a partire dai sondaggi sui Social Network, in ambito aziendale, il feedback dei clienti svolge un ruolo estremamente importante nell'applicazione della Sentiment Analysis, in quanto può aiutare le aziende e le organizzazioni a intraprendere azioni appropriate per migliorare i loro prodotti e la strategia aziendale. In aggiunta, la Sentiment Analysis è in grado di analizzare le tendenze e le caratteristiche delle abitudini alimentari delle persone, il che è utile per le organizzazioni commerciali quando pianificano i loro prodotti e le loro strategie di marketing.

In conclusione, capire bene come analizzare il sentimento permetta di prendere meglio le decisioni, indipendentemente dal campo di applicazione nonchè di adottare un approccio analitico nei confronti di ciò che si vuole studiare.

Utilità

Le utilità della Sentiment Analysis risiedono nei vantaggi che esse stessa ci offre. E' infatti affidabile, in quanto permette di rimuovere i pregiudizi umani (bias) attraverso un'analisi coerente. Il sentimento, infatti, può essere altamente soggettivo. Come esseri umani usiamo il tono, il contesto e il linguaggio per trasmettere il significato. Il modo in cui comprendiamo quel significato dipende dalle nostre esperienze e dai pregiudizi inconsci. Ad esempio, consideriamo una potenziale recensione così espressa: *"Fa quello che deve fare, ma non è economico!"*.

E' chiaro come sia presente un sentimento negativo e uno positivo nella frase. Il sentimento negativo è legato al prezzo. Il sentimento positivo è legato alla funzionalità del prodotto considerato. Potremmo, allora, chiederci quale sia il sentimento dell'intera frase ed è proprio qui che possono insinuarsi pregiudizi ed errori umani. Gli analisti umani potrebbero considerare questa frase complessivamente positiva, poiché colui che recensionista menziona la funzionalità in un sentimento positivo. D'altra parte, però, possono concentrarsi sul commento negativo relativo al prezzo, ed etichettarlo come negativo. Capiamo che, in questo caso, la soggettività può influenzare la percezione del sentimento.

Le soluzioni di Sentiment Analysis applicano criteri coerenti per generare approfondimenti più accurati. Ad esempio, un modello di machine learning può essere addestrato per riconoscere che esistono due aspetti con due sentimenti diversi. Esso poi potrebbe fare una media del sentimento generale come neutrale, ma tratterebbe anche traccia dei dettagli. Un'altra utilità di cui vale la pena parlare è la possibilità di agire velocemente e risparmiare tempo. Essendo in molti casi la Sentiment Analysis automatizzata, le aziende possono ottenere informazioni dettagliate in tempo reale. Questo può essere molto utile quando si identificano problemi che devono essere affrontati immediatamente. Ad esempio, una storia negativa di tendenza sui social media può essere rilevata in tempo reale e gestita rapidamente. Oppure se un cliente si lamenta di un problema, è possibile che altri potrebbero avere lo stesso problema

e parlarne. In questi casi, analizzando questi problemi in tempo reale, le aziende possono prevenire il verificarsi di esperienze negative.

Un vantaggio dell'uso della Sentiment Analysis in ambito manageriale, è la possibilità di lavorare con i Big Data, ossia con grandi moli di dati non facili da gestire. In questi casi la Sentiment Analysis aiuta le aziende a dare un senso a enormi quantità di dati non strutturati soprattutto quando si parla delle opinioni delle persone nelle recensioni dei prodotti o sui social media. Nel caso in cui un'azienda lancia un nuovo prodotto, piuttosto che esaminare centinaia di recensioni, può inserire i dati in una soluzione di gestione del feedback. Il suo modello di analisi del sentimento classificherà il feedback in entrata in base al sentimento, e questo permette di capire più rapidamente cosa pensano i clienti del nuovo prodotto e agire di conseguenza. È possibile scoprire caratteristiche che piacciono ai clienti e aree di miglioramento per rimanere competitivi.

2.2 I principi della Sentiment Analysis

Il fondamento della Sentiment Analysis è, senza dubbio, l'analisi testuale. Essa parte da un testo, più o meno lungo, ed estrae il sentimento e l'opinione che si cela dietro di esso. Per fare ciò si utilizzano diversi algoritmi e diverse tecniche; tuttavia, ogni tecnica che viene utilizzata ha come riferimento un filo conduttore che è rappresentato dai 4 principi dell'analisi testuale, come evidenziato dagli studi di Grimmer e Stewart (2013) "Text as Data: The Promise and Pitfalls of Automatic Content Analysis Methods for Political Texts":

1. *Ogni modello linguistico quantitativo è sbagliato, ma tra tutti alcuni possono essere utili.* Tale principio vuole affermare che, di fatto, la complessità del linguaggio è così ampia che qualunque metodo totalmente automatico per l'analisi non può fare altro che fallire, e la volontà di creare un metodo automatico arricchito di regole sempre maggiori per poter intercettare tutte le eccezioni e le sfumature di un linguaggio rappresenta un errore frequente che potrebbe creare classificazioni errate. Questi metodi risultano, tuttavia, molto utili per evidenziare ricorrenze e frequenze di particolari termini o associazioni dei termini.
2. *I metodi quantitativi servono per aiutare l'uomo, non per sostituirlo.* Questo principio afferma che il ruolo svolto dalle persone all'interno di un certo processo non può essere sostituito da hardware e software, o da una macchina in generale, ma rimane sempre la componente fondamentale del processo stesso, da cui non si può prescindere. I metodi quantitativi, tuttavia, sono funzionali e molto utili per velocizzare le operazioni in cui sono presenti grandi quantità di dati che, in questo caso, sono testi e non riuscirebbero ad essere gestiti soltanto con le abilità tipiche dell'uomo. Basti pensare, per esempio, all'enorme quantità di testi raggiungibili per argomenti, personaggi, aziende o prodotti di fama mondiale: essi rappresentano migliaia di migliaia di commenti su Facebook, Twitter, Instagram o Reddit che crescono di numero ogni giorno. Questo principio, in altre parole, vuole convergere ad un equilibrio tra macchina e uomo; esso non contempla la totale assenza della creatività e delle caratteristiche tipiche dell'uomo a dispetto della sola potenza della macchina.
3. *Non esiste la giusta tecnica per l'analisi testuale.* Tale principio vuole affermare che ogni tecnica è progettata con degli scopi ben determinati e si basa su assunti definiti a priori, soprattutto quando si parla di analisi del testo. Esistono, quindi, dei fattori che influenzano la scelta della tecnica; tra i principi troviamo le differenze tra le lingue nazionali, il cambiamento di significati in base agli argomenti di discussione, ai periodi storici, all'età o al genere di chi scrive.

4. *Validare, Validare, Validare.* Questo principio dice che, in realtà, ogni nuovo modello deve essere tale per cui sia possibile convalidarlo dai dati stessi. In particolare, per i metodi supervisionati, la validazione è in una forma più semplice; infatti, essi possono essere validati controllando l'attribuzione semantica generata dal modello e l'effettiva appartenenza semantica del testo tramite lettura post-classificazione. Viceversa, per metodi non-supervisionati, la validazione è un'attività più onerosa che richiede la costruzione di esperimenti controllati, come l'inserimento di testi di cui si conosce il contenuto semantico ma dei quali l'algoritmo non conosce la classificazione; in questo caso è necessario verificare che il metodo assegni il testo al gruppo che si presume essere corretto.

Ovviamente, prima di applicare questi principi, sono necessari dei testi. La sezione successiva descrive quali sono le fasi tipiche di una campagna di analisi testuale.

2.3 Fasi dell'analisi testuale

In questa sezione verranno enunciate le principali tecniche di Sentimet Analysis, ossia l'insieme di tutte quelle tecniche e metodologie atte ad analizzare e trarre conoscenza dai testi. In generale, si ha a che fare con testi di varie lunghezze, in base alle fonti da cui si ricavano i dati in input. Inoltre, un assunto generale è che minori sono le parole utilizzate da un utente, maggiore sarà il significato che esse possiedono e più facilmente risultano identificabili il sentimento e l'opinione che si celano dietro. Le principali fonti sono i testi ed i commenti all'interno delle pagine web, dei social network e dei blog. Per realizzare, dunque, una corretta Sentiment Analysis sarà necessario seguire una serie di passi in modo lineare, ordinato e senza salti affinché la catena degli stessi sia coerente e dia i risultati attesi. Inoltre, ogni passo necessita che quello precedente sia stato svolto in maniera corretta.

2.3.1 Concetti introduttivi

Prima di entrare nel dettaglio dell'analisi, con tutte le fasi di cui essa è composta, è necessario introdurre dei concetti generali e delle parole chiave utili alla comprensione dell'analisi testuale. In particolare, è necessario introdurre i seguenti concetti:

- Un *Corpus di testo*, che rappresenta un insieme di testi omogenei, coerenti, simili e confrontabili tra di loro. I testi che compongono il corpus devono avere in genere delle caratteristiche (o in gergo, features) comuni, come, ad esempio, il vocabolario utilizzato, l'argomento o la morfologia delle frasi.
- Un *Testo*, che rappresenta una delle possibili partizioni del corpus; esso è suddiviso in base all'interpretazione di chi sta studiando il documento.
- I *Frammenti*, che rappresentano le unità di contesto, ossia unità di base, che possono venire identificate con piccoli paragrafi di testo, le proposizioni o parole singole.
- I *Chunk*, che rappresentano degli spezzoni di frammenti di lunghezza ben definita, utilizzati per la ricerca di specifiche coppie o sequenze di parole.
- I *Separatori*, che rappresentano dei simboli grafici, non riconducibili ad un lessico e che hanno la funzione di separare semanticamente e graficamente le parole, le frasi e tutti gli elementi appartenenti al corpus, per dare significato al testo. I più comuni e conosciuti separatori sono i punti, le virgole, le parentesi, le virgolette e tutti gli altri simboli della punteggiatura, senza escludere anche il cosiddetto blank, ovvero lo spazio bianco tra i caratteri.

- I *Token*, che rappresentano un insieme di parole che si ripetono nel corpus alle quali viene assegnato un simbolo, necessario al suo riconoscimento. In questo senso, si parla di "occorrenza" della parola, per definire una sequenza di caratteri compresi tra due separatori testuali, quando si svolge il processo di tokenizzazione del testo. Quest'ultimo consiste in una segmentazione del corpus, rispettivamente per ogni parola differente e per ogni occorrenza, al fine di individuare la posizione del token nella frase.
- Il *Parsing*, che rappresenta, infine, un processo che crea corrispondenza tra una frase e una struttura; essa ha come scopo quello di analizzare la frase dal punto di vista morfologico, della sintassi o della semantica.

Con questi concetti, siamo ora in grado di procedere nei passi che costituiscono le fasi dell'analisi testuale.

2.3.2 Scelta delle fonti e ottenimento dati

L'ottenimento dei dati di testo negli ultimi anni è diventato incredibilmente più facile ed efficace grazie alla capacità di capienza sempre in crescita dei database e alla loro maggiore rapidità in termini di scambio dei dati. Esistono fondamentalmente due approcci per ottenere i dati cercati, ossia i testi dai quali vogliamo effettuare le nostre analisi. I due approcci si dividono in estrazione manuale ed estrazione automatica (tramite API).

Estrazione manuale

In questo caso è l'analista che sceglie personalmente le fonti da cui estrarre i testi; successivamente egli trasferisce i dati presenti in rete all'interno di un file e lo rende leggibile ai software di analisi del testo. Un'estrazione manuale restituisce risultati molto precisi, a dispetto di tempi molto ampi, oltre ad una maggior insorgenza di alcuni problemi. I più frequenti sono possibili dimenticanze di dati, mancanza di omogeneità e i criteri soggettivi utilizzati, che non sono standard, ma variano da operatore a operatore.

In generale, però, esistono delle best practice da adottare al fine di riuscire in una corretta selezione delle fonti mediante estrazione manuale. Tra queste troviamo la *rilevanza*, ossia il monitoraggio dei testi si deve concentrare sulle piattaforme web che hanno la maggior quantità di utenti, in quanto ciò si traduce, anche, sul numero di dati. Infatti, un numero sufficientemente alto di testi è tra gli elementi necessari per inglobare quante più informazioni possibili. Dunque, si dovranno cercare testi e recensioni da blog frequentati, forum, social network e community molto frequentate.

È importante anche la *tematica*, che permette di selezionare l'enorme numero di dati in base al tema trattato o alle key-word utilizzate per la ricerca. Essa permette un filtraggio a monte di tutti gli step in base al criterio semantico.

Il *territorio*, inoltre, conferisce la possibilità di circoscrivere l'estrazione di dati che provengono da un determinato ambito territoriale, che può essere più o meno vasto. Non si parla solo della possibilità di suddividere i testi scritti con la stessa lingua, ma di individuare testi che provengono da un territorio circoscritto.

La *lingua*, infine, permette di selezionare i testi secondo uno stesso idioma, il che è molto simile all'ambito territoriale ma di più facile applicazione.

Estrazione Automatica

L'estrazione automatica del testo avviene generalmente attraverso le API (Application Programming Interface); queste rappresentano dei procedimenti, disponibili esternamente

alla piattaforma web, che hanno la funzione di espletare un compito all'interno di un programma. Grazie a queste procedure, che solitamente sono raggruppate in strumenti, si dà la possibilità ad altri, solitamente non sviluppatori della piattaforma, di compiere determinate azioni sui testi di interesse; tra queste azioni vi è proprio l'estrazione delle informazioni. Con questa metodologia si permette a soggetti esterni, previa identificazione tramite un procedimento di autenticazione, di agire come dei programmatori e, quindi, di interagire con la piattaforma ed estendere funzioni e caratteristiche di default. Per scambiare i dati tra la piattaforma e l'attore che la interroga, viene molto spesso utilizzato il formato JSON (Java Script Object Notation), data l'elevata praticità e la facilità di traduzione in molti altri linguaggi. Esso è caratterizzato dall'utilizzo di parentesi graffe e presenta due possibili strutture: un insieme di coppie (nome, valore) o una lista di valori ordinati.

In conclusione, il più complesso genere di acquisizione di testi è, ovviamente, quello che parte, invece, da dati cartacei, come nel caso dei libri. Questo necessita l'impiego di appositi scanner con risoluzioni elevate e con sistemi di Optical Character Recognition, in maniera tale che non vengano generate semplici immagini ma dei veri e propri testi digitali su cui poter lavorare e da poter rielaborare. Fortunatamente, questo genere di ricerche è molto meno diffuso e di importanza relativa rispetto agli altri due generi, soprattutto se la ricerca ha uno scopo orientato verso campi applicativi come l'economia e il marketing o come nel caso dello studio dei commenti provenienti dalle social network.

2.3.3 Pre-processing e filtraggio del testo

Il linguaggio può possedere delle strutture complesse, ma per avviare e realizzare un'analisi testuale efficace non è necessario riuscire ad interpretarlo e decodificarlo nella sua totale complessità. Infatti, quando un testo scritto viene analizzato dal punto di vista del sentiment è obbligatorio svolgere alcuni passaggi fondamentali di pre-processing allo scopo di ridurre il numero di termini, e più in generale di *features*, presenti all'interno del vocabolario preso in considerazione. Dopo aver portato a termine tutti i passi necessari per un corretto recupero dei dati, ed aver raggruppato i testi raccolti, lo step successivo è la fase di pre-processing, che rappresenta la base di partenza di tutti i metodi di analisi che si andranno a svolgere. Questa fase è essenziale e deve essere eseguita indipendentemente dai metodi di classificazione o algoritmi utilizzati. Il pre-processing prevede di sciogliere i legami logici linguistici del testo, e quindi l'eliminazione dell'informazione relativa all'ordine con cui si susseguono le parole, trasformando il corpus in un insieme destrutturato di unigrammi. Potremmo pensare che questa fase sia troppo dispersiva di informazioni e si potrebbe pensare che essa generi errori nei risultati; in realtà, pur essendo molto semplice costruire delle frasi in cui l'ordine sia fondamentale per il senso finale, nella maggior parte dei casi una semplice lista di parole, non ordinate, può bastare per individuarne un senso generale. Quello che avviene è quindi la trasformazione di frasi o testi in quello che in gergo è detto "bag of words", ovvero, un'insieme di parole disordinate, formati da unigrammi, nella maggior parte, ma in alcuni casi anche da bigrammi o trigrammi. Questi ultimi non sono altro che coppie o triple di parole che acquisiscono un senso specifico se accostate tra loro e in riferimento alle analisi che si stanno facendo.

Tokenizzazione

Inoltre, durante la fase di pre-processing, si deve svolgere anche la *tokenizzazione*; con questa parola si intende quel processo di suddivisione dei caratteri in unità minime di analisi, dette token. Solitamente, effettuando la suddivisione dei testi in token, si fa riferimento agli spazi che separano una parola dall'altra; tale attività non risulta complicata in quanto lo spazio funge da separatore naturale. In realtà, però, i token possono essere anche entità

strutturalmente complesse, come, ad esempio, date, ma sono comunque assunte come unità di base per i successivi livelli di elaborazione, come quello morfologico o sintattico. Considerando il corpus, "Oggi è stata un giornata fredda, ho usato il cappotto", applicando il processo di tokenizzazione si ottiene il seguente dizionario composto dai token: "Oggi", "è", "stata", "una", "giornata", "fredda", "ho", "usato", "il", "cappotto", ",", " .".

Stemming

Un ulteriore step, oltre la tokenizzazione, è lo *stemming*. Una volta rotti i legami tra le parole di un testo, possiamo semplificare le parole stesse ed il vocabolario che costituisce la frase. Questo risultato lo si ottiene tramite la tecnica dello stemming. Essa mira a ridurre le singole parole alle radici di cui esse sono composte, rimuovendone la parte finale, con lo scopo di ridurre la numerosità dei termini nel dataset finale. In sostanza, lo stemming serve a semplificare l'identificazione di parole che si riferiscono allo stesso concetto di base riducendole e facendole corrispondere alla propria radice comune. Nel mostrare un esempio, se si considera la frase "Pessimo film recitato male", applicando il processo di stemming si ottiene "Pessim film recit male"

Da un punto di vista matematico e implementativo, preprocessing e stemming, in particolare, permettono di creare una matrice avente per righe un corpus di testo e per colonne ogni stilema individuato; nelle intersezioni tra righe e colonne è presente un uno (1) o uno zero (0) in relazione al fatto che lo stilema sia presente o meno. Da una matrice così definita, è possibile ricavare, quindi, la rappresentazione di ciascun documento j , con $j = (1, \dots, n)$, come un vettore $V_j = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$, dove si indica la presenza o l'assenza, all'interno del documento, di una parola che deriva dal relativo stilema. Questa matrice è il punto di partenza di ogni modello di analisi testuale. Solitamente, questo genere di tabelle può contenere un numero molto elevato di testi, e quindi essere di dimensione molto elevata (anche milioni di righe). Per ogni matrice è possibile, anche, calcolarne la densità, ovvero il rapporto in percentuale della presenza di zeri rispetto agli uni all'interno della stessa.

Omogeneizzazione del testo

Un ulteriore fase è la *ripulitura e omogeneizzazione del testo*. L'omogeneizzazione avviene modificando i caratteri speciali nel testo come, ad esempio, le lettere maiuscole; con la ripulitura, invece, si va proprio a modificare, o eventualmente ad eliminare, la punteggiatura e le parole funzionali solo a scopo grammaticale e sintattico, quali articoli, suffissi, prefissi e proposizioni. Ulteriore attenzione deve esser fatta per le "emoticons", che anch'esse dovranno essere manipolate. Queste, infatti, non dovrebbero essere cancellate perché possiedono dei significati dati da colui che scrive il testo. Infatti, per capire al meglio i messaggi per i quali la sola interpretazione linguistica risulta incerta, come i testi sarcastici e ironici, sarebbe bene creare una lista di emoticon abbinata ad una stringa tale per cui, quando ci si trova di fronte ad una emoticon, questa venga sostituita con dati elaborabili.

2.3.4 Scelta del metodo di classificazione

Dopo aver correttamente eseguito gli step della fase precedente, si può passare alla scelta del metodo o algoritmo di classificazione da utilizzare. In questa direzione, è possibile distinguere due tipologie di analisi e due tipologie di metodi di classificazione. In questo senso, ortogonalmente, abbiamo quattro possibili casi:

- *Analisi individuale supervisionata*: negli algoritmi supervisionati le classi o le categorie sono note a priori, in quanto vengono identificate manualmente e fatte, poi, apprendere

all'algoritmo attraverso un training set, che rappresenta un sottoinsieme del totale dei dati.

- *Analisi individuale non supervisionata*: in questo caso si analizzano i testi ai quali vengono, poi, assegnate delle classi (che non sono conosciute a priori), a seconda di ricorrenze riscontrate all'interno di testi raggruppati come omogenei. A volte si può ricorrere all'utilizzo di dizionari ontologici, di cui l'algoritmo conosce il significato dei termini, ma non la loro classificazione.
- *Analisi aggregata supervisionata*: ciò che cambia dai casi precedenti è la focalizzazione su tutto l'insieme dei corpus, al fine di comprendere non solo l'opinione e la classe del singolo testo, ma anche la frequenza con cui esse si presentano nella totalità del testo trattato. In questa tipologia di analisi si cerca di comprendere la frequenza della categorie semantiche, che si conoscono già a priori; ciò avviene analizzando i dati nel testing set, ovvero quel sottoinsieme del set di dati usati per testare il modello, ai quali si applicheranno le regole apprese nel training set.
- *Analisi aggregata non supervisionata*: la classificazione avviene sempre tramite l'utilizzo di dizionari di termini o cataloghi, poiché le categorie semantiche sono note solo a posteriori.

La scelta del classificatore da usare viene fatta in base anche all'obiettivo che ci si è posti a monte dell'analisi, al contesto e al tipo di testi che si hanno a disposizione. Una prima distinzione si ha tra tecniche di scoring ed analisi testuale, che, successivamente possono essere distinte in metodi supervisionati e metodi non supervisionati. Verranno, ora, enunciate, le principali, tra le diverse tecniche di classificazione.

Scoring

Nei metodi di Scoring, il testo non viene visto come un insieme di frasi che devono essere interpretate e comprese, ma semplicemente come un insieme di parole che forniscono un'informazione su dove si trova il testo all'interno di uno spazio dimensionale. Ad ogni testo viene assegnato un punteggio (da cui scoring), successivamente, si dispongono tali testi su una retta in base al punteggio. Il fine ultimo è quello di creare un ordinamento fra i testi che, poi, in base al problema, deve essere opportunamente codificato ed interpretato.

L'esempio più generale è quello di suddividere i testi in positivi, negativi e neutri se i punteggi assegnati sono rispettivamente maggiori di 0, minori di 0 e pari a 0. Di tali metodi esistono sia metodi supervisionati che metodi non supervisionati. Ad esempio, un metodo non supervisionato è il *Wordfish*, che richiede un'interpretazione a posteriori in base al contenuto dei testi. Un metodo supervisionato è il *Wordscores* che prevede il tagging di un testo o l'utilizzo di un dizionario ontologico, per avere l'informazione relativa alle categorie in cui suddividere i testi.

Naive Bayes

Tale metodo appartiene alla classe dei metodi supervisionati, e, come suggerisce il nome, usa il teorema di Bayes per valutare la probabilità che un certo documento appartenga a ciascuna delle categorie, assegnando ad esso, successivamente, la categoria con probabilità maggiore. Una caratteristica di tale metodo, è che va fatta un'assunzione forte, ed è relativa al fatto che ogni parola del testo sia indipendente dalle altre (cosa, però, poco realistica). Essendo un approccio supervisionato, è necessaria l'esistenza di un training set, in cui a ogni

oggetto viene assegnata una classe (o categoria), e che servirà per la fase di apprendimento dell'algoritmo. Il training set, formalmente è espresso come:

$$S = \{(x_i, y_i) | i \in 0, \dots, n\}$$

In questo caso, x_i rappresenta l'oggetto da classificare e y_i appartiene all'insieme C_i delle possibili classi o categorie da associare con $i = (1, \dots, n)$. In generale C ha come classi: positiva, negativa, neutra e non attinente; quindi, si distingueranno in C_1, C_2, C_3 e C_4 . Qui non verranno riportate tutte le dimostrazioni, ma solo la formula finale che esprime il cuore dell'algoritmo. Tale formula, contiene le proprietà del teorema di Bayes già al suo interno:

$$P(C|F_1, \dots, F_n) = \prod_{n=1}^N P(F_i|C_j)$$

Data una classe C_j , con $j = 1, \dots, K$, e un oggetto, che possiede un insieme F di caratteristiche (o features) (F_1, \dots, F_n) , si vuole conoscere la probabilità che questo oggetto appartenga alla classe considerata. Si giunge alla conclusione che la probabilità dell'oggetto si può esprimere attraverso il prodotto delle singole probabilità di ogni sua feature di appartenere alla classe C_j . Il classificatore, quindi, produrrà in output la probabilità con cui un certo testo è associato ad una classe e lo si classificherà in base alla classe con probabilità maggiore.

Cluster Analysis

In questa sezione, consideriamo, invece, un approccio non supervisionato. Ciò significa che le classi si conoscono soltanto a posteriori, tramite l'individuazione di similarità e dissimilarità tra gli oggetti. In particolare, quando si parla di clustering, l'obiettivo è dividere i dati in gruppi (cluster) cercando di catturare la struttura naturale dei dati. Il requisito è che gli oggetti in un cluster devono essere simili tra loro e differenti dagli oggetti degli altri cluster, ovvero la distanza intra-gruppo deve essere minima, mentre quella inter-gruppo deve essere massima. Ci vengono in aiuto e si utilizzano, in questo approccio, le formule delle distanze (solitamente Euclidea e di Manhattan) per la creazione di n gruppi, in modo tale che, all'interno di quest'ultimi gli oggetti abbiano massima omogeneità e distanza minima; tra i gruppi è necessario che ci sia massima eterogeneità e, quindi, distanza massima. La Cluster Analysis può avvenire in maniera dissociativa quando si separano gli elementi che hanno più distanza tra di loro, oppure agglomerativa quando si raggruppano gli elementi con distanza minore. In Figura 2.1 viene riportato un esempio di applicazione della tecnica di clustering.

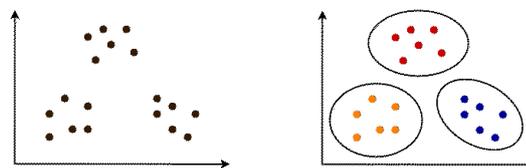


Figura 2.1: Un esempio di applicazione della tecnica di clustering, prima e dopo

2.3.5 Valutazione dei risultati e del modello di classificatore

Una volta completata la classificazione dei testi e individuata la distribuzione delle classi dei vari testi all'interno del corpus, si deve procedere ad una fase di verifica e di test, detta anche validation test. Essa serve a valutare se i parametri di accuratezza ed errore siano soddisfacenti, ossia, rispettivamente, alto e basso. È importante, tra l'altro, effettuare la verifica su dei dati diversi da quelli utilizzati per l'apprendimento (training set), in modo

che si possa essere certi di credere che la regola utilizzata valga per tutti i testi e non solo per quelli di apprendimento.

Nel dettaglio, le formule di accuratezza ed errore calcolano se il classificatore ha agito in modo corretto nelle stime dei testi e ne esprimono anche la relativa percentuale. Per comprendere queste formule, è bene introdurre quattro parametri:

- *False Positive FP*: il numero di elementi classificati non correttamente nella loro classe C_i ;
- *True Positive TP*: il numero di elementi classificati correttamente nella classe C_i ;
- *False Negative FN*: il numero di elementi non classificati erroneamente nella classe C_i ;
- *True Negative TN*: il numero di elementi non classificati in modo corretto nella classe C_i .

In questo caso, gli elementi sono i documenti di testo, dato che siamo all'interno dell'analisi testuale. Inoltre, sulla base di queste quattro possibilità, definiamo l'accuratezza nel seguente modo:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Viceversa, l'errore è dato dalla seguente formula:

$$E = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN} = 1 - A$$

Un buon metodo di classificazione dovrebbe ricercare la maggiore accuratezza possibile ed un errore minimo, che si traducono nella corretta disposizione dei dati all'interno delle classi corrette. Successivamente, una volta verificata la bontà di un classificatore, si può procedere alla valutazione qualitativa dei risultati quantitativi ottenuti. In questo modo si cerca di capire perché si siano verificate determinate frequenze di opinioni o determinati sentimenti. Si può ricorrere a schemi, grafici o tabelle per avere maggiore chiarezza ed espressività di ciò a cui siamo giunti. Molto spesso vengono utilizzati dei grafici che riassumono il sentiment e la polarità dei testi analizzati del corpus, in modo da poter confrontare facilmente le differenze tra le varie classi. In conclusione, nella Figura 2.2 sono mostrati gli step di una campagna di Sentiment Analysis.

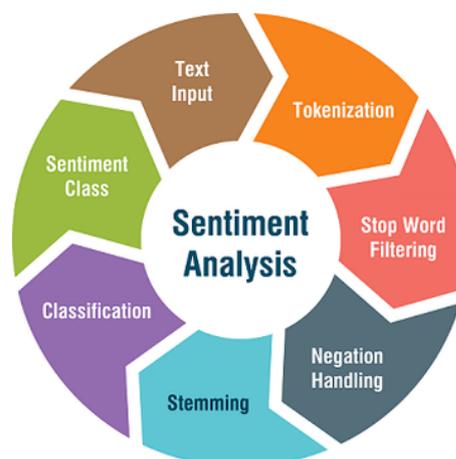


Figura 2.2: Gli step relativi ad un processo di Sentiment Analysis

2.4 Sfide attuali per la Sentiment Analysis

2.4.1 Soggettività

È chiaro che, quando ci si trova ad elaborare i testi, questi ultimi possono essere oggettivi o soggettivi. In questa direzione è possibile considerare le seguenti frasi:

- *"Questa lavatrice è buona..."*
- *"Questa lavatrice è grande..."*

La prima frase è chiaramente soggettiva, e la maggior parte delle persone sarebbe propensa ad affermare che il sentimento è positivo. La seconda frase è oggettiva e potrebbe essere classificata come neutra. In questo caso la parola *"buona"* è considerata più soggettiva che *"grande"*. La sfida, qui, è dovuta al fatto che le macchine molto spesso devono affrontare necessariamente tale soggettività. Prendiamo adesso l'esempio di una recensione di un prodotto che dica che *"il prodotto funziona alla grande, ma in nessun modo può giustificare il prezzo elevato"*. In questo caso la prima metà della frase è indubbiamente positiva. Però, è negata dalla seconda metà che dice che il prodotto è troppo costoso. Il sentimento generale della frase è negativo. Per tutti questi casi, l'esistenza di set di dati di addestramento di grandi dimensioni, che includono esempi di soggettività, sono di grande aiuto per gli algoritmi nel classificare correttamente il sentimento. Il deep learning, ad esempio, potrebbe anche essere più accurato poiché più efficace nel tenere conto del contesto e del tono usato.

2.4.2 Contesto

Il contesto è un qualcosa di cruciale quando si tratta di comprendere il sentimento. Le parole di opinione, infatti, sono mutevoli e possono cambiare la loro polarità a seconda del contesto. Le macchine dovrebbero conoscere il contesto per classificare correttamente un testo. Volendo fare un esempio, si ipotizzi la seguente domanda fatta ad un utente *"cosa ti è piaciuto del prodotto acquistato?"* e si ipotizzino le seguenti risposte:

- *"Versatilità"*
- *"Caratteristiche"*

La prima risposta sarebbe classificata come positiva. Anche la seconda risposta è positiva, ma di per sé presenta un'ambiguità. Se si cambiasse, invece, la domanda in *"cosa non ti è piaciuto"*, la polarità sarebbe completamente invertita. A volte, non è la domanda ma è la valutazione che fornisce il contesto. La soluzione a ciò si traduce nella pre-elaborazione o post-elaborazione dei dati per acquisire il contesto necessario, ma questo può essere un processo complesso e lungo.

2.4.3 Ironia e sarcasmo

L'umorismo ed il sarcasmo possono rappresentare una grande sfida per le tecniche di apprendimento automatico ed, in particolare, di Sentiment Analysis. Attraverso il sarcasmo e l'ironia, le persone, anche con particolari intonazioni della voce, usano parole positive per descrivere situazione o fatti negativi. Capiamo bene, quindi, che per una macchina potrebbe essere ben difficile riuscire ad interpretare tali figure retoriche. Facciamo un esempio di una potenziale recensione lasciata da un utente su un sito che offre servizi di trasporti.

"Mi prendo la briga di dire quanto sia stato premuroso da parte della compagnia consentire a noi passeggeri un viaggio così completo e avvolgente. A differenza di altre compagnie, il cui interesse era

portarmi alla destinazione rispettando i tempi, mi ha incuriosito tutto il tempo necessario per giungere a destinazione, la bellezza di 4 ore in più"

Nell'esempio fatto, parole come "premuroso" e "bellezza" verrebbero, ovviamente, classificate come sentimento positivo. Ma per un essere umano, che in generale ha proprie le caratteristiche di ironia e sarcasmo, risulterebbe più che scontato che il sentimento complessivo sia negativo. Fortunatamente, però, in un contesto commerciale, una percentuale davvero piccola di feedback e recensioni utilizza il sarcasmo.

In questo capitolo si fornirà una panoramica sulla letteratura correlata. Si partirà, innanzitutto, con una premessa sul ruolo crescente che i social network hanno avuto sia nella vita quotidiana sia sulla ricerca. Si prosegue, successivamente con una presentazione della letteratura correlata relativa allo scope e al sentiment.

3.1 Premessa

Negli ultimi anni, i social network sono stati usati da gruppi di utenti per discutere di diversi argomenti, dalla politica al gossip, dalla salute allo sport, e così via. La diffusione pervasiva dei social network ha spinto i ricercatori a studiare il comportamento degli utenti che si iscrivono ad essi in vari scenari di riferimento [8; 45]. Accanto all'analisi della struttura delle reti, che già fornisce modelli di conoscenza molto interessanti sul comportamento degli utenti che vi accedono, i ricercatori hanno iniziato a esaminare anche i contenuti postati e scambiati tra gli utenti [6; 35; 53]. Per quanto riguarda quest'ultimo aspetto, elementi di particolare interesse sono l'estrazione di topic dai testi e la valutazione del sentiment degli utenti su un determinato topic. La presente tesi mira a integrare questi due filoni di ricerca in quanto vuole analizzare come lo scope del sentiment di un utente su uno specifico topic si propaghi sia spazialmente che temporalmente attraverso una rete sociale.

3.2 Letteratura correlata relativa allo scope

In passato, lo scope relativo agli utenti nelle reti sociali è stato studiato in [25]. In questo lavoro, gli autori analizzano lo scope di un'entità in Twitter. In particolare, definiscono un framework per misurare vari aspetti dello scope (ad esempio, influenza, affidabilità, popolarità) simultaneamente e per più entità (ad esempio, utenti e hashtag). Nel dettaglio, tale entità all'interno di una rete sociale rappresenta l'estensione dell'area in cui è rilevante. Lo scope è un fattore estremamente importante quando si vuole analizzare quanto un'entità condizioni l'ambiente sociale che la circonda. L'analisi sullo scope può essere condotta in relazione a diverse proprietà sociali, come ad esempio l'influenza sociale (cioè quanto un'entità stimola i suoi vicini a comportarsi in modo simile) o l'affidabilità (cioè quanto il contenuto fornito da un'entità è prezioso per i suoi vicini). L'utilità di tali informazioni è estremamente preziosa in diversi campi della ricerca sociale, ad esempio nell'analisi di come le informazioni si diffondono all'interno di una rete sociale, o nel determinare la fiducia e la reputazione di un utente in una rete." In questo modo, è possibile misurare lo scope

complessivo e considerare diversi suoi aspetti, confrontandoli tra loro e per entità diverse. Tali confronti consentono di estrarre modelli di conoscenza (che indicano, ad esempio, la presenza di anomalie e outlier) che possono essere utilizzati in diversi domini applicativi (ad esempio, la diffusione delle informazioni). In [13], gli autori estendono il concetto di scope dalle persone agli oggetti intelligenti in un contesto IoT multiplo. In particolare, essi formalizzano due definizioni di scope per gli oggetti intelligenti e illustrano alcune applicazioni reali dei modelli di conoscenza così estratti. Dopo aver introdotto entrambe le formalizzazioni, in tale studio, le stesse vengono analizzate attraverso una serie di esperimenti dedicati a comprendere i pro e i contro di ciascuna di esse. Inoltre, tali esperimenti sono concepiti per evidenziare le relazioni tra le misure di centralità e lo scope, nonché la possibile connessione tra quest'ultimo parametro e la densità della rete. Inoltre, viene confrontata sperimentalmente la definizione data di scope con due concetti correlati, ossia il grado di diffusione e il grado di influenza, proposti nella letteratura passata sull'IoT. L'analisi rivela che lo scope fornisce una valutazione equilibrata del "potere" di un oggetto intelligente sui suoi vicini. Infatti, la sua valutazione è intermedia tra quella restituita dal grado di diffusione (che è eccessivamente ottimista) e quella fornita dal grado di influenza (che è eccessivamente pessimista). Tornando allo scenario dei social network people-to-people, molti autori analizzano singoli aspetti del concetto di scope, come l'affidabilità, la fiducia e l'influenza di utenti e/o hashtag [22; 29; 31; 43].

In particolare, in [22], gli autori si sono proposti di analizzare il problema posto da Domingos e Richardson relativamente alla progettazione di strategie di marketing virale. Il problema era il seguente: se possiamo cercare di convincere un sottinsieme di individui ad adottare un nuovo prodotto o un'innovazione, e l'obiettivo è quello di innescare un'ampia cascata di ulteriori adozioni, a quale insieme di individui dovremmo rivolgerci? In questo studio è stato considerato tale problema considerando i modelli più studiati nell'analisi delle reti sociali. Il problema di ottimizzazione della selezione dei nodi più influenti, ad esempio, è NP-hard e sono state fornite le prime garanzie di approssimazione dimostrabili per algoritmi efficienti. Utilizzando un framework di analisi basato su funzioni sottomodulari, si è dimostrato che una strategia greedy naturale ottiene una soluzione che è dimostrabile entro il 63% dell'ottimo per diverse classi di modelli; il framework ideato ed usato in questo studio, inoltre, suggerisce un approccio generale per ragionare sulle garanzie di performance degli algoritmi per questo tipo di problemi di influenza nelle reti sociali.

In [29], gli autori si sono posti il problema di prevedere quali topic in Twitter diventeranno popolari nel prossimo futuro; questo rappresenta anche un task di notevole importanza economica. Molti topic di Twitter sono annotati da hashtag. In questo studio sono stati proposti metodi per prevedere la popolarità dei nuovi hashtag su Twitter formulando il problema come un task di classificazione. Si utilizzano cinque modelli di classificazione standard, ovvero il Naïve bayes, il K-Nearest Neighbors, i Decision Tree, il Support Vector Machine e la Regressione Logistica per la previsione. La sfida principale è l'identificazione di funzionalità efficaci per descrivere nuovi hashtag.

In [31], ci si è concentrati nel rilevamento dello spammer di Twitter attraverso l'applicazione di tecniche di clustering al flusso di dati. La necessità di tale rilevamento nasce dal fatto che la rapida crescita di Twitter ha innescato un drammatico aumento del volume di spam; inoltre, l'abuso di alcuni componenti di Twitter come "hashtag", "menzioni" e URL abbreviati consente agli spammer di operare in modo efficiente. In particolare sono stati forniti tre approcci. In prima battuta, si è cercato di formulare il problema non come un problema di classificazione, come nella letteratura passata, ma come un problema di rilevamento di anomalie. In secondo luogo, sono state introdotte 95 one-gram features dal testo del tweet, insieme alle informazioni sull'utente analizzate in studi precedenti. Dopo di ciò, per gestire efficacemente la natura in streaming dei tweet, sono stati modificati due algoritmi di clustering del flusso, ovvero StreamKM++ e DenStream, per facilitare l'identificazione dello

spam. Infine, si è dimostrato che, se utilizzati insieme, questi algoritmi raggiungono il 100% di recall e un tasso di falsi positivi del 2,2%, il che significa che il sistema ideato è stato in grado di identificare il 100% degli spammer etichettando erroneamente solo il 2,2% degli utenti normali come spammer.

In [43], si è studiato il rapporto tra influenza e passività all'interno di una rete sociale. In particolare, affinché le persone diventino influenti, non solo devono attirare l'attenzione, e quindi essere popolari, ma anche superare la passività degli utenti. In questo studio è stato proposto un algoritmo che determina l'influenza e la passività degli utenti in base alla loro attività di inoltro delle informazioni. La valutazione è stata eseguita con un set di dati di 2.5 milioni di utenti e ha mostrato che la misura di influenza ideata è un buon predittore dei click sugli URL, superando molte altre misure che non tengono esplicitamente conto della passività dell'utente. In aggiunta, si è dimostrato che un'elevata popolarità non implica necessariamente un'elevata influenza, e viceversa.

Gli autori di [12] utilizzano l'algoritmo PageRank per analizzare la distribuzione dell'influenza nella rete. In [37], gli autori analizzano l'attrattività degli utenti in una rete sociale. L'approccio proposto caratterizza un utente in base ai nuovi utenti con cui è in grado di interagire nel tempo. Gli autori si propongono di eseguire la massimizzazione dell'influenza, ma non considerano gli argomenti trattati dagli utenti.

Altri approcci studiano l'evoluzione delle tendenze tematiche in Twitter analizzando l'uso degli hashtag. Questi ultimi, infatti, consentono una divisione naturale dei post in base ai loro argomenti [28; 52]. In particolare, gli autori di [52] misurano l'influenza topic-sensitive degli utenti su Twitter attraverso un approccio basato sul PageRank. Essi analizzano come un utente di un social network possa influenzare altri utenti in merito ad un topic. Inoltre, propongono una metrica per calcolare l'influenza degli utenti su topic specifici. L'approccio descritto nella presente tesi differisce da quello descritto in [52] in quanto quest'ultimo non mira a descrivere le caratteristiche che definiscono l'influenza di un utente su un altro, ma fornisce soltanto una stima quantitativa di essa. Inoltre, l'approccio proposto in [52] non considera il valore del sentimento nella sua analisi. In [28], gli autori propongono un approccio che, dato un hashtag su Twitter, utilizza i commenti corrispondenti per costruire il suo profilo e prevedere la sua popolarità. Questo approccio presenta alcune analogie con quello presentato nella tesi. Infatti, può essere visto come un metodo per prevedere lo scope di un hashtag, e quindi la sua diffusione. Il nostro approccio si differenzia da quello descritto in [28] in quanto, nell'indagare la diffusione del sentiment di un utente su di un topic, analizza il contributo fornito da altri utenti del suo vicinato. Pertanto, la nostra analisi è più centrata sull'utente rispetto a quella proposta in [28]. Inoltre, l'approccio descritto in [28] non considera il sentimento quando analizza l'espansione di un topic. Infine, esso non intende proporre un'analisi multidimensionale della popolarità di un hashtag, a differenza del nostro approccio, che propone uno scope spaziale e temporale e lascia aperta la possibilità di ulteriori dimensioni per lo scope nel futuro.

3.3 Letteratura correlata relativa al sentimento

In questa sezione, analizzeremo il sentimento di un utente su uno o più topic. Nella letteratura passata sono stati proposti molti approcci per affrontare tale problema. Alcuni di essi considerano il problema da un punto di vista statico; in particolare, impiegano generalmente tecniche di opinion mining per comprendere il sentimento che emerge da un dato testo [1; 26; 33; 56].

In [1], gli autori si propongono di modellare l'atteggiamento degli utenti utilizzando un modello sentiment-topic gerarchico. Questo studio nasce dalla volontà di scoprire la struttura latente dei vari topic più discussi e i corrispondenti sentimenti di diversi utenti di un certo

social media; ciò risulta fondamentale per aiutare le organizzazioni e i governi a capire come si sentono gli utenti riguardo ai loro servizi e le loro strutture. Sebbene numerosi testi di ricerca abbiano esplorato l'analisi del sentimento sui diversi aspetti di un prodotto, meno lavori si sono concentrati sul motivo per cui agli utenti piacciono o non piacciono quei prodotti. In questo studio viene proposto un nuovo modello probabilistico, in particolare un modello gerarchico di topic del sentimento dell'utente (HUSTM), per scoprire la struttura nascosta di topic e utenti mentre si esegue l'analisi del sentimento in modo unificato. L'obiettivo di HUSTM è modellare gerarchicamente gli atteggiamenti (o le opinioni) degli utenti utilizzando informazioni su topic e sentimenti diversi, inclusi quelli positivi, negativi e neutri.

In [56] considerando la notevole crescita delle recensioni dei consumatori on-line, le cui informazioni possono consentire alle aziende di comprendere meglio le preferenze dei diversi segmenti di mercato e migliorare la progettazione del prodotto, vengono proposti sia modelli parametrici che non parametrici User-aware Sentiment Topic Models (USTM). Tali modelli includono le informazioni demografiche degli autori delle recensioni nel processo di modellazione dei topic. Il fine è quello di scoprire associazioni tra segmenti di mercato, aspetti topic e sentimenti. L'esame qualitativo dei topic scoperti utilizzando il framework USTM nei due set di dati raccolti da popolari piattaforme di recensione online da parte dei consumatori, e la valutazione quantitativa dei metodi che utilizzano tali topic per i compiti di classificazione del sentimento delle recensioni e di previsione degli attributi degli utenti, indicano l'utilità di tenere conto delle informazioni demografiche degli autori delle recensioni nell'opinion mining.

In [33] vengono analizzati i sentimenti derivati dalle conversazioni che avvengono nei social network. L'obiettivo è identificare i sentimenti degli utenti della rete sociale attraverso le loro conversazioni. Inoltre, viene condotto uno studio per determinare se gli utenti dei social network (Twitter in particolare) tendono a riunirsi in base alla somiglianza dei loro sentimenti. Nel framework proposto, si fa uso di ANEW, un dizionario lessicale per identificare i sentimenti affettivi associati a un messaggio secondo il modello dell'affetto di Russell. Successivamente, si propone un meccanismo di modellazione dei topic basato sul modello generativo Latent Dirichlet Allocation (LDA), che permette di trovare la distribuzione dei topic in una conversazione generale e associare i topic alle emozioni. In conclusione, si individuano le comunità nella rete in base alla densità e alla frequenza dei messaggi tra gli utenti, e si confrontano i sentimenti delle comunità utilizzando il modello dell'affetto di Russell rispetto alla polarità, calcolando la misura con cui la distribuzione degli argomenti rafforza la somiglianza nei sentimenti degli utenti di una comunità. Questo lavoro contribuisce con una metodologia di topic modeling ad analizzare i sentimenti nelle conversazioni che si svolgono nelle reti sociali.

In [26], si definisce, innanzitutto, il problema dell'opinion mining. Dalla definizione emergono le principali questioni tecniche che devono essere affrontate. Si descrivono, poi, i vari task chiave di mining che sono stati studiati nella letteratura passata, nonché le relative tecniche rappresentative. In seguito, si discute il problema dell'individuazione dello spam di opinioni o delle recensioni false. Infine, viene introdotto il tema della valutazione dell'utilità o della qualità delle recensioni online. La necessità di questo studio è dovuta al fatto che, con la crescita esplosiva dei social media e quindi di recensioni, discussioni nei forum nei blog e sul Web, gli individui e le organizzazioni utilizzano sempre più le opinioni pubblicate in questi media per prendere decisioni. Tuttavia, trovare e monitorare i siti di opinione sul Web e distillare le informazioni in essi contenute rimane un compito difficile a causa della proliferazione di siti diversi. Ogni sito contiene, in genere, un'enorme quantità di testo di opinione che non è sempre facilmente decifrabile nei lunghi post di forum e blog. Il lettore umano medio ha difficoltà a identificare i siti rilevanti e a riassumere accuratamente le informazioni e le opinioni in essi contenute. Inoltre, è noto che l'analisi umana delle informazioni testuali è

soggetta a notevoli pregiudizi; ad esempio le persone spesso prestano maggiore attenzione alle opinioni che sono coerenti con le proprie preferenze. Le persone hanno anche difficoltà, a causa dei loro limiti mentali e fisici, a produrre risultati coerenti quando la quantità di informazioni da elaborare è elevata. Sono, quindi, necessari sistemi automatizzati di estrazione e sintesi delle opinioni, poichè i pregiudizi soggettivi e le limitazioni mentali possono essere superati con un sistema di analisi del sentimento oggettivo.

Altre tecniche, invece, affrontano il problema da un punto di vista dinamico; infatti, date le caratteristiche di un sentimento relativi ad un topic, vogliono capire come tali caratteristiche influenzino la diffusione di quel sentimento sia tra gli utenti sia nel tempo [10; 11; 16; 23; 34; 59; 60].

In [34], viene presentato un modello che aggrega gli aspetti semantici del riconoscimento del sentimento e l'impatto dell'influenza nella propagazione delle opinioni; esso si concentra, anche, nel fornire un quadro generale per il calcolo del sentimento globale. Il modello si basa sulla letteratura attuale e fornisce informazioni non solo sulla polarità delle opinioni, ma anche su altri aspetti che ne influenzano la diffusione e la prevalenza, come l'influenza, lo scope, l'ambiguità e la rilevanza. Il sentimento globale è il risultato di una valutazione ponderata di questi aspetti e viene utilizzato sia per stimare il sentimento attuale verso un oggetto sia per prevedere le tendenze future relativo ad esso.

In [11], vengono presentate una piattaforma e un framework intelligenti, denominati MISNIS - Intelligent Mining of Public Social Networks' Influence in Society - che facilitano problemi come la raccolta, l'archiviazione, la gestione, l'estrazione e la visualizzazione di tutte le informazioni disponibili su un social network come Twitter, e consentono a un utente non tecnico di estrarre facilmente un determinato topic da un corpus di tweet molto ampio e di ottenere contenuti e indicatori rilevanti, come l'influenza degli utenti o la sentiment analysis. Rispetto ad altre piattaforme simili esistenti, MISNIS è un sistema esperto che include tecniche intelligenti specificamente sviluppate che permettono di eludere le restrizioni dell'API di Twitter che limitano l'accesso all'1% di tutti i tweet in circolazione e di recuperare in modo intelligente la maggior parte dei tweet relativi a un determinato argomento anche quando questi non contengono l'hashtag dell'argomento o le parole chiave indicate dall'utente.

In [16], ci si pone l'obiettivo di quantificare l'effetto del sentimento sulla diffusione delle informazioni per comprendere una serie di informazioni. In particolare, si vuole capire se le conversazioni positive si diffondono più velocemente e/o più ampiamente di quelle negative (o viceversa); si vuole anche capire che tipo di emozioni sono quelle più tipiche nelle conversazioni popolari sui social media, e che tipo di sentimento viene espresso nelle conversazioni caratterizzate da dinamiche temporali diverse. I risultati mostrano che, a livello di contenuti, i messaggi negativi si diffondono più velocemente di quelli positivi, ma quelli positivi raggiungono un pubblico più ampio, suggerendo che le persone sono più inclini a condividere e preferire i contenuti positivi, il cosiddetto bias positivo. Per quanto riguarda le intere conversazioni, si evidenziano come dinamiche temporali diverse mostrino modelli di sentimenti diversi; ad esempio, il sentimento positivo si accumula per eventi molto attesi, mentre gli eventi inaspettati sono caratterizzati principalmente da un sentimento negativo. Tale contributo rappresenta un passo avanti nella comprensione di come le emozioni espresse in testi brevi siano correlate alla loro diffusione negli ecosistemi sociali online e può aiutare a elaborare politiche e strategie efficaci per la generazione e la diffusione di contenuti.

In [60], ci si pone l'obiettivo di cercare di migliorare la comprensione dell'influenza sociale e di identificare gli utenti influenti nelle comunità sanitarie online (OHC), che sono diventate un'importante fonte di supporto per le persone con problemi di salute. Il risultato può facilitare la gestione delle OHC, migliorare la sostenibilità della comunità e, infine, portare benefici ai corrispettivi utenti. Nel dettaglio, attraverso l'estrazione del testo e l'analisi del sentimento delle interazioni online degli utenti, la ricerca ha rivelato le dinamiche del

sentimento nelle discussioni in rete. È stata proposta una nuova metrica, ossia il numero di risposte influenti, per misurare direttamente la capacità di un utente di influenzare il sentiment degli altri. Utilizzando il dataset di un popolare OHC, la ricerca ha dimostrato che la metrica proposta è molto efficace nell'identificare gli utenti influenti. Inoltre, la combinazione della metrica con altre misure tradizionali migliora ulteriormente l'identificazione degli utenti influenti.

In [10], viene proposto un sistema di analisi visiva, chiamato SocialHelix, in modo tale da avere una visualizzazione intuitiva che illustri il processo di divergenza dei sentimenti a partire dall'enorme quantità dei dati dei social media, in quanto ciò avrà un impatto di vasta portata su vari settori, tra cui le scienze sociali, la politica e l'economia. SocialHelix è un progetto visivo innovativo che consente agli utenti di individuare e tracciare argomenti ed eventi che si verificano nei social media, e di capire quando e perché si sono verificate le divergenze e come queste si sono evolute tra i diversi gruppi sociali. Nel lavoro, si dimostra, anche l'efficacia e l'utilità di SocialHelix conducendo casi di studio approfonditi su tweet relativi a dibattiti politici nazionali.

In [23], viene presentato uno studio su 4.4 milioni di messaggi Twitter relativi a 24 eventi del mondo reale scelti sistematicamente. Per i tweet in esame, si sono prima estratti i punteggi di sentimenti basati sulle otto emozioni di base secondo la ruota delle emozioni di Plutchik. Successivamente, si sono analizzati gli effetti dei cambiamenti di valenza emotiva sulla diffusione delle informazioni. Si è scoperto che, in generale, gli utenti di reti sociali online (OSN) tendono a conformarsi alla valenza emotiva del rispettivo evento del mondo reale. Tuttavia, si sono evidenziate prove empiriche del fatto che eventi del mondo reale prospetticamente negativi mostrano una quantità significativa di emozioni spostate nei tweet corrispondenti (cioè nei messaggi positivi). Per spiegare questo risultato, viene utilizzata la teoria della connessione sociale e del contagio emotivo. Per quanto si sappia, questo è il primo studio che fornisce prove empiriche dell'ipotesi di disfacimento nelle OSN. Secondo tale ipotesi le emozioni positive servono da antidoto durante gli eventi negativi.

In [59], vengono analizzate la propagazione del sentimento nelle reti sociali nonché l'importanza e le sfide di ciò. Inoltre, vengono fornite delle metodologie atte a misurare questo tipo di propagazione. Gli autori hanno condotto un caso di studio su un ampio set di dati raccolti dal social network LiveJournal. I risultati sperimentali sono promettenti nel rivelare alcuni aspetti della propagazione del sentiment nelle reti sociali. L'interesse nasce dal fatto che i siti web di social networking hanno facilitato un nuovo stile di comunicazione attraverso i blog, la messaggistica istantanea e varie altre tecniche. Grazie alla collaborazione, ogni giorno milioni di utenti partecipano a milioni di discussioni. Tuttavia, è ancora difficile determinare in che misura tali discussioni influenzino le emozioni dei partecipanti. Si ipotizza che le discussioni orientate alle emozioni possano influenzare la tendenza emotiva generale di un determinato utente e riflettersi in altre discussioni che può avviare o a cui può partecipare. È in questo modo che il sentimento può propagarsi attraverso una rete.

In [34], gli autori propongono un modello che combina sentimento e propagazione delle opinioni per valutare il sentimento globale su un determinato topic. Analogamente al nostro approccio, l'approccio descritto in [34] considera il sentimento che emerge da un testo e vuole capire come si propaga. Tuttavia, gli autori di [34] non intendono fornire una formalizzazione di tale propagazione.

In [11] gli autori presentano il framework MISNIS, che mira a identificare gli utenti più influenti su uno specifico topic. Inoltre, esso suddivide i messaggi degli utenti in tre categorie in base ai risultati ottenuti dopo aver eseguito un'attività di sentiment analysis. Per effettuare il topic mining, vengono analizzate tutte le parole del messaggio e non solo gli hashtag; in questo modo, l'approccio è in grado di ottenere una maggiore precisione. MISNIS e il nostro approccio condividono l'obiettivo di analizzare l'influenza di un utente rispetto a un topic

specifico. Tuttavia, i concetti di topic e sentimento sono tenuti separati in MISNIS, mentre sono integrati nel nostro approccio, che mira a valutare il sentimento degli utenti su un topic. L'analisi dei topic e del sentimento è anche il fulcro dell'approccio descritto in [30]. Esso considera i topic e i sentimenti dei post e dei commenti di Reddit e mira ad analizzarli per estrarre informazioni senza creare un modello.

In [2], gli autori analizzano e rappresentano la diffusione di topic e sentimenti di microblogging attraverso due grafi e propongono metriche per misurare l'influenza delle parti interessate in tale diffusione. Nel perseguire tale obiettivo, l'approccio di [2] presenta diverse analogie con il nostro. Ad esempio, entrambi sono basati su grafi e definiscono metriche per misurare la diffusione del sentimento. A differenza di [2], che considera argomenti e sentimenti separatamente, il nostro approccio integra queste due entità, poiché analizza la diffusione dei sentimenti degli utenti sui topic. L'approccio di [2] si basa su un'analisi globale che esamina l'intera rete per identificare gli stakeholder di interesse. Il nostro approccio, invece, tende a lavorare su partizioni della rete e non su quella globale; infatti, analizza come il sentiment di un utente su un argomento si propaga al suo vicinato. Infine, esso considera due tipi ortogonali di diffusione dello scope, ovvero quello spaziale e quello temporale. Questo concetto non è presente nell'approccio di [2].

Infine, per quanto riguarda lo scope temporale, segnaliamo che in letteratura sono stati proposti diversi studi che mirano a valutare come singoli aspetti di tale scope (ad esempio, l'influenza, l'affidabilità, la popolarità) si evolvono nel tempo [19; 48; 51; 54]. Tuttavia, nessuno di questi approcci considera in modo esaustivo il concetto di scope, ma si limita a valutarne singoli aspetti. Inoltre, gli scenari di riferimento, gli obiettivi che si prefiggono e le tecniche che utilizzano per raggiungerli sono molto diversi da quelli adottati nel nostro approccio.

Formalizzazione dello scenario e del modello

In questo capitolo verranno formalizzati sia lo scenario che il modello. In prima battuta, verrà modellato lo scenario di interesse. In seconda battuta, verranno identificate le informazioni necessarie ed utili per lo scenario di interesse e per il modello proposto. In conclusione, verranno descritti il modello, attraverso due tipologie di reti, ed una serie di funzioni complementari ad esso.

4.1 Rappresentazione formale dello scenario di interesse

Prima di presentare il modello che verrà proposto nelle presente tesi, è necessario fornire una formalizzazione dello scenario in cui si opera. Questo scenario riguarda una piattaforma sociale i cui utenti possono pubblicare post e commenti. Nello scenario di interesse, assumiamo che sia i post che i commenti siano costituiti principalmente da testi; se ci sono altri tipi di contenuti, questi devono solo accompagnare il testi. Inoltre, un utente pubblica un commento quando vuole rispondere a un post o a un commento pubblicato in precedenza. Formalmente possiamo iniziare a descrivere il nostro scenario come di seguito specificato.

Usiamo il simbolo $\mathcal{U} = \{u_1, \dots, u_l\}$ per rappresentare il set di utenti operanti nel nostro scenario, il simbolo $\mathcal{P} = \{p_1, \dots, p_m\}$ per denotare il set di post pubblicati da un utente di \mathcal{U} nell'intervallo temporale T , e il simbolo $\mathcal{C} = \{c_1, \dots, c_n\}$ per indicare l'insieme dei commenti postati da questi utenti in T . Dato un utente $u_i \in \mathcal{U}$, utilizziamo il simbolo \mathcal{P}_i (resp., \mathcal{C}_i) per denotare il sottoinsieme dei post (resp., commenti) di \mathcal{P} (resp., \mathcal{C}) da lui pubblicati.

Uno dei fattori più importanti da considerare nella nostra analisi è il fattore tempo. Pertanto, è opportuno individuare un modo per modellarlo. A tal fine, dato un intervallo di tempo complessivo di interesse, possiamo pensare di modellare quest'ultimo come una sequenza ordinata di z fette temporali (time slice), $T = T_1, \dots, T_z$. Per esempio, T potrebbe essere un certo mese, come agosto 2022, e potrebbe essere rappresentato come una successione di 31 fette temporali, una per ogni giorno. È opportuno che la rappresentazione del tempo consenta l'indicizzazione della sequenza di fette temporali. In altre parole, dovrebbe essere possibile selezionare solo un particolare intervallo di fette temporali contigue di T (per esempio, la seconda decade di Agosto 2022). A tal fine, il modello temporale usa la notazione $T[x..y]$, $1 \leq x \leq y \leq z$, per denotare l'intervallo di fette temporali contigue in T che iniziano in T_x e finiscono in T_y . Se $x = y$, allora ciò vuol dire che siamo intenzionati a considerare una singola fetta temporale; in questo caso, si userà la notazione abbreviata T_x oppure $T[x]$ per rappresentare $T[x..x]$. Se $x = 1$ e $y = z$, allora significa che stiamo considerando tutto l'intervallo di interesse; in questo caso, si userà la notazione abbreviata T , invece di $T[1..z]$, per denotare tale intervallo.

La notazione precedente relativa agli intervalli e alle fette di tempo può essere estesa agli altri insiemi del modello. In particolare, denotiamo con $\mathcal{P}[x..y] \subseteq \mathcal{P}$ (risp., $\mathcal{C}[x..y] \subseteq \mathcal{C}$) il sottoinsieme dei post (risp., commenti) pubblicati nell'intervallo temporale $T[x..y]$, e con $\mathcal{P}[x]$ (risp., $\mathcal{C}[x]$) il sottoinsieme dei post (risp., commenti) pubblicati nella fetta temporale x . Infine, usiamo la notazione abbreviata \mathcal{P} (risp., \mathcal{C}) per indicare l'insieme complessivo dei posts $\mathcal{P}[1..z]$ (risp., commenti $\mathcal{C}[1..z]$) pubblicati nell'intervallo temporale complessivo T .

Due ulteriori concetti che giocano un ruolo chiave nello scenario che si sta descrivendo sono quelli di topic e sentiment tag. Un topic (o argomento) è un concetto astratto discusso in uno o più post e commenti. I ricercatori di Natural Language Processing (NLP) hanno studiato a lungo i temi della modellazione e dell'estrazione degli argomenti, proponendo una varietà di soluzioni interessanti. Un sentiment tag è una parola chiave usata per riassumere il sentimento espresso su un particolare argomento. I sentiment tag tipici sono "pos", "neg" e "neu", per indicare, rispettivamente, un sentimento positivo, negativo e neutro. Nel seguito, denotiamo con $\mathcal{T} = \{t_1, \dots, t_q\}$ l'insieme di topic estratti dai post di \mathcal{P} e i commenti di \mathcal{C} , mentre, denotiamo con $\mathcal{S} = \{s_1, \dots, s_r\}$ l'insieme dei sentimenti disponibili. Per semplificare, si useranno i termini "sentiment" o "sentimento" al posto di "sentiment tag". Dato un topic $t_j \in \mathcal{T}$ ed un sentimento $s_k \in \mathcal{S}$, usiamo la coppia (t_j, s_k) per indicare che t_j è stato "taggato" con s_k , ovvero che il sentimento s_k è stato associato a t_j .

4.2 Identificazione delle informazioni necessarie

In questa sezione si vedrà come identificare le informazioni di interesse per il nostro scenario; in particolare, vedremo come fare identificazione dei topic dai post e dai commenti, nonché identificazione dei sentimenti che caratterizzano i post e i commenti stessi.

4.2.1 Identificazione dei topics dai post e dai commenti

Il modello e l'approccio considerato sono ortogonali alla tecnica adottata per la costruzione dell'insieme \mathcal{T} di topic relativi ai post e ai commenti. Ricordiamo che, nello scenario di interesse, questi ultimi sono costituiti principalmente da testo e che qualsiasi altro contenuto è solo un completamento del testo. Successivamente, per costruire \mathcal{T} , possiamo utilizzare qualsiasi approccio per l'identificazione dei topic da un determinato testo, tra quelli proposti nella letteratura passata. Pertanto, nel seguito, si assumerà che, dato un post (risp., un commento) $p \in \mathcal{P}$ (risp., un commento $c \in \mathcal{C}$), il modello e l'approccio possono impiegare una tecnica in grado di derivare topic da p (risp., c) aggiungendo tali post all'insieme complessivo \mathcal{T} dei topic e associandoli al post p (risp., commento c) da cui sono stati ricavati.

4.2.2 Identificazione dei sentimenti che caratterizzano post e comment

Il modello e l'approccio sono anche ortogonali alla tecnica utilizzata per identificare i sentimenti associati ad un testo. Questo tema è stato ampiamente studiato nella ricerca sulla sentiment analysis. In questo settore, i ricercatori hanno proposto diverse tecniche in grado di definire, caratterizzare ed estrarre il sentimento espresso in un testo. In questo contesto, i termini "sentiment tag", "sentiment value" o, semplicemente, "sentiment" sono stati usati in modo equivalente

La tecnica adottata per identificare i sentimenti dai post e dai commenti deve esaminare ogni post (risp., commento) $p \in \mathcal{P}$ ($c \in \mathcal{C}$), determinare i sentimenti che emergono in esso e associarli ai corrispondenti topic di \mathcal{T} che si riferiscono a p (risp., c). In dettaglio, esso procede nel seguente modo: sia p (risp., c) un post (risp., commento) di \mathcal{P} (risp., \mathcal{C}). Potrebbe trattarsi di un testo semplice, che esprime un unico sentimento, o di un testo complesso, che esprime

diversi sentimenti che possono anche essere in conflitto tra loro. È chiaro che la prima ipotesi è un caso particolare della seconda, per cui, nel seguito, considereremo direttamente quest'ultima. In questo caso, assumiamo che p (risp., c) consista di una successione p_1, p_2, \dots, p_v (risp., c_1, c_2, \dots, c_v) di testi in modo che ciascuno di essi esprima un singolo sentimento. Nel seguito, si useremo il termine "frammento" per riferirci a ciascun contenuto testuale p_k (risp., c_k), $1 \leq k \leq v$; in aggiunta, useremo il simbolo f_k per generalizzare p_k e c_k . Fatte queste premesse, la tecnica descritta nella sezione appena precedente può essere applicata sul frammento f_k per ottenere l'insieme \mathcal{T}_{f_k} dei topic considerati in f_k . A questo punto, una qualsiasi tecnica proposta in letteratura per ricavare il sentimento espresso in un testo semplice può essere applicata su f_k per determinare il sentimento s_k che lo caratterizza. Seguendo di ciò, per ogni topic $t_j \in \mathcal{T}_{f_k}$, avremo una coppia (t_j, s_k) che indica che s_k è il sentimento su t_j espresso in f_k . L'insieme di tutti i sentimenti estratti da tutti i post di \mathcal{P} e da tutti i commenti di \mathcal{C} forma l'insieme \mathcal{S} dei sentimenti che caratterizzano lo scenario di riferimento.

4.3 Il modello proposto

Dopo aver formalizzato lo scenario di interesse, in questa sezione descriviamo il modello proposto. Si partirà, in prima battuta, con una rete bipartita per poi passare ad un modello più semplice basato su una rete monomodale centrata su un utente.

4.3.1 Rete di supporto bipartita

Il primo modello che prenderemo in considerazione è una rete di supporto bipartita \mathcal{B} , che ha lo scopo di consentire la memorizzazione delle informazioni chiave dello scenario di riferimento. Come vedremo in seguito, da questa rete piuttosto ricca e complessa è possibile ricavarne altre più semplici, che ci permettono di svolgere le analisi in modo più efficace ed efficiente. La rete \mathcal{B} è definita come di seguito specificato:

$$\mathcal{B} = \langle N' \cup N'', E' \rangle$$

$N' \cup N''$ rappresenta l'insieme dei nodi di \mathcal{B} . Nello specifico, i nodi in N' sono associati all'utente in \mathcal{U} . Infatti, ogni nodo $n_i \in N'$ corrisponde ad un utente $u_i \in \mathcal{U}$, e viceversa. Dal momento che c'è una corrispondenza biunivoca tra i nodi di N' ed un utente di \mathcal{U} , useremo questi due termini in modo intercambiabile. Ogni nodo $n_{jk} \in N''$ corrisponde ad una coppia (t_j, s_k) , dove t_j è un topic di \mathcal{T} e s_k è un sentimento di \mathcal{S} . Esso indica che t_j è stato "taggato" con s_k in almeno un post di \mathcal{P} o un commento di \mathcal{C} .

E' rappresenta l'insieme degli archi di \mathcal{B} ; un arco $(n_i, n_{jk}) \in E'$ tra un nodo $n_i \in N'$ e un nodo $n_{jk} \in N''$ indica che l'utente u_i ha pubblicato almeno un post o un commento in cui ha espresso il sentimento s_k sul topic t_j . Poiché u_i potrebbe aver svolto questa azione più volte nell'intervallo di tempo T , si associa un'etichetta l_{ijk} all'arco (n_i, n_{jk}) . Questa etichetta indica l'elenco dei timestamp dei post e/o dei commenti pubblicati da u_i nei quali egli ha espresso il sentimento s_k sul topic t_j .

\mathcal{B} contiene tutte le informazioni potenzialmente utili per analizzare lo scenario di nostro interesse. Tuttavia, essendo una rete bipartita, non è facile da analizzare e manipolare. In questi casi, la teoria della Social Network Analysis suggerisce di costruire da essa una o più reti monomodali, ciascuna incentrata su un singolo aspetto di interesse, e di operare su di esse.

4.3.2 Rete monomodale centrata su un utente

L'oggetto della nostra analisi è l'evoluzione spaziale e temporale dello scope del sentiment degli utenti in una piattaforma sociale. Di conseguenza, l'aspetto chiave su cui concentrarsi è costituito dagli utenti e dalle loro interazioni; date queste premesse, è ragionevole costruire una rete monomodale centrata sugli utenti a partire da \mathcal{B} in modo da operare direttamente su di essa invece che su \mathcal{B} . Questa rete è definita nel seguente modo:

$$\mathcal{A} = \langle N, E \rangle$$

N rappresenta un insieme di nodi di \mathcal{A} . Un nodo $n_i \in N$ corrisponde ad un utente $u_i \in \mathcal{U}$, e viceversa. Nel seguito, poichè esiste una corrispondenza biunivoca tra un nodo $n_i \in N$ ed un utente $u_i \in \mathcal{U}$, useremo questi due termini in modo intercambiabile. Chiaramente, N è equivalente all'insieme dei nodi N' di \mathcal{B} . E è l'insieme degli archi di \mathcal{A} . Un arco $e_{ih} = (n_i, n_h)$ appartenente ad E indica che gli utenti u_i e u_h hanno pubblicato almeno un post/commento sullo stesso argomento e , almeno una volta, u_i ha pubblicato un commento su un post/commento di u_h , o viceversa.

Come si evince dalla sua definizione, la rete \mathcal{A} è molto agile e snella; ciò fa sì che le analisi effettuate su di essa siano efficaci ed efficienti. In alcune di queste analisi potrebbe essere necessario utilizzare dati presenti in \mathcal{B} , ma che non si ritengono necessari riportare in \mathcal{A} per non appesantire la rete (ad esempio, perché tali dati sono utilizzati solo raramente). In questi casi, definiamo delle funzioni ad hoc che recuperano le informazioni necessarie da \mathcal{B} e integrano il modello proposto. Per esempio, se è necessario l'insieme dei posts di un dato topic t_j pubblicato da un certo utente u_i nell'intervallo di tempo $T[x..y]$, è possibile definire una funzione che riceve u_i, t_j, T_x e T_y e ritorna l'insieme dei post desiderato. Nella prossima sezione verranno elencate le funzioni necessarie per l'approccio e che completano il modello proposto.

Data una rete \mathcal{A} e un topic t_j of \mathcal{T} , definiamo la proiezione $\overline{\mathcal{A}}^j$ di \mathcal{A} su di t_j come la rete ottenuta da \mathcal{A} considerando solo i nodi corrispondenti agli utenti che hanno pubblicato almeno un post o commento avente t_j come loro topic. Più formalmente:

$$\overline{\mathcal{A}}^j = \langle \overline{N}^j, \overline{E}^j \rangle$$

\overline{N}^j rappresenta l'insieme dei nodi di $\overline{\mathcal{A}}^j$. Un nodo $n_i \in \overline{N}^j$ corrisponde ad un utente $u_i \in \mathcal{U}$ che ha pubblicato almeno un post o commento sul topic t_j . \overline{E}^j rappresenta l'insieme degli archi di \mathcal{A} . Esiste un arco (n_i, n_h) in \overline{E}^j se esiste un arco corrispondente (n_i, n_h) nella rete \mathcal{A} .

Data una rete \mathcal{A} ed un intervallo temporale $T[x..y]$, denotiamo con $\mathcal{A}[x..y]$ la proiezione di \mathcal{A} in $T[x..y]$:

$$\mathcal{A}[x..y] = \langle N[x..y], E[x..y] \rangle$$

Un nodo n_i appartiene ad $N[x..y]$ se il corrispondente utente u_i ha pubblicato almeno un post/commento in $T[x..y]$. Un arco $e_{ih} \in E[x..y]$ indica che u_i e u_h hanno pubblicato almeno un post/commento sullo stesso topic nell'intervallo temporale $T[x..y]$ e, nello stesso intervallo, almeno una volta u_i ha pubblicato un commento su un post o un commento di u_h , o viceversa. Chiaramente, $\mathcal{A}[x] = \mathcal{A}[x..x]$ è la "proiezione di \mathcal{A} " nella fetta temporale T_x e $\mathcal{A}[1..z]$ è equivalente ad \mathcal{A} .

4.4 Funzioni complementari al modello proposto

In questa sezione vengono descritte alcune funzioni di supporto che completano il modello proposto. Esse saranno utilizzate per formalizzare le attività svolte dall'approccio. Prima di descriverle, si ritiene opportuno introdurre alcuni concetti relativi alla prevalenza o all'ambivalenza del sentimento di un utente o di una comunità su un topic.

Sia u_i un utente di \mathcal{U} e sia t_j un topic di \mathcal{T} . Si definisce *positive* (risp., *negative*, *neutral*) *sentiment degree* di u_i su t_j la frazione dei post e/o commenti su t_j pubblicati da u_i a cui è stato associato un sentimento positivo (rispettivamente, negativo, neutro) dopo l'applicazione dell'approccio descritto nella Sezione 3.2.2.

Fatte queste premesse, possiamo ora introdurre le funzioni di complemento. Esse sono:

- $\sigma^+(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e calcola il positive sentiment degree δ_{ij}^+ di u_i su t_j . δ_{ij}^+ varia nell'intervallo reale $[0, 1]$; più alto è il suo valore, maggiore è la forza del sentimento positivo. $\sigma^+(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la "proiezione di $\sigma^+(u_i, t_j)$ " nell'intervallo temporale $T[x..y]$; essa esegue lo stesso calcolo di $\sigma^+(u_i, t_j)$ ma considera solo i post e i commenti nell'intervallo temporale $T[x..y]$. Indichiamo con δ_{ij}^+ il risultato corrispondente. Chiaramente, $\delta_{ij}^+[x] = \delta_{ij}^+[x..x]$ è la "proiezione di δ_{ij}^+ " nella fetta temporale T_x e $\delta_{ij}^+[1..z]$ è equivalente a δ_{ij}^+ .
- $\sigma^-(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e definisce il neutral sentiment degree δ_{ij}^- di u_i su t_j . δ_{ij}^- varia nell'intervallo reale $[0, 1]$; più alto è il suo valore, maggiore è la forza del sentimento neutro. $\sigma^-(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $\sigma^-(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$; δ_{ij}^- denota il corrispondente risultato.
- $\sigma^-(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e definisce il negative sentiment degree δ_{ij}^- di u_i su t_j . δ_{ij}^- varia nell'intervallo reale $[0, 1]$; più alto è il suo valore, maggiore è la forza del sentimento negativo. $\sigma^-(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $\sigma^-(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$; δ_{ij}^- denota il corrispondente risultato.
- $v(n_i, \lambda, net)$: essa riceve una rete $net = \langle \hat{N}, \hat{E} \rangle$, un nodo $n_i \in \hat{N}$ ed un intero positivo λ e ritorna l'insieme dei nodi che rappresentano il vicinato di livello λ di n_i in net . Dal punto di vista formale abbiamo che:

$$v(n_i, \lambda, net) = \{n_h | n_h \in \hat{N}, \langle n_i, n_h \rangle = \lambda\}$$

In questo caso, $\langle n_i, n_h \rangle$ rappresenta la lunghezza del cammino minimo da n_i a n_h in net .

- $\bar{v}(n_i, net)$: essa riceve una rete $net = \langle \hat{N}, \hat{E} \rangle$ e un nodo $n_i \in \hat{N}$ e ritorna l'insieme dei nodi direttamente connessi a n_i in net . In altre parole, $\bar{v}(n_i, net) = v(n_i, 1, net)$.
- $size(net)$: essa riceve una rete net e ritorna la sua dimensione, ovvero, il numero dei suoi nodi.
- $diameter(net)$: essa riceve una rete net e ritorna il diametro, ossia la lunghezza massima del cammino minimo tra ogni coppia di nodi in net .
- $sps(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e restituisce `true` se u_i ha un strong positive sentiment su t_j . Questo accade quando $\sigma^+(u_i, t_j) > \sigma^-(u_i, t_j)$ e $\sigma^+(u_i, t_j) \geq \sigma^-(u_i, t_j)$. In tutti gli altri casi essa restituisce `false`. $sps(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $sps(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$.

- $wps(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e restituisce `true` se u_i ha un weak positive sentiment su t_j . Questo accade quando $\sigma^+(u_i, t_j) > \sigma^-(u_i, t_j)$ e $\sigma^+(u_i, t_j) < \sigma^=(u_i, t_j)$. In tutti gli altri casi essa restituisce `false`. $wps(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $wps(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$.
- $sns(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e restituisce `true` se u_i ha uno strong negative sentiment on t_j . Questo accade quando $\sigma^-(u_i, t_j) > \sigma^+(u_i, t_j)$ e $\sigma^-(u_i, t_j) \geq \sigma^=(u_i, t_j)$. In tutti gli altri casi essa restituisce `false`. $sns(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $sns(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$.
- $wns(u_i, t_j)$: essa riceve un utente u_i e un topic t_j e ritorna `true` se u_i ha un weak negative sentiment su t_j . Questo accade quando $\sigma^-(u_i, t_j) > \sigma^+(u_i, t_j)$ e $\sigma^-(u_i, t_j) < \sigma^=(u_i, t_j)$. In tutti gli altri casi essa restituisce `false`. $wns(u_i, t_j)[x..y]$ rappresenta la proiezione di $wns(u_i, t_j)$ nell'intervallo temporale $T[x..y]$.

Definizione dell'approccio

In questa sezione viene presentato un approccio per determinare lo scope spaziale e temporale del sentimento di un utente su un determinato topic in una piattaforma sociale, che rappresenta l'obiettivo principale di questa tesi. In particolare, i due tipi di scope (spaziale e temporale) rappresentano due punti di vista ortogonali in base ai quali il problema può essere affrontato. Data questa ortogonalità, verranno trattati i due punti di vista separatamente. In dettaglio, ci si concentrerà prima sulla componente spaziale e poi su quella temporale.

5.1 Determinazione dello scope spaziale del sentimento di un utente riguardo ad un topic

In questa sezione, proponiamo un approccio per determinare lo scope spaziale del sentimento di un utente $u_i \in \mathcal{U}$ riguardo ad un topic $t_j \in \mathcal{T}$. Nella Sezione 4.4, abbiamo visto che esistono quattro possibili tipi di sentimento. Di conseguenza, è possibile determinare quattro tipi di scope, uno per ogni tipo di sentimento. In questa sezione li esaminiamo tutti, a partire dallo scope associato ad un sentimento fortemente positivo.

Innanzitutto, specifichiamo come può essere rappresentato lo scope spaziale di un utente u_i su un topic t_j . Una prima possibilità consiste in un insieme di coppie $\Sigma_{i_j}^+$:

$$\Sigma_{i_j}^+ = \{(u_1, \delta_{1_j}^+), (u_2, \delta_{2_j}^+), \dots, (u_g, \delta_{g_j}^+)\}$$

Ogni coppia $(u_h, \delta_{h_j}^+)$ appartenente a $\Sigma_{i_j}^+$ consiste di un utente u_h direttamente o indirettamente connesso a u_i e del corrispondente positive sentiment degree $\delta_{h_j}^+$ su t_j .

Una seconda rappresentazione consiste in un sottografo $\overline{\mathcal{A}}^{ji} = \langle \overline{N}^{ji}, \overline{E}^{ji} \rangle$ di $\overline{\mathcal{A}}^j$. Un nodo n_h appartiene a \overline{N}^{ji} se il corrispondente utente u_h è presente in $\Sigma_{i_j}^+$. Inoltre, anche un nodo n_i appartiene ad \overline{N}^{ji} . Un arco (n_h, n_u) appartiene a \overline{E}^{ji} se un arco (n_h, n_u) esiste anche in \overline{E}^j . Chiamiamo *origin di $\overline{\mathcal{A}}^{ji}$* il nodo n_i corrispondente all'utente u_i .

5.1.1 Strong Positive Spatial Scope

A questo punto possiamo definire l'approccio per calcolare lo scope spaziale associato a un sentimento fortemente positivo (di seguito indicato come *strong positive spatial scope*) di un utente u_i su un topic t_j . Rappresentiamo questo approccio definendo una funzione $\psi^+(\cdot)$.

Essa riceve un utente u_i , un topic t_j e l'insieme vuoto iniziale $\Sigma_{i_j}^+$ come parametr ed esegue fondamentalmente una ricerca di tipo depth-first su $\overline{\mathcal{A}j}$, a tal fine essa parte da u_i e seleziona un nodo solo se alcuni vincoli sono soddisfatti per esso. $\psi^+(\cdot)$ può essere formalizzata nel seguente modo:

$$\psi^+(u_i, t_j, \Sigma_{i_j}^+) = \begin{cases} \{(u_i, \delta_{i_j}^+)\} \cup \bigcup_{n_h \in \overline{v}(n_i, \overline{\mathcal{A}j})} \psi^+(u_h, t_j, \Sigma_{i_j}^+ \cup \{(u_i, \delta_{i_j}^+)\}) & \text{if } sps(u_i, t_j) = \text{true} \\ & \text{and } (u_i, \delta_{i_j}^+) \notin \Sigma_{i_j}^+ \\ \emptyset & \text{altrimenti} \end{cases}$$

In altre parole, la funzione $\psi^+(\cdot)$, quando applicata su un utente u_i , verifica innanzitutto se egli ha uno strong positive sentiment su t_j . Se ciò è vero e la coppia $(u_i, \delta_{i_j}^+)$ non è già presente in $\Sigma_{i_j}^+$, allora $\psi^+(\cdot)$ aggiunge tale coppia a $\Sigma_{i_j}^+$. Successivamente, essa richiama ricorsivamente se stessa passando come input ogni nodo direttamente connesso a n_i in $\overline{\mathcal{A}j}$. Al contrario, se u_i non ha uno strong positive sentiment su t_j oppure se la coppia $(u_i, \delta_{i_j}^+)$ è già presente in $\Sigma_{i_j}^+$, allora $\psi^+(\cdot)$ restituisce semplicemente $\Sigma_{i_j}^+$ e la ricorsione si interrompe.

5.1.2 Strong Negative Spatial Scope

In questa sezione, definiamo l'approccio per calcolare lo *strong negative spatial scope*. Esso può essere definito in maniera simile a quanto visto nella Sezione 5.1.1. Di nuovo, possiamo introdurre una funzione $\psi^-(\cdot)$ che riceve un utente u_i , un topic t_j e l'insieme vuoto iniziale $\Sigma_{i_j}^-$. Tale funzione ha un comportamento identico alla funzione $\psi^+(\cdot)$ definita precedentemente, eccetto che, in questo caso, $\delta_{i_j}^+$ è sostituita da $\delta_{i_j}^-$ e la funzione $sps(\cdot)$ è sostituita dalla funzione $sns(\cdot)$, definita nella Sezione 4.4. La sua formalizzazione è la seguente:

$$\psi^-(u_i, t_j, \Sigma_{i_j}^-) = \begin{cases} \{u_i, \delta_{i_j}^-\} \cup \bigcup_{n_h \in \overline{v}(n_i, \overline{\mathcal{A}j})} \psi^-(u_h, t_j, \Sigma_{i_j}^- \cup \{(u_i, \delta_{i_j}^+)\}) & \text{if } sns(u_i, t_j) = \text{true} \\ & \text{and } (u_i, \delta_{i_j}^+) \notin \Sigma_{i_j}^- \\ \emptyset & \text{altrimenti} \end{cases}$$

5.1.3 Weak Positive Spatial Scope

In questa sezione, definiamo l'approccio per calcolare il *weak positive spatial scope*. Esso è definito in modo simile allo strong positive spatial scope. In questo caso, però, si introduce una funzione $\xi^+(\cdot)$ che riceve un utente u_i , un topic t_j e l'insieme vuoto iniziale $\Pi_{i_j}^+$. Il suo comportamento è identico a quello della funzione $\psi^+(\cdot)$ eccetto che per la funzione $sps(\cdot)$, la quale è sostituita dalla funzione $wps(\cdot)$. La formalizzazione di $\xi^+(\cdot)$ è di seguito riportata:

$$\xi^+(u_i, t_j, \Pi_{i_j}^+) = \begin{cases} \{u_i, \delta_{i_j}^+\} \cup \bigcup_{n_h \in \overline{v}(n_i, \overline{\mathcal{A}j})} \xi^+(u_h, t_j, \Pi_{i_j}^+ \cup \{(u_i, \delta_{i_j}^+)\}) & \text{if } wps(u_i, t_j) = \text{true} \\ & \text{and } (u_i, \delta_{i_j}^+) \notin \Pi_{i_j}^+ \\ \emptyset & \text{altrimenti} \end{cases}$$

5.1.4 Weak Negative Spatial Scope

Infine, definiamo ora l'approccio per calcolare il *weak negative spatial scope*. Esso è definito in modo simile allo strong negative spatial scope. In questo caso, però, si introduce una funzione $\xi^-(\cdot)$ che riceve un utente u_i , un topic t_j e l'insieme vuoto iniziale $\Pi_{i_j}^-$. Il suo

comportamento è identico a quello della funzione $\psi^-()$ eccetto che per la funzione $sns()$, la quale è sostituita dalla funzione $wns()$. La formalizzazione di $\xi^-()$ è di seguito riportata:

$$\xi^-(u_i, t_j, \Pi_{i_j}^-) = \begin{cases} \{u_i, \delta_{i_j}^-\} \cup \bigcup_{n_h \in \overline{v}(n_i, \overline{A}^j)} \xi^-(u_h, t_j, \Pi_{i_j}^- \cup \{(u_i, \delta_{i_j}^-)\}) & \text{if } wns(u_i, t_j) = \text{true} \\ & \text{and } (u_i, \delta_{i_j}^-) \notin \Pi_{i_j}^- \\ \emptyset & \text{altrimenti} \end{cases}$$

5.1.5 Proprietà e misure dello scope spaziale

A questo punto, abbiamo definito le funzioni per calcolare lo strong positive (risp., negative) spatial scope $\Sigma_{i_j}^+$ (risp., $\Sigma_{i_j}^-$) ed il weak positive (risp., negative) spatial scope $\Pi_{i_j}^+$ (risp., $\Pi_{i_j}^-$). Abbiamo anche visto in precedenza che è possibile fornire una rappresentazione basata su grafi relativa allo scope. Nel seguito, per non appesantire la notazione, utilizzeremo il simbolo \mathcal{SG}^+ (risp., \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ , \mathcal{WG}^-) per indicare la rappresentazione basata su grafo corrispondente a $\Sigma_{i_j}^+$ (risp., $\Sigma_{i_j}^-$, $\Pi_{i_j}^+$, $\Pi_{i_j}^-$). Dal punto di vista formale, tali grafi possono essere definiti come di seguito specificati:

$$\begin{aligned} \mathcal{SG}^+ &= \langle SN^+, SE^+ \rangle & \mathcal{SG}^- &= \langle SN^-, SE^- \rangle & \mathcal{WG}^+ &= \langle WN^+, WE^+ \rangle \\ & & \mathcal{WG}^- &= \langle WN^-, WE^- \rangle & & \end{aligned}$$

Studiando alcune proprietà di questi grafi è possibile definire una serie di informazioni riguardanti lo scope del sentimento di un utente u_i su un topic t_j .

Nel seguito effettueremo tutte le analisi relative al grafo \mathcal{SG}^+ , anche se tutto ciò che vedremo può essere esteso agli altri tre grafi.

Proprietà

Le prime due proprietà dello scope del sentimento di u_i su t_j che consideriamo sono la sua ampiezza e la sua profondità. Per quanto riguarda l'ampiezza, è immediato pensare che essa si possa ottenere considerando la dimensione di \mathcal{SG}^+ ; questa è pari al numero $|SN^+|$ dei suoi nodi. Per quanto riguarda la profondità, ricordiamo che \mathcal{SG}^+ deriva da una Depth First Search eseguita su \overline{A}^j a partire dal nodo n_i , che abbiamo chiamato anche "origine" di \mathcal{SG}^+ . Pertanto, la profondità dello scope può essere determinata calcolando il diametro di \mathcal{SG}^+ , cioè la lunghezza massima dei percorsi minimi da n_i a qualsiasi altro nodo di \mathcal{SG}^+ .

Un'indagine importante consiste nel determinare come varia il positive sentiment degree man mano che ci si allontana da n_i in \mathcal{SG}^+ . Per fare ciò, possiamo considerare il vicinato di livello λ , $1 \leq \lambda \leq \text{diameter}(\mathcal{SG}^+)$, ottenuto applicando la funzione v su n_i , λ e \mathcal{SG}^+ . Per ogni vicinato è, quindi, possibile calcolare il positive sentiment degree medio dei nodi che vi appartengono. In generale, se non ci fossero interferenze, man mano che ci si allontana da n_i , il positive sentiment degree medio di un vicinato dovrebbe diminuire, perché l'influenza che n_i esercita sui nodi tende a decrescere. Tuttavia, potrebbe accadere che, una volta allontanati da n_i , ci sia un altro nodo diverso da esso che esercita un'influenza sui nodi del vicinato di n_i . Se il nuovo "influencer" ha un sentimento discorde con n_i , potremmo assistere a una forte diminuzione del positive sentiment degree medio o addirittura a un'inversione della polarità del sentiment. Invece, se il nuovo "influencer" ha un sentimento concorde con n_i , potremmo assistere ad una diminuzione più lenta, o addirittura ad una ricrescita, del positive sentiment degree medio. La correlazione che può sorgere tra i due scope è un argomento piuttosto impegnativo e che, tuttavia, esula dall'obiettivo di questa tesi. In essa, infatti, ci vogliamo concentrare nel fornire uno strumento per calcolare la variazione del positive sentiment degree medio man mano che ci si allontana da n_i .

Sia $v(n_i, \lambda, \mathcal{SG}^+)$ il vicinato di livello λ , $1 \leq \lambda \leq \text{diameter}(\mathcal{SG}^+)$ di n_i in \mathcal{SG}^+ . Il positive sentiment degree medio $\overline{\delta_{ij\lambda}^+}$ of $v(n_i, \lambda, \mathcal{SG}^+)$ è definito come:

$$\overline{\delta_{ij\lambda}^+} = \frac{\sum_{n_h \in v(n_i, \lambda, \mathcal{SG}^+)} \delta_{hj}^+}{\text{size}(v(n_i, \lambda, \mathcal{SG}^+))}$$

In altre parole, il positive sentiment degree medio si ottiene calcolando la media dei positive sentiment degree di tutti i nodi appartenenti a $v(n_i, \lambda, \mathcal{SG}^+)$. $\overline{\delta_{ij\lambda}^+}$ varia nell'intervallo reale $[0, 1]$; più alto è il suo valore, maggiore è la forza del positive sentiment degree medio.

A questo punto abbiamo a disposizione una successione di valori $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$ tale che $q_0^+ = \overline{\delta_{ij}^+}$, $q_h^+ = \overline{\delta_{ijh}^+}$, $1 \leq h \leq v$, $v = \text{diameter}(\mathcal{SG}^+)$. L'analisi e lo studio di questa successione può fornirci alcuni spunti interessanti su come si evolve il positive sentiment degree medio man mano che ci si allontana da n_i . Tale analisi deve tenere conto dell'influenza decrescente di n_i man mano che ci si allontana da esso, nonché della presenza di eventuali interferenze da parte di altri "influencer".

Tracciando i valori di $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$ in un grafico, si ottiene uno "spettro" dell'andamento del positive sentiment degree nello scope di u_i . Da questo spettro si possono ricavare diverse informazioni interessanti. Queste includono:

- La variazione del positive sentiment degree medio nella sezione h-esima dello spettro; questa è definita come:

$$\Delta_h^+ = q_h^+ - q_{h-1}^+$$

- La variazione relativa del positive sentiment degree medio nella sezione h-esima dello spettro; questa è definita come:

$$\overline{\Delta}_h^+ = \frac{q_h^+ - q_{h-1}^+}{q_{h-1}^+}$$

- La variazione media del positive sentiment degree medio nella sezione h-esima dello spettro; questa è definita come:

$$\widehat{\Delta}_h^+ = \frac{q_h^+ - q_0^+}{v}$$

- La variazione massima del positive sentiment degree medio nella sezione h-esima dello spettro; questa è definita come:

$$\Delta^{M+} = \max_{h=1..v} \Delta_h^+$$

- La variazione minima del positive sentiment degree medio nella sezione h-esima dello spettro; questa è definita come:

$$\Delta^{m+} = \min_{h=1..v} \Delta_h^+$$

Infine, possiamo analizzare la monotonicità della successione $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$. In particolare, ci interessa sapere se essa è monotona non crescente. Ciò si verifica quando $q_h^+ \leq q_{h-1}^+$. Infatti, se tale condizione non è soddisfatta, possiamo dire, che, allontanandoci da n_i , esiste almeno un altro "influencer" con un sentimento concorde con quello di n_i che agisce sui

nodi del vicinato di n_i . Altrimenti, potrebbe darsi che non ci sia nessun altro influencer che interferisce con n_i , o che tale influencer sia presente ma con un sentimento discorde da quello di n_i .

Ciò che abbiamo visto ora, in realtà, sono solo alcune delle possibili analisi che possiamo eseguire sullo scope spaziale. Le misure definite ci permettono di dare un'idea del potenziale di questo concetto. Molte altre analisi potrebbero essere pensate semplicemente applicando i concetti dell'analisi matematica alla successione $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$, oppure i concetti della teoria dei grafi alla rete \mathcal{SG}^+ .

È importante sottolineare, ancora una volta, che tutte le analisi proposte in precedenza su \mathcal{SG}^+ possono essere estese pedissequamente a \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^- .

5.2 Determinazione dello scope temporale del sentimento di un utente riguardo ad un topic

In questa sezione viene proposto l'approccio per determinare lo scope temporale del sentiment dell'utente $u_i \in \mathcal{U}$ su un topic $t_j \in \mathcal{T}$. Nella Sezione 4.4, abbiamo introdotto due concetti riguardo allo scope di un sentimento, ovvero i concetti di *sentiment type* e *sentiment degree* di u_i riguardo a t_j . Questi due concetti giocano un ruolo fondamentale nell'analisi dello scope temporale. Ricordiamo che il tipo di sentiment di u_i su t_j può essere strong positive (*sp*), weak positive (*wp*), weak negative (*wn*) e strong negative (*sn*). Invece, il sentiment degree di u_i su t_j è dato dal valore del parametro δ_{ij}^+ , nel caso in cui il sentiment type sia *sp* o *wp*, o il valore del parametro δ_{ij}^- , nel caso esso sia *wn* o *sn*.

5.2.1 Rappresentazione formale dello scope temporale

Il temporal scope di u_i su t_j nell'intervallo temporale $T[x..y]$ può essere rappresentato da una lista ordinata di coppie:

$$\Theta_{ij}[x..y] = \{(\tau_x, \theta_x), (\tau_{x+1}, \theta_{x+1}), \dots, (\tau_y, \theta_y)\}$$

La generica coppia (τ_b, θ_b) , $x \leq b \leq y$, di questa lista è definita come:

$$\Theta_{ij}[x..y] = \{(\tau_x, \theta_x), (\tau_{x+1}, \theta_{x+1}), \dots, (\tau_y, \theta_y)\}$$

$$\tau_b = \begin{cases} sp & \text{if } sps(u_i, t_j)[b] = \text{true} \\ wp & \text{if } wps(u_i, t_j)[b] = \text{true} \\ wn & \text{if } wns(u_i, t_j)[b] = \text{true} \\ sn & \text{if } sns(u_i, t_j)[b] = \text{true} \end{cases}$$

$$\theta_b = \begin{cases} \delta_{ij}^+[b] & \text{if } (sps(u_i, t_j)[b] = \text{true}) \text{ or } (wps(u_i, t_j)[b] = \text{true}) \\ -\delta_{ij}^-[b] & \text{if } (wns(u_i, t_j)[b] = \text{true}) \text{ or } (sns(u_i, t_j)[b] = \text{true}) \end{cases}$$

Chiaramente, passando da un istante temporale T_b a un istante temporale T_{b+1} il valore di τ può rimanere invariato oppure cambiare, e il valore di θ può aumentare, diminuire o rimanere costante. Ogni combinazione dell'andamento di questi due parametri al passaggio da T_b a T_{b+1} ci fornisce informazioni interessanti sull'andamento temporale del sentiment degree di u_i su t_j . Per esempio:

- Se entrambi τ_b e τ_{b+1} sono uguali a *sp*:

- se $\theta_{b+1} > \theta_b$, vuol dire che il sentiment degree si sta rafforzando;
 - se $\theta_{b+1} = \theta_b$, vuol dire che il sentiment degree è costante;
 - se $\theta_{b+1} < \theta_b$, vuol dire che, sebbene un forte sentimento positivo caratterizzi ancora u_i , esso si sta indebolendo.
- se $\tau_b = sp$ e $\tau_{b+1} = wp$, vuol dire che i post e i commenti su t_j pubblicati da u_i in cui egli mostra un sentimento neutro sono in aumento. L'aumento è tale da superare quelli in cui u_i mostra un sentimento positivo. Il numero di post/commenti con un sentimento positivo continua a essere maggiore di quelli con un sentimento negativo. Tuttavia, nella fetta temporale T_{b+1} si osserva un indebolimento della positività del sentiment di u_i su t_j rispetto alla fetta temporale T_b .
 - se $\tau_b = sp$ e $\tau_{b+1} = wn$, vuol dire che u_i sta cambiando il suo sentimento su t_j . Questo cambiamento non è ancora radicale, poiché vi è una prevalenza di post/commenti neutri rispetto a quelli negativi.
 - se $\tau_b = sp$ e $\tau_{b+1} = sn$, vuol dire che u_i ha completamente cambiato il suo sentimento su t_j . Quanto maggiore è il gap tra θ_b e θ_{b+1} tanto maggiore è il cambiamento che si è verificato.

5.2.2 Proprietà e misure dello scope temporale

Allo stesso modo, si possono estrarre opportune informazioni nei casi in cui $\tau_b = wp$, $\tau_b = wn$ o, infine, $\tau_b = sp$.

Analogamente a quanto visto per lo scope spaziale, è possibile definire diverse misure anche per lo scope temporale. Esse ci permettono di ottenere un quadro quantitativo delle variazioni del sentiment degree di u_i su t_j in un determinato intervallo di tempo.

Nel definire tali misure, ci riferiremo alle fette temporali T_b e T_{b-1} , invece che alle fette temporali T_b e T_{b+1} , per allineare la loro definizione a quella delle metriche per lo scope spaziale, introdotte nella Sezione 5.1 Alcune di queste misure sono le seguenti:

- La variazione del sentiment degree tra le fette temporali T_b e T_{b+1} ; questa può essere definita come:

$$\Lambda_b = \theta_b - \theta_{b-1}$$

- La variazione relativa del sentiment degree tra le fette temporali T_b e T_{b+1} ; questa può essere definita come:

$$\overline{\Lambda}_b = \frac{\theta_b - \theta_{b-1}}{|\theta_{b-1}|}$$

- La variazione media del sentiment degree nell'intervallo temporale $T[x..y]$; questa può essere definita come:

$$\widehat{\Lambda} = \frac{\theta_y - \theta_x}{y - x}$$

- La variazione massima del sentiment degree nell'intervallo temporale $T[x..y]$; questa può essere definita come:

$$\Lambda^{M+} = \max_{b=x..y} |\Lambda_b|$$

- La variazione minima del sentiment degree nell'intervallo temporale $T[x..y]$; questa può essere definita come:

$$\Lambda^{m+} = \min_{b=x..y} |\Lambda_b|$$

Oltre a definire delle metriche appropriate per misurare la variazione del sentiment di u_i on t_j , possiamo verificare se la successione dei valori del sentiment degree nell'intervallo $T[x..y]$ sia monotona o meno. Tale informazione deve essere strettamente accoppiata a quella relativa al tipo di sentimento. In particolare, se la successione dei valori $\theta_x, \theta_{x+1}, \dots, \theta_y$, è monotona e non crescente, significa che, nell'intervallo di tempo $T[x..y]$, il sentiment di u_i su t_j non si sta rafforzando e, anzi, è presumibilmente in diminuzione. Tale diminuzione potrebbe far passare il sentiment type da strong positive a weak positive, weak negative o, addirittura, strong negative. D'altra parte, se la precedente successione di valori è monotona non decrescente, significa che, nell'intervallo di tempo $T[x..y]$, il sentimento di u_i su t_j non si sta indebolendo e, anzi, si sta presumibilmente rafforzando. In questo caso, potremmo assistere a transizioni inverse rispetto al caso precedente, ad esempio da strong negative a weak negative, da weak positive a strong positive.

La successione precedente può anche non essere monotona. In questo caso, le misure sulle variazioni del sentiment degree definite in precedenza potrebbero essere estremamente utili. Potrebbe anche essere utile determinare la frequenza con cui si verifica il passaggio da un tipo di sentiment a un altro, o la frequenza con cui si verifica il passaggio da un trend crescente a uno decrescente, o viceversa.

Analogamente allo scope spaziale, quelle viste sopra sono solo alcune delle analisi che possono essere eseguite sullo scope temporale. Molte altre analisi potrebbero essere eseguite applicando i concetti dell'analisi matematica o della teoria delle serie temporali alla successione dei valori $\theta_x, \theta_{x+1}, \dots, \theta_y$.

Implementazione dell'approccio

In questa sezione si descriveranno, in prima battuta, gli strumenti utilizzati per l'implementazione dell'approccio discusso in questo lavoro. Successivamente, verrà riportato il codice, che sarà suddiviso nelle diverse sezioni in relazione alla semantica delle funzioni realizzate.

6.1 Strumenti utilizzati

In questa sezione verranno descritti i principali strumenti utilizzati per l'implementazione dell'approccio discusso nelle sezioni precedenti. In particolare, verrà effettuata una breve descrizione relativa a Python, il linguaggio di programmazione scelto per l'implementazione, e a NetworkX, ovvero, una libreria Python molto utile per modellazione e l'analisi dei grafi.

6.1.1 Python e NetworkX

Python

Python è un linguaggio di programmazione dinamico orientato agli oggetti utilizzabile per molti tipi di sviluppo software. Esso offre un forte supporto all'integrazione con altri linguaggi e programmi ed è fornito di una estesa libreria standard. Python è estremamente versatile e viene utilizzato in vari contesti, si tratta, infatti, di un linguaggio multi-paradigma che ha tra i suoi principali obiettivi quelli di l'essere dinamico, flessibile e semplice da leggere. Non di rado viene considerato un normale linguaggio interpretato, tuttavia il suo codice non viene convertito direttamente in linguaggio macchina; il sorgente, infatti, subisce una "pre-compilazione" in bytecode, ovvero uno step intermedio con cui descrivere nel dettaglio la sequenza di operazioni che compongono l'applicativo. Questa scelta progettuale è stata effettuata per assicurare un alto livello di performance su quante più piattaforme possibili. Le principali ragioni per cui è stato scelto Python per l'implementazione sono sicuramente i suoi punti di forza e la possibilità di utilizzare molte librerie utili in diversi contesti, tra cui la libreria NetworkX, utilissima quando si lavora con delle reti o con grafi, come nel nostro caso.

Python ha diversi punti di forza, che lo rendono appetibile per qualsiasi sviluppatore software. Di seguito una breve introduzione alle sue principali caratteristiche.

- *E' multi-paradigma*: Python effettua un'integrazione delle strategie di programmazione procedurali e ad oggetti e supporta vari elementi dei linguaggi funzionali. Tale caratteristica consente un adattamento ad ogni contesto ed esigenza di sviluppo.

- *E' multi-piattaforma*: non dovendo essere compilato, Python, permette di essere utilizzato su qualsiasi piattaforma hardware/software senza dover adattare o riscrivere il sorgente.
- *E' un linguaggio User-friendly*: Python è un linguaggio di alto livello con una sintassi estremamente semplice da padroneggiare.
- *Possiede un ecosistema ampio*: questa è una delle caratteristiche più trasversali del linguaggio. Infatti, è disponibile una vastissima scelta di librerie standard con funzioni già pronte per ogni uso. Inoltre, è stato creato un comodo repository pubblico, molto utile, chiamato Python Package Index, dove reperire nuove librerie e tool in pochi minuti tramite shell.
- *E' veloce*: anche se si tratta di un linguaggio interpretato, il codice può essere ottimizzato in base al dispositivo su cui verranno utilizzati l'applicazione o il servizio realizzato. Il formato bytecode, ovvero il prodotto della fase di pre-compilazione, garantisce prestazioni elevate in diverse condizioni.
- *E' compatibile con altri linguaggi*: Python può essere adattato in modo da interfacciarsi ed operare con altri linguaggi di programmazione.

Visti i punti di forza di Python, si descriverà, ora, la libreria NetworkX utilizzata per l'implementazione.

NetworkX

NetworkX è definito come un pacchetto Python per la creazione, la manipolazione e lo studio della struttura, della dinamica e delle funzioni di reti complesse. In sostanza, è la libreria perfetta quando abbiamo bisogno di lavorare su grafi. In Figura 6.1 è mostrato il logo rappresentate di tale libreria.



Figura 6.1: Logo relativo alla libreria NetworkX

Si ricorda che i grafi sono strutture matematiche utilizzate per modellare molti tipi di relazioni e processi. Un grafo è costituito da nodi (che rappresentano le entità nel sistema) che sono collegati da archi (che rappresentano le relazioni tra tali entità). Lavorare con i grafi implica navigare tra nodi e archi per scoprire e comprendere relazioni complesse e/o ottimizzare i percorsi tra dati all'interno di una rete.

NetworkX ha, inoltre, una caratteristica che risulta molto interessante, ovvero quella di operare su grafi molto grandi, con oltre 10 milioni di nodi e 100 milioni di archi. Il pacchetto principale, che è un software gratuito con licenza BSD, comprende strutture di dati per la rappresentazione di grafi semplici, grafi diretti e grafi con archi paralleli e self-loop. NetworkX ha, anche, un'ampia comunità di sviluppatori che si occupano della manutenzione del pacchetto principale e contribuiscono a un ecosistema di terze parti.

I punti di forza, nonchè i principali utilizzi risultano essere lo studio della struttura e della dinamica delle reti sociali, biologiche, infrastrutturali o di altro tipo. Esso vanta, anche, un ambiente di programmazione standardizzato per i grafi e si integra con algoritmi e codice scritto in C e C++. In un'ottica Big Data, NetworkX, permette, anche, di lavorare con grandi insiemi di dati non standard.

6.2 Codice relativo all'implementazione

In questa sezione sono inseriti i codici che implementano l'approccio descritto nella presente tesi. In particolare, si partirà con la creazione della rete con le caratteristiche di interesse, per poi passare alla rete bipartita che ha lo scopo di consentire la memorizzazione delle informazioni chiave dello scenario di riferimento, come discusso nella Sezione 4.3.1. In seguito, si effettua la proiezione del grafo bipartito sugli utenti per semplificare il problema, come discusso nella Sezione 4.3.2. Infine, verrà implementato lo Scope in accordo alla sua rappresentazione, definita nella Sezione 5.1.

Poichè questo capitolo ha come focus l'implementazione dell'approccio, nelle sezioni seguenti non saranno riportate le operazioni preliminari tipiche di una campagna di Data Analysis; in particolare, non verranno riportate le operazioni di pulizia, filtraggio, correzione e preaprazione dei dati (come, ad esempio, l'estrazione del sentimento e dei topic dai commenti). Questo sia per una migliore leggibilità sia perchè ci stiamo concentrando sull'implementazione dell'approccio. Ciò nonostante, molte delle variabili che si incontreranno nel codice, che presentano un contenuto informativo importante, verranno descritte e dettagliate.

6.2.1 Creazione della rete con caratteristiche di interesse

In questa sezione viene riportato il codice che permette di creare la rete che presenta le informazioni necessarie descritte nella Sezione 4.2. Come anticipato, non verranno riportate tutte le operazioni di pre-elaborazione; in questo senso, partiremo da un dataframe che è il risultato di operazioni di ETL ed estrazione del sentimento e dei topic per ogni commento.

In Figura 6.1 viene mostrato un estratto del dataset che rappresenterà la base di partenza da cui creare la rete. Anche se ci si concentra sull'implementazione dell'approccio, ai fini di una migliore comprensione, si è deciso di riportare una piccola porzione di dataframe con una sua breve descrizione.

	id	author	comments	topic	topic_name	sentiment	created
0	hyfcg7y	FrigOff92	The Tanaiste isn't our PM, he's our deputy PM....	97	97_musk_elon_tesla_gigafactory	1	2022-02-25 20:26:02
1	hyfc981	TheDjeweler	The 14 year-old girl struck and killed by a sh...	-1	-1_russia_people_like_ukraine	0	2022-02-25 20:24:45
2	hyfbuue	JayFql	In Russia, if the shoe fits it wears you	-1	-1_russia_people_like_ukraine	1	2022-02-25 20:22:05
3	hyfe2f8	bb8c3por2d2	I thought Trump had already earned that title?	27	27_trump_president_donald_office	1	2022-02-25 20:36:28
4	hyfhqj3	RibRob_	I have seen an article saying some state banks...	1	1_oligarchs_money_russian_yacht	1	2022-02-25 21:00:24
...
82612	i2miiv1	crazybutthole	I was typing on my phone. And my fingers work ...	-1	-1_russia_people_like_ukraine	0	2022-03-29 22:14:26
82613	i2radrq	bikkfa	And I still don't know what is I and A	26	26_know_hey_seen_lol	0	2022-03-30 20:01:45
82614	i2uf7gi	hexhex	Yes, I'm cautiously optimistic about what's go...	-1	-1_russia_people_like_ukraine	0	2022-03-31 13:26:44
82615	i2v5mfc	xdhrrbd	You have to take into account the context of t...	6	6_taiwan_china_roc_taiwanese	1	2022-03-31 16:25:02
82616	i2u7tx4	IN_to_AG	Remind me bot has reminded me to check in on t...	12	12_ukraine_ukrainian_ukrainians_fight	1	2022-03-31 12:25:33

Figura 6.2: Un estratto del dataset di partenza per la creazione della rete e risultante da operazioni di preprocessing

In sintesi, per ogni commento di ogni post, abbiamo a disposizione informazioni quali il suo identificativo, l'autore, un valore e delle keyword rappresentanti il topic estratto, un valore rappresentante il sentimento ad esso associato e informazioni temporali relative alla data di creazione del commento.

Il codice mostrato nel Listato 6.1 permette di creare la rete con le caratteristiche di interesse, a partire dal dataframe discusso.

```

1 edges_auth_to_topic = {}
2 edges_auth_to_topic["id"] = []
3 edges_auth_to_topic["author"] = []

```

```

4 edges_auth_to_topic["topic"] = []
5 for row in commenti_topic_sentiment.itertuples():
6     _id = row[1]
7     author = row[2]
8     topic_name = row[5]
9     sentiment = row[6]
10    topic_name = "_".join(topic_name.split("_")[1:])
11    if sentiment == 0:
12        topic_name = "-1:" + topic_name
13    elif sentiment == 1:
14        topic_name = "0:" + topic_name
15    else:
16        topic_name = "1:" + topic_name
17    edges_auth_to_topic["id"].append(_id)
18    edges_auth_to_topic["author"].append(author)
19    edges_auth_to_topic["topic"].append(topic_name)
20
21 edges_df = pd.DataFrame.from_dict(edges_auth_to_topic)
22
23 comm_date = pd.read_csv('comment_filtered_keywords.csv', sep="\t", header=0)[["id",
    "created"]]
24 edges_df = pd.merge(edges_df, comm_date, on=["id"], how="left")
25 edges_df['created'] = pd.to_datetime(edges_df['created'], format='%Y%m%d %H:%M:%S')
26 comm_date.to_csv('comment_filtered_keywords.csv', sep="\t", index=False)
27 edges_df = edges_df.loc[edges_df["created"] < datetime.strptime('2022-03-26
    00:00:00', '%Y-%m-%d %H:%M:%S')]
28 edges_df["day"] = edges_df["created"].apply(lambda x: x.strftime("%d_%m"))
29
30 all_auth = {}
31 for day in edges_df["day"].unique():
32     all_auth[day] = set(edges_df.loc[edges_df["day"]==day]["author"])

```

Listato 6.1: Creazione della rete con caratteristiche di interesse

Passiamo, ora, alla descrizione del codice. Per ogni riga del dataset considerato, di cui una porzione è mostrata nella Figura 1.6, si effettuano una serie di operazioni il cui scopo è quello di creare un dataset ridotto che contiene solo i legami relativi all'identificativo del commento, al suo autore e al topic associato. L'approccio è basato su liste, ovvero man mano che si scorrono le righe del dataset e si verificano delle condizioni vengono popolate delle liste con i dati relativi all'id che identifica il commento, all'autore del commento e al topic. Tali liste rappresenteranno gli archi della nostra rete e, quindi, le relazioni tra le feature di interesse.

In aggiunta, si effettuerà una fusione (merge) tra il dataset risultante e un altro, che contiene informazioni temporali, allo scopo di aggiungere una colonna relativa alla data di creazione, in formato datetime, e filtrata al mese di interesse.

Infine, con delle operazioni di manipolazione dei dati viene aggiunta una colonna relativa alla data di creazione del commento divisa per giorni. Ciò è utile sia in ottica di creazione del grafo bipartito, sia per avere una suddivisione temporale giornaliera.

6.2.2 Realizzazione del grafo bipartito e relativa proiezione sugli utenti

In questa sezione viene riportato il codice relativo alla creazione del grafo bipartito e alla relativa proiezione sugli utenti. Inoltre, verrà creata la rete monomodale centrata su un utente, che è una semplificazione del grafo bipartito, come descritto nella Sezione 4.3.2.

Nel Listato 6.2 viene mostrato il codice per la realizzazione del grafo bipartito e la relativa proiezione sugli utenti.

```

1 intersections = {}
2 for key in all_auth:
3     for key2 in all_auth:
4         if key != key2:
5             try:
6                 intersections[key] += len(all_auth[key].intersection(all_auth[
key2]))
7             except:
8                 intersections[key] = len(all_auth[key].intersection(all_auth[key2
]))
9
10 result = [group[1] for group in edges_df.groupby(edges_df.created.dt.date)]
11
12 for group in result:
13     day = list(group["created"])[0].strftime("%d_%m")
14     final_bipartite = nx.Graph()
15     final_bipartite.add_nodes_from(list(group["author"].unique()), bipartite=0)
16     final_bipartite.add_nodes_from(list(group["topic"].unique()), bipartite=1)
17
18     edges_list = [(row[2], row[3]) for row in group.itertuples()]
19     final_bipartite.add_edges_from(edges_list)
20     nx.write_gexf(final_bipartite, f"networks/{day}.gexf")
21
22 final_bipartite = nx.Graph()
23 for group in result:
24     day = list(group["created"])[0].strftime("%d_%m")
25
26     final_bipartite.add_nodes_from(list(group["author"].unique()), bipartite=0)
27     final_bipartite.add_nodes_from(list(group["topic"].unique()), bipartite=1)
28
29     edges_list = [(row[2], row[3]) for row in group.itertuples()]
30     final_bipartite.add_edges_from(edges_list)
31 nx.write_gexf(final_bipartite, f"final_bipartite.gexf")

```

Listato 6.2: Realizzazione del grafo bipartito

Passiamo, ora, alla descrizione del codice, il quale può essere anche visto come una continuazione del codice precedente.

Nella prima parte si individua il numero di autori unici per ogni giorno, con l'obiettivo, attraverso alcune operazioni, di dividere il dataset iniziale (mensile) in più dataset giornalieri.

Successivamente, ognuno di questi dataset giornalieri sarà usato per realizzare il grafo bipartito, in modo da avere un grafo bipartito giornaliero.

Infine, si provvede alla creazione della rete bipartita finale mensile come l'insieme delle singole reti bipartite giornaliere.

Proiezione sugli utenti

Nel Listato 6.3 viene mostrato il codice per la proiezione del grafo bipartito sugli utenti.

```

1 network_files = [f for f in listdir('networks/') if isfile(join('networks', f))]
2 graphs = [nx.read_gexf(f'networks/{file}') for file in network_files]
3 projections = []
4
5 for graph in graphs:
6     author_nodes = {n for n, d in graph.nodes(data=True) if d["bipartite"] == 0}
7     G = bipartite.weighted_projected_graph(graph, author_nodes)
8     projections.append(G)

```

Listato 6.3: Proiezione del grafo bipartito sugli utenti

Il codice implementa fondamentalmente due operazioni a livello semantico. La prima è quella dell'importazione del grafo bipartito appena creato. La seconda consiste nella realizzazione della proiezione del grafo bipartito sugli utenti. Quest'ultima operazione, è il fulcro di questa sottosezione ed è facilitata dall'utilizzo del metodo `weighted_projected_graph`, appartenente alla libreria `NetworkX`. I parametri dati in input al metodo in questione sono due, ovvero, il grafo di cui vogliamo realizzare la proiezione ed i nodi sui quali vogliamo effettuare tale proiezione. Nel nostro caso specifico, i nodi di interesse sono quelli relativi agli autori.

Rete Monomdale centrata su un utente

Come descritto nella Sezione 4.3.2, per le attività relative alla nostra ricerca, risulta ragionevole costruire una rete monomodale centrata sugli utenti a partire dal grafo bipartito, in modo da operare direttamente su di essa, invece che sul grafo bipartito di partenza. Questa rete è definita nel seguente modo. Esiste un arco se, dati due utenti u_i e u_h appartenenti alla rete, essi hanno pubblicato almeno un post/commento sullo stesso topic e , almeno una volta, u_i ha pubblicato un commento su un post/commento di u_h , o viceversa. I nodi della rete rappresentano invece, gli utenti.

Per realizzare quanto descritto, a livello implementativo bisogna individuare un determinato topic e , per quel topic, individuare gli utenti che ne hanno parlato, e quindi che hanno pubblicato almeno un commento, e che si sono commentati a vicenda almeno una volta.

Nel codice mostrato nel Listato 6.4 si implementa una rete monomodale centrata su un utente. In particolare, vedremo l'implementazione della rete relativa ad un giorno e riferita ad un topic di esempio.

```

1 df = pd.read_csv('comment_filtered_keywords.csv', sep='\t')
2 df['created'] = pd.to_datetime(df['created'])
3 df["day"] = df["created"].apply(lambda x: x.strftime("%d-%m"))
4
5 commenti_topic_sentiment = pd.read_csv('commenti_topic_sentiment_2.csv', sep='t',
6     header=0)
7
8 df_merge = pd.merge(df, commenti_topic_sentiment, on=["id"], how="left")
9 df_merge = df_merge.drop(['created'], axis = 1)
10 df_merge = df_merge.dropna()
11
12 commenti_con_submissionid = pd.read_csv("all_data_between_dates.csv", sep='t')
13 dataset_id_sub = commenti_con_submissionid[['id', 'submission title']]
14 df_merge_id = df_merge.merge(dataset_id_sub, on = 'id', how = 'left')
15 df_merge_id.to_csv("commenti_id_post.csv", sep = 't')
16
17 df_withid = pd.read_csv("commenti_id_post.csv", sep = 't')
18 df_withid = df_withid.drop('Unnamed: 0', axis = 1)
19
20 def filter(string):
21     solo_underscore = string.split('_', 1)[1]
22     return solo_underscore
23
24 def mapping_sentiment(s):
25     if s == 0:
26         return -1
27     elif s == 1:
28         return 0
29     else:
30         return 1
31
32 df_withid['topic_name'] = df_withid['topic_name'].apply(lambda x: filter(x))

```

```

33 df_withid['sentiment'] = df_withid['sentiment'].apply(lambda x: mapping_sentiment
    (x))
34
35 df_merge_day = df_withid.loc[df_withid['day'] == "26_02"]
36 G_author_bi = nx.Graph()
37 nodi_autore = {n for n, d in graph.nodes(data=True) if d["bipartite"] == 0}
38 nodi_topic = set(graph) - author_nodes
39 nodi_topic = set([nodo.split(':',1)[1] for nodo in nodi_topic])
40 G_author_bi.add_nodes_from(nodi_autore, bipartite=0)
41 G_author_bi.add_nodes_from(nodi_topic, bipartite=1)
42
43 edges_list = [(row[3], row[6]) for row in df_merge_day.itertuples()]
44 G_author_bi.add_edges_from(edges_list)
45
46 G_author = bipartite.weighted_projected_graph(G_author_bi, nodi_autore)
47
48 topic='putin_kremlin_insult_cunt'
49
50 for author in list(G_author.nodes()):
51     l = len(df_merge_day.loc[(df_merge_day['author']==author) & (df_merge_day['
    topic_name'] == topic)])
52     if l == 0:
53         G_author.remove_node(author)
54
55 df_merge_day_topic= df_merge_day.loc[df_merge_day['topic_name'] == topic]
56 df_merge_day_topic['author'].unique()
57 len(df_merge_day_topic['author'].unique())
58
59 giant_1 = max(nx.connected_components(G_author), key=len)
60 G1 = G_author.subgraph(giant_1).copy()
61
62 count=0
63 for u, v in G1.edges():
64     count=count+1
65     print(count)
66     st1 = set(df_merge_day_topic.loc[(df_merge_day_topic['author'] == u)][['
    submission title']])
67     st2 = set(df_merge_day_topic.loc[(df_merge_day_topic['author'] == v)][['
    submission title']])
68     intersect = st1.intersection(st2)
69     if len(intersect) == 0:
70         G1.remove_edge(u, v)
71 nx.write_gexf(G1, f"network_scope/'26_02_putin_kremlin_insult_cunt'.gexf")

```

Listato 6.4: Implementazione della rete monomodale centrate su un utente

Descriviamo, ora, il codice di tale listato.

In prima battuta, si procede ad importare tre dataset che sono stati creati durante la fase di preprocessing. In particolare, importiamo un primo dataset che contiene i commenti, le date, i topic ed il sentiment estratto; importiamo, quindi, un secondo dataset che contiene informazioni relative al sentimento; infine, importiamo un terzo dataset che contiene l'identificativo del post. Quest'ultima informazione è di particolare importanza perchè ci permette di estrarre la relazione relativa al fatto che due autori hanno pubblicato almeno un commento su un certo topic, e si sono commentati a vicenda almeno una volta.

Successivamente, viene effettuata una fusione tra i tre dataset in modo da ottenere un solo dataset complessivo.

Dopo la definizione di alcune funzioni per un'ulteriore pulizia e preparazione dei dati, si riduce la componente temporale ad un solo giorno. A questo punto, definito il giorno, si procede alla creazione di un grafo bipartito e si provvede alla proiezione del grafo bipartito giornaliero sugli utenti, secondo quanto definito nella Sezione 6.2.2.

A questo punto, si sceglie un topic di interesse, in quanto il nostro obiettivo è quello di realizzare una rete monomodale centrata su un utente e su un dato topic. Da qui in poi, si effettuano una serie di operazioni con lo scopo di mantenere, all'interno della rete, soltanto gli autori che hanno parlato almeno una volta del topic scelto, eliminando, invece, gli autori che non hanno parlato di quel topic. Per fare questo, si inizia individuando la più grande componente connessa relativa agli autori che parlano di uno stesso topic all'interno del giorno considerato. A questo punto si creano le connessioni, e quindi gli archi della rete, connettendo solo utenti che hanno commentato lo stesso post.

Il risultato di queste operazioni è la realizzazione di una rete giornaliera centrata su un utente tale per cui due utenti della rete hanno commentato lo stesso post e, uno dei due utenti ha commentato l'altro almeno una volta.

6.2.3 Realizzazione delle funzioni necessarie all'implementazione dello scope

In questa sezione viene riportato il codice delle funzioni che ci permettono di calcolare lo Scope.

Funzione Find Sentiment

La funzione Find Sentiment permette di ottenere la frazione di commenti positivi, negativi e neutri di un certo autore su un dato topic. Questa informazione è di notevole utilità, in quanto, per come è stato definito lo Scope, la frazione di commenti con un certo tipo di sentimento è un vincolo per lo Scope, come descritto nella Sezione 5.1.

Il codice relativo a tale funzione viene mostrato nel Listato 6.5.

```

1 def find_sentiment(df, author, topic):
2     num_commenti_autore = len(df.loc[(df['author'] == author) & (df['
   topic_name'] == topic)])
3     com_pos = len(df.loc[(df['author'] == author) & (df['sentiment'] == 1) &
   (df['topic_name'] == topic)])
4     com_neg = len(df.loc[(df['author'] == author) & (df['sentiment'] == -1)
   & (df['topic_name'] == topic)])
5     com_neu = len(df.loc[(df['author'] == author) & (df['sentiment'] == 0) & (
   df['topic_name'] == topic)])
6     f_pos = com_pos / num_commenti_autore
7     f_neg = com_neg / num_commenti_autore
8     f_neu = com_neu / num_commenti_autore
9     return f_pos, f_neu, f_neg

```

Listato 6.5: Implementazione della funzione Find Sentiment

Descrivendo il codice, nella prima riga viene definita la funzione di interesse e la si identificherà con il nome di `find_sentiment`. Essa riceve tre parametri formali, che sono, rispettivamente, un dataframe contenente i dati di interesse precedentemente elaborati, un autore ed un topic. All'interno della funzione vengono effettuate una serie di operazioni.

In dettaglio, viene calcolato il numero di commenti per autore, informazione che ci servirà, successivamente, per calcolare la frazione di commenti con un determinato sentimento, come mostrato nella riga 2 del codice.

Successivamente calcoliamo i commenti che presentano sentimento positivo, negativo e neutro, come mostrato, rispettivamente, nelle righe 4, 5 e 6 del codice.

A questo punto è possibile calcolare la frazione di commenti positivi, negativi e neutri attraverso un semplice calcolo matematico. In particolare, si divide il numero di commenti con un certo sentimento associato per il numero di commenti per autore, come mostrato nelle righe 6, 7 e 8 del codice.

In conclusione, si è realizzata una funzione che, dato un autore ed un topic, restituisce la frazione di commenti con sentimento positivo, negativo e neutro pubblicati da quell'autore su quel topic.

Funzione Lambda

In questa sezione, viene implementata la funzione, definita nella Sezione 4.4, che ritorna, a partire da una rete, il numero di nodi che rappresentano il vicinato di livello λ di un certo nodo.

Il codice corrispondente viene mostrato nel Listato 6.6.

```

1 def lambda_function(ni, intero, graph):
2     lista_vicini_lambda = []
3     cammino_breve = nx.shortest_path(graph, ni)
4     for k, v in cammino_breve.items():
5         if (len(v) <= intero):
6             lista_vicini_lambda.append(k)
7     return lista_vicini_lambda

```

Listato 6.6: Implementazione della funzione Lambda

Nella prima riga viene definita la funzione di interesse e la si identificherà con il nome di `lambda_function`. Essa riceve tre parametri formali, che sono, rispettivamente, un nodo della rete, un intero λ ed una grafo. All'interno della funzione vengono effettuate una serie di operazioni.

In dettaglio, viene istanziata come lista vuota una variabile che terrà traccia dei nodi che rappresentano il vicinato di livello `lambda`, come mostrato nella riga 2 del codice.

Successivamente, viene calcolato il cammino minimo di un nodo all'interno della rete, che sarà un insieme di nodi; questi ultimi vengono associati alla variabile `cammino_breve`, come mostrato nella riga 3 del codice.

Infine, viene inserito nella lista un nodo che rispetta le condizioni di essere un vicino del nodo scelto e di livello λ desiderato. Tale operazione viene iterata fino all'esaurimento dei nodi presenti in `cammino_breve`.

La funzione così realizzata, dunque, scelto un nodo n_i ed un intero λ , permette di ottenere il vicinato di livello λ del nodo n_i .

6.2.4 Implementazione dello Scope

In questa sezione viene riportato il codice elaborato per l'implementazione dello Scope. Così come definito nella Sezione 5.1, è noto che esistono quattro possibili tipi di sentimento. Di conseguenza, è possibile determinare quattro tipi di scope, uno per ogni tipo di sentimento.

Implementazione della funzione Strong Positive

La funzione Strong Positive permette di calcolare lo scope spaziale associato a un sentimento fortemente positivo di un utente su un topic.

Essa viene riportata nel Listato 6.7.

```

1 visited = []
2
3 def dfs_sp_recursive_list(visited, graph, node, df):
4     pos, neu, neg = find_sentiment(df, node, topic)
5     if (pos > neg) and (pos >= neu) and node not in visited:
6         visited.append(node)
7         for neighbour in graph[node]:
8             dfs_sp_recursive_list(visited, graph, neighbour, df)

```

```

9     else:
10        return

```

Listato 6.7: Implementazione della funzione Strong Positive

Descrivendo il codice, viene definita la funzione di interesse e la si identificherà con il nome di `dfs_sp_recursive_list`. Essa riceve quattro parametri formali che sono rispettivamente la lista dei nodi visitati, una rete, un nodo di partenza e il dataframe contenente i dati di interesse. Prima della definizione della funzione viene definita una lista vuota che conterrà l'insieme dei nodi visitati. All'interno della funzione vengono effettuate una serie di operazioni.

In dettaglio, grazie alla funzione Find Sentiment discussa nella Sezione precedenti, è possibile taggare nelle variabili `pos`, `neu` e `neg` rispettivamente la frazione di commenti positivi, neutri e negativi che un autore ha fatto su un topic.

A questo punto, attraverso delle istruzioni condizionali è possibile imporre le condizioni desiderate per la funzione che stiamo implementando. Dunque, se la frazione di commenti positivi risulta maggiore di quella con commenti negativi e risulta anche maggiore o uguale alla frazione di commenti positivi, ed il nodo scelto non è nell'elenco dei nodi visitati, allora si procede alla visita del nodo. In altre parole, si verifica se un certo autore ha uno strong positive sentiment sul topic scelto. Se questo è vero e il nodo non è nella lista dei visitati lo si aggiunge alla lista.

Successivamente, si richiama la funzione in maniera ricorsiva per ogni vicino del nodo connesso al nodo scelto e che verifica la condizione.

In conclusione, si è implementata una funzione che ci permette di calcolare lo strong positive spatial scope.

Implementazione della funzione Strong Negative

La funzione Strong Negative permette di calcolare lo scope spaziale associato a un sentimento fortemente negativo di un utente su un topic.

La sua implementazione viene riportata nel Listato 6.8.

```

1 visited = []
2
3 def dfs_sn_recursive_list(visited, graph, node, df):
4     pos, neu, neg = find_sentiment(df, node, topic)
5     if (neg > pos) and (neg >= neu) and node not in visited:
6         visited.append(node)
7         for neighbour in graph[node]:
8             dfs_sn_recursive_list(visited, graph, neighbour, df)
9     else:
10        return

```

Listato 6.8: Implementazione della funzione Strong Negative

Come si evince dal listato, essa è analoga all'implementazione della funzione Strong Positive vista in precedenza.

Implementazione della funzione Weak Positive

La funzione Weak Positive permette di calcolare lo scope spaziale associato a un sentimento debolmente positivo di un utente su un topic.

La sua implementazione viene riportata nel Listato 6.9.

```

1 visited = []
2
3 def dfs_wp_recursive_list(visited, graph, node, df):

```

```

4     pos, neu, neg = find_sentiment(df, node , topic)
5     if (pos > neg) and (pos < neu) and node not in visited:
6         visited.append(node)
7         for neighbour in graph[node]:
8             dfs_wp_recursive_list(visited, graph, neighbour, df)
9     else:
10        return

```

Listato 6.9: Implementazione della funzione Weak Positive

Anche in questo caso, si può notare una forte analogia tra l'implementazione di questa funzione e quella della funzione Strong Positive vista in precedenza.

Implementazione della funzione Weak Negative

La funzione Weak Negative permette di calcolare lo scope spaziale associato a un sentimento debolmente negativo di un utente su un topic.

La sua implementazione, come mostrato nel Listato 6.10, è analoga a quella delle altre funzioni mostrate in precedenza.

```

1 visited = []
2
3 def dfs_wn_recursive_list(visited, graph, node, df):
4     pos, neu, neg = find_sentiment(df, node , topic)
5     if (neg > pos) and (neg < neu) and node not in visited:
6         visited.append(node)
7         for neighbour in graph[node]:
8             dfs_wn_recursive_list(visited, graph, neighbour, df)
9     else:
10        return

```

Listato 6.10: Implementazione della funzione Weak Negative

Scope Temporale

Lo scope temporale, può essere visto come ortogonale allo scope spaziale e, dal punto di vista implementativo, non è distante da esso.

Se consideriamo la definizione formale del temporal scope, riportata nella Sezione 5.2.1, abbiamo visto che, dato un utente u_i e un topic t_j , lo scope temporale di un utente u_i su un topic t_j nell'intervallo di tempo $T[x..y]$ è rappresentato da un elenco ordinato di coppie, una per ogni fetta temporale dell'intervallo di tempo scelto. Formalmente si ricorda la sua definizione:

$$\Theta_{ij}[x..y] = \{(\tau_x, \theta_x), (\tau_{x+1}, \theta_{x+1}), \dots, (\tau_y, \theta_y)\}$$

La coppia generica (τ_b, θ_b) denota il tipo di sentiment (τ_b) e il grado di sentiment (θ_b). Inoltre, i valori discussi possono variare quando si passa da una fetta temporale all'altra. Dunque, data l'implementazione dello spatial scope, è possibile suddividere l'intervallo temporale di interesse in varie fette temporali e, per ognuna di esse, effettuare delle valutazioni in modo da comprendere la variazione delle variabili (τ_b, θ_b) .

L'obiettivo dello scope temporale, infatti, è proprio la possibilità di effettuare analisi per indagare l'andamento dello scope nel tempo a partire dalla lista ordinata di coppie. Inoltre, esso ci permette di definire delle misure che conferiscono un quadro quantitativo delle variazioni del sentiment degree di un utente u_i su un topic t_j in un determinato intervallo di tempo. Più in generale, data la successione dei valori $\theta_x, \theta_{x+1}, \dots, \theta_y$, possiamo applicare l'analisi matematica per effettuare le analisi o introdurre nuove proprietà. In altre parole, si

va a declinare lo scope spaziale in funzione del tempo e, più in dettaglio, in funzione di fette temporali, analizzando e confrontando il valore assunto dallo scope spaziale nelle varie fette temporali.

Sotto queste ipotesi, l'implementazione dello scope temporale risulta analoga all'implementazione dello scope spaziale e, per questo, non verrà riportata nella presente tesi, al fine di evitare ridondanze.

Campagna sperimentale

In questo capitolo vengono descritti una serie di esperimenti volti ad applicare il modello e l'approccio definiti nelle sezioni precedenti a un caso reale. In particolare, si inizia con la descrizione del set di dati su cui sono stati effettuati gli esperimenti. Successivamente, viene riportato il processo di identificazione dei topic e dei sentimenti che è stato adottato per poi illustrare l'analisi descrittiva di particolari sottotopi. Infine, si descrivono gli esperimenti veri e propri relativi allo Scope.

7.1 Campagna sperimentale

7.1.1 Descrizione del Dataset

Per costruire un set di dati in grado di supportare i nostri esperimenti, abbiamo scelto Reddit come piattaforma sociale di riferimento. Abbiamo effettuato tale scelta perché: (i) Reddit è molto popolare (infatti, attualmente, si colloca all'11° posto tra i siti più visitati secondo Visual Capitalist; (ii) consente di pubblicare post e commenti su qualsiasi topic; (iii) i suoi dati sono facilmente accessibili attraverso `pushshift.io` [5]; quest'ultimo è un archivio di dati che consente di scaricare i dati relativi ai commenti e ai post di Reddit attraverso un'apposita API.

In particolare, nel costruire il nostro set di dati ci siamo concentrati sui post e sui commenti di un particolare subreddit, ovvero `/r/worldnews`. Le ragioni di questa scelta risiedono nel fatto che è già stato utilizzato come subreddit di riferimento in analisi precedenti (si veda [18; 20; 32]) e nel fatto che è uno dei subreddit più completi e neutrali in materia di notizie. In particolare, attraverso `pushshift.io`, abbiamo recuperato tutti i post e i commenti, con i relativi metadati, pubblicati in questo subreddit dal 25 febbraio 2022 al 25 marzo 2022. Il numero di post presi in considerazione è pari a 9.884 mentre il numero di commenti è pari a 633.371.

Una volta scaricati i dati di interesse da `pushshift.io`, abbiamo eseguito attività di ETL (Extraction, Transformation and Loading) su di essi. In particolare: (i) abbiamo rimosso tutti i post e i commenti pubblicati da utenti che avevano lasciato Reddit; (ii) abbiamo rimosso tutti i post e i commenti privi di contenuto testuale o scritti in una lingua diversa dall'inglese; (iii) abbiamo selezionato solo i post e i commenti relativi a uno specifico tema di discussione. Per quanto riguarda quest'ultimo, la scelta è stata complessa in quanto era importante selezionare un tema specifico, ma sufficientemente ampio, con molte sfaccettature, e quindi molti topic. Sulla base di questo ragionamento, la scelta è ricaduta sul conflitto armato in Ucraina iniziato il 24 febbraio 2022.

Dopo il filtraggio e altre attività di ETL, il numero finale di post nel dataset è di 2.703, pari al 27,12% di quelli iniziali. Il numero finale di commenti è, invece, di 82.617, pari al 13,21% di quelli iniziali. Nella Tabella 7.1 riportiamo alcune delle principali caratteristiche del dataset finale. Oltre alle informazioni citate in precedenza, questa tabella riporta altre informazioni interessanti. In particolare, possiamo notare che il numero di autori nel nostro dataset è di 4.219. Tra questi, solo 119 hanno pubblicato sia post che commenti. Questo numero è chiaramente molto basso; in particolare, si tratta del 26,50% degli autori che hanno pubblicato post e del 3,14% di quelli che hanno pubblicato commenti.

Tabella 7.1: Alcuni parametri principali del dataset adottato per i nostri esperimenti

<i>Parameter</i>	<i>Value</i>
No. of posts	2.703
No. of comments	82.617
No. of (distinct) authors	4.219
No. of (distinct) authors publishing posts	449
No. of (distinct) authors publishing comments	3.787
No. of (distinct) authors publishing both posts and comments	119

In Figura 7.1 mostriamo la distribuzione dei commenti rispetto ai post, mentre nella Figura 7.2 riportiamo la distribuzione dei commenti rispetto allo Score. Entrambe le figure sono in scala log-log. Esaminandole possiamo osservare che entrambe le distribuzioni seguono un andamento power-law. La Tabella 7.2 riporta i valori dei corrispondenti coefficienti α e δ .

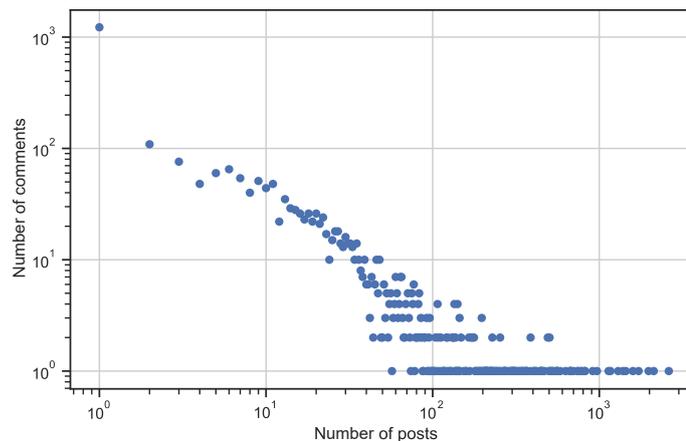


Figura 7.1: Distribuzione dei commenti rispetto ai post (scala log-log)

Tabella 7.2: Valori di α e δ relativi alla distribuzione power law per il dataset considerato - * Questi valori sono stati calcolati considerando i valori assoluti dello Score

<i>Distribuzione</i>	α	δ
Figura 7.1	1.8408	0.0419
Figura 7.2 (sinistra)*	2.9262	0.0418
Figura 7.2 (destra)	2.0383	0.0136

7.1.2 Identificazione di Topic e del sentimento

Nella Sezione 4.2.1, abbiamo visto che il nostro modello è ortogonale alla tecnica utilizzata per costruire l'insieme \mathcal{T} dei topic. Nella campagna sperimentale, si è adottato BERTopic

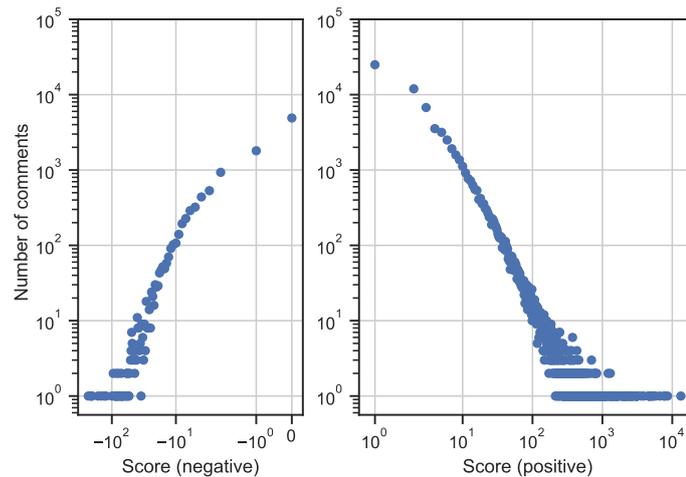


Figura 7.2: Distribuzione dei commenti rispetto allo score (scala log-log)

[17] per ottenere \mathcal{T} . BERTopic si basa su BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers). Quest’ultimo è un potente framework basato sul deep learning per eseguire task di NLP sui testi. Più specificamente, si tratta di una tecnica di modellazione di topic che sfrutta i trasformatori [49] e c-TF-IDF [9] per creare cluster densi da cui ricavare topic facilmente interpretabili. BERTopic riceve in ingresso un insieme di documenti e restituisce l’elenco dei topic trattati in essi. Inoltre, associa ad ogni topic così ottenuto una descrizione e un conteggio. La descrizione consiste nell’insieme di parole che caratterizzano il topic. Il conteggio indica il numero di documenti che lo menzionano. Dunque, dato un documento, BERTopic è sempre in grado di determinare un insieme di topic che lo caratterizzano.

È stato applicato BERTopic ai 2.703 post ed agli 82.617 commenti nel dataset e si è ottenuto un set \mathcal{T} di 101 topic. La Tabella 7.3 mostra alcuni esami dei topic estratti.

Topic	Descrizione
t_1	{invasion, invade, mission}
t_2	{nato, defence, member, treaty}
t_3	{bunker, underground}

Tabella 7.3: Alcuni esempi dei topic e relativa descrizione estratti tramite BERTopic

Dopo aver costruito l’insieme \mathcal{T} dei topic, si è passati a considerare i sentimenti che caratterizzano i post e i commenti pubblicati dagli utenti. In questa attività, abbiamo utilizzato roBERTa-base [27]. Tale sistema è stato addestrato su circa 124 milioni di tweet pubblicati da gennaio 2018 a dicembre 2021. Successivamente, è stato messo a punto per l’analisi del sentimento utilizzando il benchmark TweetEval [3]. Si è deciso di utilizzare roBERTa-base perché c’è una forte somiglianza tra la forma dei testi che caratterizzano i tweet e quella dei testi nei post e nei commenti di Reddit. In entrambi i casi, infatti, siamo in presenza di messaggi veloci utilizzati per esprimere opinioni e pensieri in generale.

L’insieme dei sentimenti che possono essere derivati da roBERTa-base sono quelli tipicamente utilizzati nella sentiment analysis, ovvero “pos”, “neg” e “neu”. Questi sono anche i sentimenti considerati nel nostro modello, come abbiamo visto nella Sezione 4.1. Pertanto, l’insieme \mathcal{S} dei sentimenti è $\mathcal{S} = \{ \text{“pos”}, \text{“neg”}, \text{“neu”} \}$. La Tabella 7.4 mostra alcuni esempi di frammenti, insieme ai corrispondenti sentimenti, ricavati da roBERTa-base. Sia f_k un frammento di un commento o di un post (come menzionato nella Sezione 4.2.2, f_k può coincidere con un intero commento o un intero post, se questi sono caratterizzati da un unico sentimento) caratterizzato da un singolo sentimento. Sia s_k il sentimento che roBERTa-base

ha derivato per f_k . Infine, sia \mathcal{T}_{f_k} l'insieme dei topic di f_k identificati da BERTopic. Quindi, l'uso congiunto di BERTopic e roBERTa-base su f_k ci permette di estrarre una coppia (t_j, s_k) per ogni elemento t_j di \mathcal{T}_{f_k} . Tale coppia indica che il sentimento s_k è stato associato al topic t_j in f_k . Come già sottolineato, nel nostro dataset, sono stati identificati 101 topic. Da questi sono state ottenute 302 coppie del tipo (t_j, f_k) .

Frammento	Sentimento
"It makes me hopeful too. We need to find a way to get NATO forces engaged."	pos
"But its a f***ing kid that got killed by that c**t"	neg
"Anyone know when this interview took place? NBC has no time stamp on the video"	neu

Tabella 7.4: Alcuni esempi di frammenti e dei loro sentimenti derivati da roBERTa-base (le parole sconvenienti sono parzialmente mascherate)

7.1.3 Analisi descrittive delle sotto-reti

In questa sezione, viene presentata un'analisi descrittiva delle reti \mathcal{A} , \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^- ottenute dal set di dati discusso in questo capitolo. Tale analisi ci permette di identificare alcune caratteristiche di queste reti che saranno utili nei prossimi esperimenti. Inoltre, ci permette di identificare le prime differenze tra le quattro reti \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^- , e quindi le tendenze dei vari tipi di sentimento definiti in questo lavoro.

Iniziamo la nostra analisi partendo dalla rete \mathcal{A} . Ricordiamo che si tratta di una rete "single-mode" centrata sugli utenti, che rappresenta le interazioni tra questi utenti. In particolare, un arco in \mathcal{A} indica che gli utenti associati ai nodi corrispondenti hanno pubblicato almeno un post o un commento sullo stesso topic e, inoltre, che uno dei due utenti ha commentato almeno un post o un commento dell'altro.

In Tabella 7.5 si riportano i valori di alcune caratteristiche della rete \mathcal{A} . In particolare, consideriamo il numero di nodi, il numero di archi, la densità e il coefficiente di clustering. Chiaramente, il numero di nodi di \mathcal{A} è pari al numero di autori distinti nel dataset, e quindi a 4.219. Il numero di archi di \mathcal{A} è 32.648 e, di conseguenza, la densità è 0,0018, un valore molto basso. Ciò si spiega sia tenendo conto del numero medio di commenti postati da ogni utente, che è di 19,58, sia considerando che la condizione di esistenza di un arco in \mathcal{A} è molto stringente. Infatti, un arco esiste in \mathcal{A} se almeno uno dei commenti di uno dei suoi nodi si riferisce a un post o a un commento dell'altro nodo. Il coefficiente di clustering è pari a 0,0349. Questo valore è piuttosto elevato se si considera la bassa densità di \mathcal{A} . Ciò implica che questa rete è costituita da un certo numero di componenti che sono fortemente coese al loro interno e debolmente accoppiate tra loro. Alcune di queste componenti possono anche essere scollegate da tutte le altre. Questo è già un risultato interessante emerso dalla nostra analisi. Infatti, ci dice che nel subreddit *r/worldnews*, da cui è stato ricavato il nostro set di dati, gli utenti tendono a organizzarsi in comunità altamente coese e debolmente accoppiate.

Proprietà	Valori
Numero di nodi	4.219
Numero di archi	32.648
Densità	0,0018
Coefficiente di Clustering	0,0349

Tabella 7.5: Alcune proprietà di base della rete \mathcal{A}

Dopo aver analizzato la rete \mathcal{A} , passiamo ora all'analisi delle reti \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^- . Come visto nella Sezione 5.1, ciascuna di queste reti è collegata a una coppia (u_i, t_j) , dove u_i è un utente e t_j è un topic. Le quattro reti sono associate ai quattro possibili tipi

di sentimento; in particolare, la rete SG^+ (risp., SG^- , WG^+ e WG^-) è associata allo scope spaziale fortemente positivo (risp., fortemente negativo, debolmente positivo, debolmente negativo). In sostanza, queste reti rappresentano la diffusione spaziale dello scope relativa a un utente u_i che discute di un topic t_j . Ricordiamo che, data la coppia (u_i, t_j) , in una determinata fetta temporale può esistere solo una delle quattro reti, a seconda del tipo di sentimento che u_i ha mostrato per t_j in quella fetta temporale. Poiché ogni rete è associata a una coppia (u_i, t_j) , nella nostra analisi abbiamo considerato tutte le possibili coppie di utenti (u_i, t_j) nelle varie fette temporali del dataset e, per ciascuna di esse, abbiamo calcolato la sua ampiezza (che coincide con il numero dei suoi nodi) e la sua profondità (che coincide con il suo diametro). Infine, abbiamo aggregato i risultati in base al tipo di sentimento, ottenendo valori medi per ogni tipo di rete. Questi sono mostrati nella Tabella 7.6.

Proprietà	SG^+	SG^-	WG^+	WG^-
Ampiezza media	143	187	89	124
Profondità media	7.8	8.4	6.9	7.3

Tabella 7.6: Valori medi di ampiezza e profondità per le reti SG^+ , SG^- , WG^+ and WG^-

L'analisi di queste tabelle rivela ulteriori spunti interessanti. Innanzitutto, le differenze tra le quattro reti in esame riguardano principalmente l'ampiezza media, mentre i valori della profondità media risultano simili. Inoltre, possiamo osservare che sia per l'ampiezza media che per la profondità media, le reti associate a sentimenti negativi hanno valori più alti rispetto alle corrispondenti reti associate a sentimenti positivi. Ciò è in linea con diverse ricerche proposte nella letteratura passata, i cui autori hanno riscontrato che i sentimenti negativi tendono a diffondersi più facilmente di quelli positivi [14; 44; 46; 47; 57]. Infine, possiamo osservare che, sia per l'ampiezza media che per la profondità media, le reti associate a sentimenti deboli hanno valori inferiori rispetto alle corrispondenti reti associate a sentimenti forti. Anche ciò è in linea con altri studi proposti nella letteratura passata, in cui è stato dimostrato che più un sentimento è forte e più le persone che lo condividono tendono a diffonderlo ad altri [41; 42; 46].

7.2 Esperimenti relativi allo scope spaziale

7.2.1 Variazione dello scope spaziale rispetto al livello del vicinato

I primi esperimenti relativi allo scope spaziale analizzano come varia il livello di vicinato e se questa variazione differisce per i diversi tipi di sentimento. Per condurre questa analisi abbiamo proceduto come segue.

Consideriamo innanzitutto il caso in cui il tipo di sentimento è fortemente positivo. Nella Sezione 5.1 abbiamo detto che, in questo caso, la rete che rappresenta lo scope è SG^+ e il grado medio di sentimento positivo dei vicini di livello λ di un utente u_i su un topic t_j è $\overline{\delta_{ij\lambda}^+}$, come mostrato nell'equazione relativa al "positive sentiment degree medio" della Sezione 5.1. Abbiamo anche visto che l'andamento (o tendenza) di questo parametro (positive sentiment degree medio) rispetto a v è dato da una successione di valori di $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$ tale che $q_0^+ = \delta_{ij}^+$, $q_h^+ = \overline{\delta_{ijh}^+}$, $1 \leq h \leq v$, $v = \text{diameter}(SG^+)$. In altre parole, questa successione misura la variazione della capacità di un utente u_i di influenzare il sentimento sul topic t_j man mano che ci si allontana da esso nella piattaforma sociale, tenendo conto anche della possibile interferenza di altri utenti.

Nella Sezione 7.1.3, abbiamo visto che la profondità media (che coincide con il diametro medio) di SG^+ è pari a 7,8. Pertanto, nell'analisi attuale, consideriamo un valore di h compreso tra 0 e 7.

Consideriamo ora tutte le possibili coppie di utenti (u_i, t_j) tali che u_i abbia mostrato un sentimento fortemente positivo su t_j . Per ognuna di queste coppie, abbiamo eseguito tutti i calcoli specificati sopra e costruito la successione $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$. Quest'ultima ci dice come varia il valore medio del grado di sentimento sul topic t_j dei vicini di livello h , $0 \leq h \leq 7$, degli utenti che mostrano un sentimento fortemente positivo su t_j all'aumentare di h . In altre parole, esso mostra come varia l'influenza degli utenti con un sentimento fortemente positivo su t_j man mano che ci si allontana da loro nella piattaforma sociale, tenendo conto anche della possibile interferenza di altri utenti. Infine, abbiamo calcolato la media di tutti i valori di $q_0^+, q_1^+, \dots, q_v^+$ sulle possibili coppie di utenti (u_i, t_j) . Questi valori medi sono riportati graficamente nella Figura 7.3.

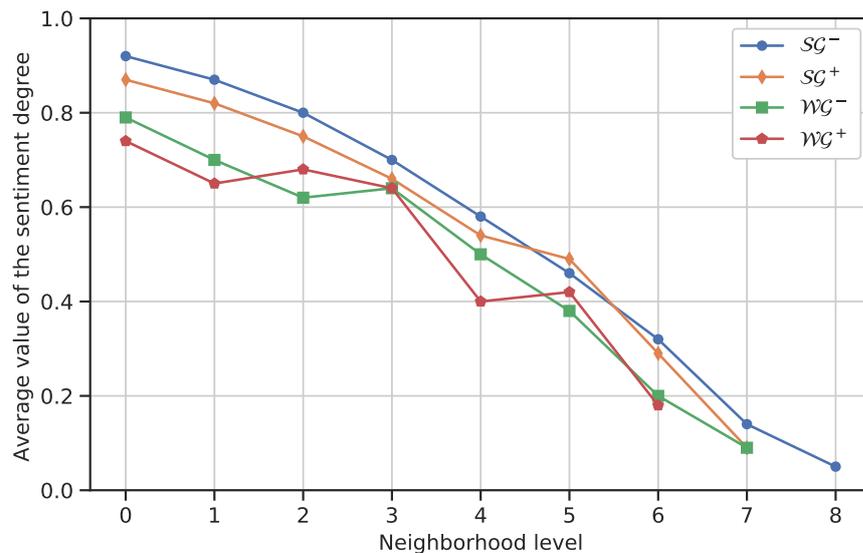


Figura 7.3: Variazione del valore medio del grado di sentimento su t_j degli utenti rispetto al livello di vicinato a cui appartengono

Allo stesso modo, abbiamo calcolato la successione dei valori medi del grado di sentimento medio su t_j dei vicini di livello h degli utenti che mostrano un sentimento fortemente negativo (risp., debolmente positivo, debolmente negativo) su t_j . Esso indica la variazione dell'influenza degli utenti che hanno un sentimento fortemente negativo (rispettivamente, debolmente positivo, debolmente negativo) su t_j man mano che ci si allontana da loro nella piattaforma sociale, tenendo conto anche della possibile interferenza di altri utenti. In questo caso, in base alla Tabella 7.6, h dovrebbe variare da 0 a 8 (risp., 6, 7). I valori di questa successione sono riportati graficamente nella Figura 7.3.

Dall'analisi di questa figura, possiamo dedurre diverse informazioni utili sull'andamento dello scope spaziale per i diversi tipi di sentimento. Come ci si potrebbe aspettare, a prescindere dal tipo di sentimento, all'aumentare del livello di vicinato diminuisce il grado medio di sentimento (e quindi l'influenza degli utenti corrispondenti al sentimento relativo a un topic).

Per quanto riguarda i diversi tipi di scope, possiamo osservare che gli utenti con un sentimento negativo hanno un'influenza maggiore rispetto a quelli con un sentimento positivo, e gli utenti con un sentimento forte hanno un'influenza maggiore rispetto a quelli con un sentimento debole. Ciò è in linea con i risultati descritti nella Sezione 7.1.3 e quelli trovati nella letteratura passata [14; 41; 42; 44; 46; 47; 57].

L'analisi della Figura 7.3 mostra che l'influenza degli utenti con un grado di sentimento fortemente negativo, oltre a essere generalmente forte, diminuisce uniformemente e senza variazioni. Ciò suggerisce che essa non è influenzata da alcuna interferenza da parte di altri utenti. Se passiamo agli utenti con un grado di sentimento fortemente positivo, possiamo

notare che la loro influenza diminuisce sempre, ma in modo un po' più irregolare. Ciò indica che l'influenza di questo tipo di utenti può essere modificata, anche se non in modo decisivo, dall'interferenza di altri utenti. In alcune fette temporali, questa interferenza può accelerare la diminuzione dell'influenza, mentre, in altre fette temporali, è in grado di rallentarla. Ma tuttavia, non è in grado di invertire la tendenza. Per quanto riguarda gli utenti con un grado di sentimento debole, possiamo osservare che l'andamento è più irregolare. Nel complesso, i valori sono inferiori a quelli corrispondenti al grado di sentimento fortemente negativo. Inoltre, l'interferenza degli altri utenti è più forte. Infatti, essa non solo rende irregolare la diminuzione, ma è anche in grado di invertire la tendenza in alcuni punti, anche se solo per brevi tratti. Tutte le peculiarità che caratterizzano l'influenza degli utenti con un grado di sentimento debolmente negativo si manifestano in modo ancora più marcato per l'influenza degli utenti con un grado di sentimento debolmente positivo. In questo caso, la tendenza è ancora più irregolare e le sue inversioni sono più frequenti e più pronunciate.

Come abbiamo visto nella Sezione 5.1, partendo dalla successione mostrata in Figura 7.3, possiamo ricavare diverse informazioni interessanti. In particolare, per quanto riguarda la successione corrispondente al grado medio di sentimento fortemente positivo, abbiamo che:

- $\Delta_1^+ = -0.05; \Delta_2^+ = -0.07; \Delta_3^+ = -0.10; \Delta_4^+ = -0.12; \Delta_5^+ = -0.12; \Delta_6^+ = -0.14;$
 $\Delta_7^+ = -0.18.$
- $\overline{\Delta}_1^+ = -\frac{0.05}{0.92} = -0.05; \overline{\Delta}_2^+ = -\frac{0.07}{0.87} = -0.08; \overline{\Delta}_3^+ = -0.13; \overline{\Delta}_4^+ = -0.17; \overline{\Delta}_5^+ = -0.21;$
 $\overline{\Delta}_6^+ = -0.30; \overline{\Delta}_7^+ = -0.56.$
- $\widehat{\Delta}_1^+ = -\frac{0.87-0.92}{1} = -0.05; \widehat{\Delta}_2^+ = -\frac{0.80-0.92}{2} = -0.06; \widehat{\Delta}_3^+ = -0.07; \widehat{\Delta}_4^+ = -0.09;$
 $\widehat{\Delta}_5^+ = -0.09; \widehat{\Delta}_6^+ = -0.10; \widehat{\Delta}_7^+ = -0.11.$
- $\Delta^{M+} = \max(0.05, 0.07, 0.10, 0.12, 0.12, 0.14, 0.18) = 0.18.$
- $\Delta^{m+} = \min(0.05, 0.07, 0.10, 0.12, 0.12, 0.14, 0.18) = 0.05.$

Analogamente, possiamo calcolare i valori dei parametri corrispondenti per le altre successioni esaminate in precedenza.

Inoltre, possiamo dire che le successioni relative a \mathcal{SG}^- e \mathcal{SG}^+ sono monotone non crescenti. Al contrario, le successioni relative a \mathcal{WG}^- e \mathcal{WG}^+ sono non-monotone.

Infine, come specificato nella Sezione 5.1, è possibile condurre molte altre analisi sulle successioni e sulle reti $\mathcal{SG}^+, \mathcal{SG}^-, \mathcal{WG}^+$ e \mathcal{WG}^- per estrarre ulteriori informazioni. Ad esempio, possiamo osservare che la successione corrispondente a \mathcal{WG}^- presenta una sola inversione di tendenza, mentre la successione corrispondente a \mathcal{WG}^+ presenta due inversioni di tendenza, che hanno anche un'ampiezza maggiore. Questo ci permette anche di dire numericamente e oggettivamente che la seconda successione è più irregolare della prima.

7.2.2 Relazione tra la densità e il coefficiente di clustering e lo scope spaziale

Nelle sezioni precedenti abbiamo visto alcuni strumenti per comprendere meglio cosa rappresenta lo scope spaziale, a partire dalla sua rappresentazione attraverso le reti sociali. In particolare, abbiamo illustrato quali informazioni relative allo scope possono essere ricavate dall'ampiezza e dalla profondità della rete sociale corrispondente, nonché dall'analisi della variazione del sentimento rispetto al livello di vicinato. In questa sezione, vogliamo procedere in questa direzione prendendo in considerazione, però, alcuni parametri tipici della Social Network Analysis e, osservare, se e come possono aiutarci a ottenere una comprensione più profonda dello scope. In particolare, ci concentreremo sulla densità e sul coefficiente medio di clustering.

Nella Sezione 7.1.3, abbiamo calcolato i valori di questi due parametri per la rete \mathcal{A} e abbiamo visto che risultano essere bassi; abbiamo poi fornito una spiegazione per questo comportamento. In questa sezione, vogliamo vedere cosa succede alle reti \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^- associate ai vari tipi di sentimento.

Per rispondere a questa domanda, abbiamo calcolato la densità e il coefficiente di clustering medio per tutte le reti di tipo \mathcal{SG}^+ (risp., \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-) associate alle coppie (u_i, t_j) tali che u_i mostri un sentimento fortemente positivo (risp., fortemente negativo, debolmente positivo, debolmente negativo) su t_j . Successivamente, abbiamo calcolato la media dei valori ottenuti per ogni tipo di rete. Nella Tabella 7.7 riportiamo i risultati corrispondenti.

Proprietà	\mathcal{SG}^+	\mathcal{SG}^-	\mathcal{WG}^+	\mathcal{WG}^-
Densità media	0,0242	0,0288	0,162	0,0184
Coefficiente di Clustering medio	0,2215	0,2417	0,1918	0,2012

Tabella 7.7: Valori medi della densità e del coefficiente di clustering medio per le reti di tipo \mathcal{SG}^+ , \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-

Dall'analisi di questa tabella si può notare che i valori della densità e del coefficiente di clustering medio della rete \mathcal{SG}^+ (rispettivamente, \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-) sono molto più alti di quelli della rete \mathcal{A} . Ciò può essere spiegato considerando come viene costruita la rete \mathcal{SG}^+ (rispettivamente, \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-). Infatti, tale costruzione parte da un nodo che funge da radice e aggiunge gradualmente nodi appartenenti ai vari vicini della radice, insieme agli archi corrispondenti, purché le condizioni espresse nella funzione $\psi^+(\cdot)$ (risp., $\psi^-(\cdot)$, $\xi^+(\cdot)$, $\xi^-(\cdot)$) siano soddisfatte. Questo modo di procedere tende a favorire la costruzione di reti dense e compatte ottenute come sottoreti della componente connessa di \mathcal{A} su cui si trova il nodo radice. Quando si raggiunge il confine della componente connessa, la costruzione di \mathcal{SG}^+ (rispettivamente, \mathcal{SG}^- , \mathcal{WG}^+ e \mathcal{WG}^-) si ferma. Tale costruzione tende a fermarsi anche quando si arriva a zone sparse della rete \mathcal{A} .

Un'altra informazione importante che possiamo ricavare dall'esame della Tabella 7.7 riguarda il fatto che la densità delle reti associate ai sentimenti forti è maggiore di quella delle reti associate ai sentimenti deboli. Questa differenza diventa molto meno marcata se si considera il coefficiente medio di clustering invece della densità. Al contrario, non c'è una grande differenza tra i parametri delle reti associate ai sentimenti positivi e quelli delle reti associate ai sentimenti negativi. Tale risultato, unito a quelli ottenuti nelle sezioni precedenti, ci suggerisce che la negatività di un sentimento è in grado di aumentare l'intensità della sua trasmissione ma non è in grado di aumentare, se non marginalmente, il numero di connessioni attivate dagli utenti per le sue trasmissioni.

7.3 Esperimenti relativi allo scope temporale

7.3.1 Variazione dello scope temporale per ogni tipo di sentimento

Questo esperimento è il duale di quello condotto per lo scope spaziale nella Sezione 7.2.1. Il suo obiettivo è, infatti, quello di valutare l'andamento del grado di sentimento nel tempo e come si differenzia per i diversi tipi di sentimento. L'intervallo di tempo considerato è quello di riferimento per il nostro set di dati, ovvero l'intervallo dal 25 febbraio 2022 al 25 marzo 2022.

Nella Sezione 5.2, abbiamo visto che, dati un utente u_i e un topic t_j , lo scope temporale di u_i su t_j nell'intervallo di tempo $T[x..y]$ è rappresentato da una lista ordinata di coppie,

una per ogni fetta temporale dell'intervallo. La coppia generica (τ_b, θ_b) denota il tipo di sentimento (τ_b) e il grado del sentimento (θ_b).¹

L'esperimento è stato condotto nel modo seguente: data una fetta temporale T_b (che, in pratica, coincide con un giorno dell'intervallo di tempo relativo al nostro dataset), abbiamo identificato tutte le possibili coppie (u_i, t_j) in cui, nell'intervallo di tempo T_b , l'utente u_i ha espresso un sentimento sul topic t_j . Quindi, per ciascuna di queste coppie, abbiamo determinato il tipo di sentimento τ_{ijb} , espresso da u_i su t_j in T_b e il corrispondente grado del sentimento θ_{ijb} .

A questo punto, abbiamo partizionato le coppie (u_i, t_j) in base ai corrispondenti tipi di sentimento in T_b e, per ogni partizione, abbiamo calcolato il valore medio del grado del sentimento. In questo modo, abbiamo ottenuto quattro valori medi del grado di sentimento, ossia, $\overline{\theta_b^{sn}}$, $\overline{\theta_b^{sp}}$, $\overline{\theta_b^{wn}}$ e $\overline{\theta_b^{wp}}$, uno per ogni tipo di sentimento. Infine, abbiamo ripetuto queste operazioni per ogni fetta temporale dell'intervallo considerato. I risultati ottenuti sono mostrati nella Figura 7.4, mentre nella Tabella 7.8 riportiamo i valori di alcune misure statistiche calcolate sull'intero arco temporale di interesse per i quattro casi considerati.

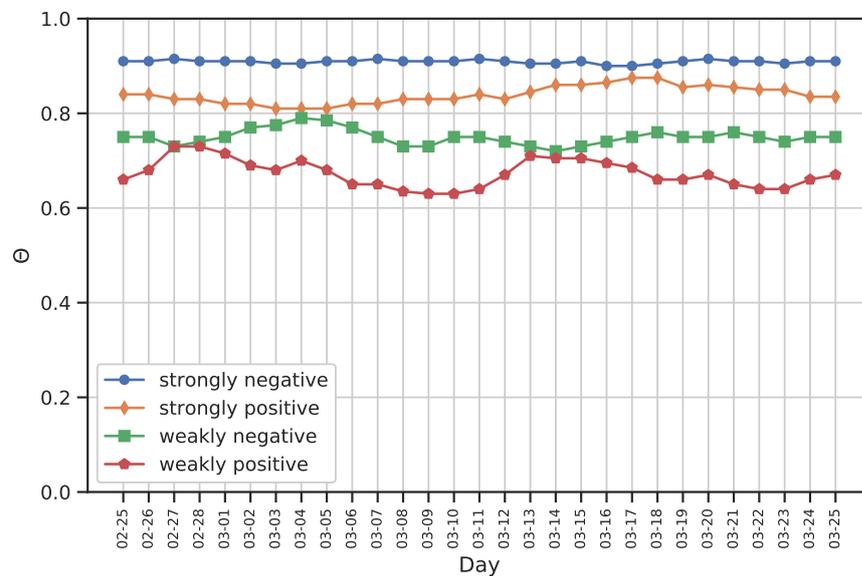


Figura 7.4: Variazione nel tempo del valore medio del grado di sentimento associato a ciascun tipo di sentimento

Parametri	sn	sp	wn	wp
Max	0,92	0,88	0,79	0,73
Min	0,90	0,81	0,72	0,63
Media	0,91	0,84	0,75	0,67
Deviazione standard	0,003	0,018	0,017	0,029

Tabella 7.8: Valori di alcune misure statistiche calcolate sull'intero periodo di tempo per sn , sp , wn and wp

Dall'analisi della Figura 7.4 e della Tabella 7.8 possiamo ricavare alcuni interessanti modelli di conoscenza riguardo allo scope temporale. In primo luogo, osserviamo che i valori del grado di sentimento medio sono generalmente molto alti, poiché vanno da un massimo di 0,91 a un minimo di 0,67.

¹(Si ricorda che il nostro modello associa un solo tipo di sentimento a un utente u_i e a un topic t_j in una fetta temporale T_b . Entrambi i valori possono variare quando si passa da una fetta temporale all'altra)

Inoltre, si può osservare che l'andamento del grado medio del sentimento per i sentimenti forti è generalmente superiore a quello dei corrispondenti sentimenti deboli. Infatti, la Tabella 7.8 mostra che il grado di sentimento medio è pari a 0,91 e 0,84 per i sentimenti forti, mentre è pari a 0,75 e 0,67 per quelli deboli. Ciò conferma quanto già riscontrato nella Sezione 7.2.1 per lo scope spaziale. Inoltre, possiamo osservare che l'andamento nel tempo dei sentimenti forti è più costante rispetto a quello dei sentimenti deboli. Infatti, nella Tabella 7.8, possiamo vedere che la deviazione standard del grado di sentimento è pari a 0,003 e 0,019 per i sentimenti forti, mentre è pari a 0,017 e 0,029 per quelli deboli. Quello trovato rappresenta un nuovo knowledge pattern sull'andamento del grado del sentimento che siamo riusciti a ottenere grazie all'introduzione dello scope temporale. Esso è in linea con i precedenti risultati della letteratura sui sentimenti forti e deboli [41; 42; 46]. Ciò può essere spiegato considerando che i sentimenti forti corrispondono a polarizzazioni molto marcate, e quindi è improbabile che cambino nel tempo, al contrario di quanto accade per i sentimenti deboli.

Un secondo risultato interessante che si può osservare dalla Figura 7.4 e dalla Tabella 7.8 riguarda l'andamento del sentimento negativo rispetto a quello positivo. Infatti, possiamo osservare che i valori dei gradi di sentimento negativo sono mediamente più alti di quelli dei gradi di sentimento positivo. A riprova di ciò, la Tabella 7.8 mostra che il grado di sentimento medio è pari a 0,91 e 0,75 per i sentimenti negativi, mentre è pari a 0,84 e 0,67 per quelli positivi. Ciò rappresenta una conferma dei risultati già riscontrati per lo scope spaziale nella Sezione 7.2.1. Inoltre, possiamo osservare che l'andamento temporale dei sentimenti negativi è più costante rispetto a quello dei corrispondenti sentimenti positivi. Infatti, nella Tabella 7.8 la deviazione standard del grado di sentimento è pari a 0,003 e 0,018 per i sentimenti negativi, mentre è pari a 0,017 e 0,029 per quelli positivi. Quest'ultimo modello di conoscenza è nuovo per la letteratura ed è stato possibile estrarlo solo grazie all'introduzione dello scope temporale. È in linea con i risultati precedenti trovati in letteratura per quanto riguarda i sentimenti positivi e negativi [14; 44; 46; 47; 57].

Integrando tra loro tutte le informazioni derivate, si evince che il sentimento più forte e stabile è quello fortemente negativo; esso è improbabile che venga modificato nel tempo. Al contrario, il sentimento più volubile è quello debolmente positivo. Infatti, può essere modificato nel tempo agendo in modo appropriato sugli utenti. Per quanto riguarda la possibilità di modifica, i sentimenti fortemente positivi e debolmente negativi si trovano a metà strada tra i due estremi.

7.3.2 Analisi degli stereotipi degli utenti

Nella sezione precedente ci siamo concentrati sulla variazione temporale dei valori medi del sentiment degree. In questa sezione, invece, vogliamo analizzare la variazione temporale del sentiment degree di singoli utenti su topic specifici. In particolare, vogliamo definire alcuni stereotipi di utenti e verificare se e in che misura sono presenti nel nostro dataset. In particolare, gli stereotipi definiti sono quelli riportati nella Tabella 7.9.

Vale la pena sottolineare che si tratta di stereotipi definiti in questo lavoro, tenendo conto della semantica dei vari tipi di sentimento e della loro potenziale utilità. Tuttavia, nuovi stereotipi potranno essere definiti in futuro, qualora se ne presentasse la necessità. Dopo aver definito gli stereotipi, siamo passati al calcolo per scoprire quanti utenti del nostro dataset potrebbero essere associati a ciascuno di essi. Ricordiamo che il nostro dataset comprende 4.219 utenti e 101 topic. Il numero di potenziali coppie (u_i, t_j) , tali che u_i sia un utente e t_j un topic, è di 426.119, mentre il numero di coppie effettive nel dataset è di 130.794. Il numero di utenti associati ai vari stereotipi che abbiamo definito è riportato nella Tabella 7.10.

Dall'analisi di questa tabella si possono dedurre alcuni spunti interessanti. In primo luogo, osserviamo che: (i) il numero di utenti sn (risp., utenti *super* – sn) è maggiore di quello degli utenti sp (risp., utenti *super* – sp); (ii) il numero di utenti wn (risp., utenti *super* – wn)

Stereotipo di utente	Definizione
sp-user (utente fortemente positivo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp su t_j quando ha espresso le sue opinioni nell'intervallo di tempo $T[x..y]$.
sn-user (utente fortemente negativo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sn su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
wp-user (utente debolmente positivo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wp su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
wn-user (utente debolmente negativo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wn su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
super-sp-user (utente super fortemente positivo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp su tutti i topic di cui ha discusso durante $T[x..y]$.
super-sn-user (utente super fortemente negativo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sn su tutti i topic discussi durante $T[x..y]$.
super-wp-user (utente super debolmente positivo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wp su tutti i topic discussi durante $T[x..y]$.
super-wn-user (utente super debolmente negativo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wn su tutti i topic discussi durante $T[x..y]$.
nn-user (utente non negativo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp o wp su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$ (Ricordiamo che un utente può mostrare un solo tipo di sentimento su un topic t_j in una fetta temporale; tuttavia, un utente può mostrare diversi sentimenti sullo stesso topic t_j in diverse fette temporali di $T[x..y]$).
np-user (utente non positivo) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sn o wn su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
w-user (utente debole) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wp o wn su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
s-user (utente forte) su t_j	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp o sn su t_j quando ha espresso le sue opinioni durante $T[x..y]$.
super-nn-user (utente super non-negativo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp o wp su tutti i topic di cui ha discusso durante $T[x..y]$.
super-np-user (utente super non-positivo)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sn o wn su tutti i topic di cui ha discusso durante $T[x..y]$.
super-w-user (utente super debole)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo wp o wn su tutti i topic discussi durante $T[x..y]$.
super-s-user (utente super forte)	Si tratta di un utente che ha sempre mostrato un sentimento di tipo sp o sn su tutti i topic discussi durante $T[x..y]$.
sw-user (utente altalenante) su t_j	Si tratta di un utente che ha mostrato tutti e quattro i tipi di sentimento su t_j durante $T[x..y]$.
ss-user (utente super altalenante)	Si tratta di un utente che si è comportato come sw-user su ogni topic discusso durante $T[x..y]$.
p-user (utente equilibrato)	Si tratta di un utente che è stato sp-user per almeno un topic, sn-user per almeno un secondo topic, wp-user per almeno un terzo topic e wn-user per almeno un quarto topic. In altre parole, ha dimostrato la capacità di esprimere l'intera gamma di sentimenti a seconda del topic.

Tabella 7.9: Alcuni possibili stereotipi di utente

è maggiore del numero di utenti wp (risp., utenti $super - wp$); (iii) il numero di utenti np (risp., utenti $super - np$) è maggiore di quello di utenti nn (risp., utenti $super - nn$). Questo è in linea con quanto visto nelle sezioni precedenti e in letteratura riguardo all'andamento dei sentimenti positivi e negativi degli utenti. Allo stesso modo, possiamo osservare che: (i) il numero di utenti sn (risp., utenti $super - sn$) è maggiore di quello degli utenti wn (risp., utenti $super - wn$); (ii) il numero di utenti sp (risp., utenti $super - sp$) è maggiore di quello degli utenti wp (risp., utenti $super - wp$). Questo risultato è anche in linea con quanto visto nelle sezioni precedenti e nella letteratura riguardo ai sentimenti forti e deboli.

D'altro canto, è interessante notare che il numero di utenti w (risp., utenti $super - w$) è maggiore di quello di utenti s (risp., utenti $super - s$). Questo potrebbe sembrare una contraddizione con i risultati precedenti di questa sezione e con quelli delle sezioni precedenti. In realtà, non è così. Infatti, questo fenomeno può essere spiegato tenendo conto del fatto che i sentimenti wp e wn sono in qualche modo "contigui". Pertanto, è più facile per un utente passare dall'uno all'altro senza mai raggiungere sentimenti forti. Al contrario, i sentimenti sp e sn sono estremi; affinché un utente sia s o $super - s$, si dovrebbe oscillare tra questi due

<i>Stereotipi</i>	Numero di utenti
sp-user (utente fortemente positivo) su t_j	1.211
sn-user (utente fortemente negativo) su t_j	1.274
wp-user (utente debolmente positivo) su t_j	1.058
wn-user (utente debolmente negativo) su t_j	1.142
super-sp-user (utente super fortemente positivo)	72
super-sn-user (utente super fortemente negativo)	88
super-wp-user (utente super debolmente positivo)	48
super-wn-user (utente super debolmente negativo)	53
nn-user (utente non-negativo) su t_j	2.119
np-user (utente non-positivo) su t_j	2.497
w-user (utente debole) su t_j	1.714
s-user (utente forte) su t_j	1.134
super-nn-user (utente super non-negativo)	221
super-np-user (utente super non-positivo)	244
super-w-user (utente super debole)	174
super-s-user (utente super forte)	118
sw-user (utente altalenante) su t_j	42
ss-user (utente super altalenante)	2
p-user (utente equilibrato)	2.284

Tabella 7.10: Numero di utenti associati a ogni stereotipo

sentimenti estremi senza mai passare attraverso i sentimenti deboli che si trovano nel mezzo. Questo è molto più difficile di uno scenario in cui un utente oscilla tra due sentimenti deboli.

Un'altra osservazione riguarda il numero molto basso di utenti altalenanti. Ciò si spiega con il fatto che è molto difficile che un utente abbia quattro tipi di sentimento diversi sullo stesso topic. Addirittura, anche il numero di super-utenti altalenanti è così basso che possiamo ritenere che la loro presenza sia più una distorsione che altro.

Infine, vale la pena sottolineare che più della metà degli utenti del nostro dataset sono utenti p . A nostro avviso, questo è un risultato estremamente positivo, perché ci dice che gli utenti del nostro dataset sono stati davvero in grado di esprimere l'intera gamma di sentimenti possibili a seconda del topic di riferimento e della fetta temporale.

In questa tesi sono stati proposti un modello e un approccio per determinare lo scope spaziale e temporale del sentimento di un utente su un topic nell'ambito di una rete sociale. In primo luogo, è stato presentato il concetto di scope e abbiamo visto che riassume diversi concetti, come la centralità, la reputazione e la diffusione, introdotti nella letteratura passata sulla Social Network Analysis. Successivamente, è stato introdotto il concetto di scope del sentimento di un utente su un topic ed è stato definito un modello in grado di rappresentare e gestire una visione multidimensionale dello scope. In seguito, sono stati proposti una serie di parametri e un approccio per valutare lo scope spaziale e temporale del sentimento di un utente su un topic in una piattaforma sociale. Infine, sono stati eseguiti svariati esperimenti per valutare il modello e l'approccio; l'esecuzione è avvenuta su un set di dati reali ottenuti da Reddit.

I principali contributi di questa tesi rispetto alla letteratura scientifica sono i seguenti: *(i)* Viene introdotto il concetto di scope del sentimento di un utente su un topic; *(ii)* Viene proposta un'idea multidimensionale dello scope, individuando lo scope spaziale e lo scope temporale; *(iii)* Vengono introdotti un modello e un approccio per estrarre informazioni sullo scope del sentimento di un utente su un topic in una piattaforma sociale.

Le idee proposte in questo lavoro hanno diversi possibili sviluppi futuri. In primo luogo, è possibile estendere i concetti qui proposti da una singola rete a un Social Internetworking System, cioè ad un insieme di reti interconnesse in cui ogni utente può aderire a una o più di esse. In secondo luogo, è possibile indagare ulteriori dimensioni dello scope del sentimento di un utente su un topic in una rete sociale, oltre a quello spaziale e temporale, considerate in questo lavoro. Infine, si potrebbe analizzare anche l'interferenza di più utenti sul sentimento di un singolo utente u_i su un topic t_j . In particolare, è possibile studiare il caso in cui gli utenti che interferiscono siano molto vicini, così come il caso in cui presentino uno scope elevato e, quindi, come l'interferenza causata da ciascuno di essi possa essere significativa o, addirittura, decisiva.

- [1] A. Almars, X. Li, and X. Zhao. Modelling user attitudes using hierarchical sentiment-topic model. *Data & Knowledge Engineering*, 119:139–149, 2019. (Cited at page 32)
- [2] L. An, W. Zhou, M. Ou, G. Li, C. Yu, and X. Wang. Measuring and profiling the topical influence and sentiment contagion of public event stakeholders. *International Journal of Information Management*, 58:102327, 2021. Elsevier. (Cited at page 36)
- [3] F. Barbieri, J. Camacho-Collados, L. Espinosa Anke, and L. Neves. TweetEval: Unified Benchmark and Comparative Evaluation for Tweet Classification. In *Findings of the Association for Computational Linguistics (EMNLP’20)*, pages 1644–1650, Virtual Conference, 2020. Association for Computational Linguistics. (Cited at page 64)
- [4] V. Basile, F. Cauteruccio, and G. Terracina. How dramatic events can affect emotionality in social posting: the impact of covid-19 on reddit. *Future Internet*, 13(2):29, 2021. MDPI. (Cited at page 1)
- [5] J. Baumgartner, S. Zannettou, B. Keegan, M. Squire, and J. Blackburn. The pushshift Reddit dataset. In *International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM’20)*, volume 14, pages 830–839, Atlanta, GA, USA, 2020. AAAI Press. (Cited at page 62)
- [6] S. Bayrakdar, I. Yucedag, M. Simsek, and I. A. Dogru. Semantic analysis on social networks: A survey. *International Journal of Communication Systems*, 33(11):e4424, 2020. Wiley Online Library. (Cited at page 30)
- [7] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-Hssane. A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. *Knowledge-Based Systems*, 226:107134, 2021. Elsevier. (Cited at page 1)
- [8] F. Bonchi, C. Castillo, A. Gionis, and A. Jaimes. Social network analysis and mining for business applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2(3):1–37, 2011. ACM New York, NY, USA. (Cited at page 30)
- [9] L. Buitinck, G. Louppe, M. Blondel, F. Pedregosa, A. Mueller, O. Grisel, V. Niculae, P. Prettenhofer, A. Gramfort, J. Grobler, R. Layton, J. VanderPlas, A. Joly, B. Holt, and G. Varoquaux. API design for machine learning software experiences from the scikit-learn project. In *International Workshop on Languages for Data Mining and Machine Learning*, pages 108–122, Prague, Czech Republic, 2013. Springer. (Cited at page 64)

- [10] N. Cao, L. Lu, Y. Lin, F. Wang, and Z. Wen. Socialhelix: visual analysis of sentiment divergence in social media. *Journal of visualization*, 18(2):221–235, 2015. Springer. (Cited at pages 34 e 35)
- [11] J. P. Carvalho, H. Rosa, G. Brogueira, and F. Batista. MISNIS: An intelligent platform for twitter topic mining. *Expert Systems with Applications*, 89:374–388, 2017. Elsevier. (Cited at pages 34 e 35)
- [12] M. Cataldi, L. Di Caro, and C. Schifanella. Emerging Topic Detection on Twitter Based on Temporal and Social Terms Evaluation. In *Proc. of the International Workshop on Multimedia Data Mining (MDMKDD 2010)*, pages 4–13, Washington, DC, USA, 2010. ACM. (Cited at pages 1 e 32)
- [13] F. Cauteruccio, L. Cinelli, G. Fortino, C. Savaglio, G. Terracina, D. Ursino, and L. Virgili. An Approach to Compute the Scope of a Social Object in a Multi-IoT Scenario. *Pervasive and Mobile Computing*, 67:101223, 2020. Elsevier. (Cited at pages 1 e 31)
- [14] M. Cinelli, A. Pelicon, I. Mozetič, W. Quattrociocchi, P. K. Novak, and F. Zollo. Dynamics of online hate and misinformation. *Scientific reports*, 11(1):1–12, 2021. Nature Publishing Group. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [15] K. Cortis and B. Davis. Over a decade of social opinion mining: a systematic review. *Artificial Intelligence Review*, 54:4873–4965, 2021. Springer. (Cited at page 1)
- [16] E. Ferrara and Z. Yang. Quantifying the effect of sentiment on information diffusion in social media. *PeerJ Computer Science*, 1:e26, 2015. PeerJ Inc. (Cited at page 34)
- [17] M. Grootendorst. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794*, 2022. arXiv. (Cited at page 64)
- [18] A. Guimaraes, O. Balalau, E. Terolli, and G. Weikum. Analyzing the Traits and Anomalies of Political Discussions on Reddit. In *International Conference on Web and Social Media (ICWSM 2019)*, pages 205–213, Munich, Germany, 2019. AAAI. (Cited at page 62)
- [19] I. Heimbach and O. Hinz. The impact of content sentiment and emotionality on content virality. *International Journal of Research in Marketing*, 33(3):695–701, 2016. Elsevier. (Cited at page 36)
- [20] B.D. Horne and S. Adali. The impact of crowds on news engagement: A reddit case study. In *International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM'17)*, page 11(1), Montréal, Québec, Canada, 2017. (Cited at page 62)
- [21] H. Jelodar, Y. Wang, C. Yuan, X. Feng, X. Jian, Y. Li, and L. Zhao. Latent Dirichlet Allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey. *Multimedia Tools and Applications*, 78:15169–15211, 2019. Springer. (Cited at page 2)
- [22] D. Kempe, J. Kleinberg, and É. Tardos. Maximizing the spread of influence through a social network. In *Proc. of the International ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2003)*, pages 137–146, Washington, DC, USA, 2003. ACM. (Cited at pages 1 e 31)
- [23] E. Kušen, M. Strembeck, G. Cascavilla, and M. Conti. On the influence of emotional valence shifts on the spread of information in social networks. In *Proc. of the 2017 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM '17)*, pages 321–324, 2017. (Cited at pages 34 e 35)

- [24] M. Lai, M. Tambuscio, V. Patti, G. Ruffo, and P. Rosso. Stance polarity in political debates: A diachronic perspective of network homophily and conversations on twitter. *Data & Knowledge Engineering*, 124:101738, 2019. Elsevier. (Cited at page 1)
- [25] D. Leggio, G. Marra, and D. Ursino. Defining and investigating the scope of users and hashtags in Twitter. In *Proc. of the International Conference on Ontologies, DataBases, and Applications of Semantics (ODBASE 2014)*, pages 674–681, Amantea (CS), Italy, 2014. Lecture Notes in Computer Science. Springer. (Cited at pages 1 e 30)
- [26] B. Liu and L. Zhang. A survey of opinion mining and sentiment analysis. In *Mining text data*, pages 415–463. 2012. Springer. (Cited at pages 32 e 33)
- [27] D. Loureiro, F. Barbieri, L. Neves, L.E. Anke, and J. Camacho-collados. TimeLMs: Diachronic Language Models from Twitter. In *Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations (ACL'22)*, pages 251–260, Dublin, Ireland, 2022. Association for Computational Linguistics. (Cited at page 64)
- [28] Z. Ma, A. Sun, and G. Cong. Will this #Hashtag be Popular Tomorrow? In *Proc. of the ACM SIGIR International Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2012)*, pages 1173 – 1174, Portland, OR, USA, 2012. ACM. (Cited at pages 1 e 32)
- [29] Z. Ma, A. Sun, and G. Cong. On Predicting the Popularity of Newly Emerging Hashtags in Twitter. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 64(7):1399–1410, 2013. (Cited at pages 1 e 31)
- [30] C. A. Melton, O. A. Olusanya, N. Ammar, and A. Shaban-Nejad. Public sentiment analysis and topic modeling regarding COVID-19 vaccines on the Reddit social media platform: A call to action for strengthening vaccine confidence. *Journal of Infection and Public Health*, 14(10):1505–1512, 2021. Elsevier. (Cited at page 36)
- [31] Z. Miller, B. Dickinson, W. Deitrick, W. Hu, and A. H. Wang. Twitter Spammer Detection Using Data Stream Clustering. *Information Sciences*, 260:64–73, 2014. (Cited at pages 1 e 31)
- [32] R.A. Mills. Reddit.Com: A Census of Subreddits. In *International Web Science Conference (WebSci'15)*, pages 49:1–49:2, Oxford, UK, 2015. Association for Computing Machinery. (Cited at page 62)
- [33] D. Naskar, S. Mokaddem, M. Rebollo, and E. Onaindia. Sentiment analysis in social networks through topic modeling. In *Proc. of the 10th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16)*, pages 46–53, 2016. (Cited at pages 32 e 33)
- [34] R. Neves-Silva, M. Gamito, P. Pina, and A. R. Campos. Modelling influence and reach in sentiment analysis. *Procedia CIRP*, 47:48–53, 2016. Elsevier. (Cited at pages 34 e 35)
- [35] N. Pankong, S. Prakanchaen, and M. Buranarach. A combined semantic social network analysis framework to integrate social media data. In *Proc. of the 4th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST'12)*, pages 37–42. IEEE, 2012. (Cited at page 30)
- [36] F. A. Pozzi, E. Fersini, E. Messina, and B. Liu. Challenges of sentiment analysis in social networks: an overview. *Sentiment Analysis in Social Networks*, pages 1–11, 2017. Elsevier. (Cited at page 1)

- [37] Z. Qasem, M. Jansen, T. Hecking, and H. U. Hoppe. On the detection of influential actors in social media. In *Proc. of the 2015 11th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS)*, pages 421–427. IEEE, 2015. (Cited at pages 1 e 32)
- [38] J. Qiang, Z. Qian, Y. Li, Y. Yuan, and X. Wu. Short Text Topic Modeling Techniques, Applications, and Performance: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(3):1427–1445, 2022. IEEE. (Cited at page 2)
- [39] D. Ramachandran and R. Parvathi. A novel domain and event adaptive tweet augmentation approach for enhancing the classification of crisis related tweets. *Data & Knowledge Engineering*, 135:101913, 2021. Elsevier. (Cited at page 1)
- [40] K. Ravi and V. Ravi. A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*, 89:14–46, 2015. Elsevier. (Cited at page 2)
- [41] B. Rimé. The social sharing of emotion as an interface between individual and collective processes in the construction of emotional climates. *Journal of social issues*, 63(2):307–322, 2007. Wiley Online Library. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [42] B. Rimé, C. Finkenauer, O. Luminet, E. Zech, and P. Philippot. Social sharing of emotion: New evidence and new questions. *European review of social psychology*, 9(1):145–189, 1998. Taylor & Francis. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [43] D.M. Romero, W. Galuba, S. Asur, and B.A. Huberman. Influence and passivity in social media. In *Proc. of the International Conference on World Wide Web (WWW'11)*, pages 113–114, Hyderabad, India, 2011. ACM. (Cited at pages 1, 31 e 32)
- [44] J. P. Schöne, B. Parkinson, and A. Goldenberg. Negativity spreads more than positivity on Twitter after both positive and negative political situations. *Affective Science*, 2(4):379–390, 2021. Springer. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [45] J. Scott. Social network analysis: developments, advances, and prospects. *Social network analysis and mining*, 1(1):21–26, 2011. Springer. (Cited at page 30)
- [46] S. Stieglitz and L. Dang-Xuan. Emotions and information diffusion in social media—sentiment of microblogs and sharing behavior. *Journal of management information systems*, 29(4):217–248, 2013. Taylor & Francis. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [47] B. Suh, L. Hong, P. Pirolli, and E. H. Chi. Want to be retweeted? large scale analytics on factors impacting retweet in twitter network. In *Proc. of the 2010 IEEE second international conference on social computing (SOCIALCOM '10)*, pages 177–184. IEEE, 2010. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [48] S. Tsugawa and H. Ohsaki. Negative messages spread rapidly and widely on social media. In *Proc. of the 2015 ACM on conference on online social networks (COSN'15)*, pages 151–160, 2015. (Cited at page 36)
- [49] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin. Attention is All you Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 2017. Curran Associates, Inc. (Cited at page 64)
- [50] I. Vayansky and S.A.P. Kumar. A review of topic modeling methods. *Information Systems*, 94:101582, 2020. Elsevier. (Cited at page 2)

- [51] X. Wang, D. Jin, K. Musial, and J. Dang. Topic enhanced sentiment spreading model in social networks considering user interest. In *Proc. of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 34, pages 989–996, 2020. (Cited at page 36)
- [52] J. Weng, E. Lim, J. Jiang, and Q. He. TwitterRank: Finding Topic-sensitive Influential Twitterers. In *Proc. of the ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM 2010)*, pages 261–270, New York, NY, USA, 2010. ACM. (Cited at pages 1 e 32)
- [53] Z. Xia and Z. Bu. Community detection based on a semantic network. *Knowledge-Based Systems*, 26:30–39, 2012. Elsevier. (Cited at page 30)
- [54] Y. Xu, Y. Li, Y. Liang, and L Cai. Topic-sentiment evolution over time: a manifold learning-based model for online news. *Journal of Intelligent Information Systems*, 55:27–49, 2020. Springer. (Cited at page 36)
- [55] A. Yadav and D.K. Vishwakarma. Sentiment analysis using deep learning architectures: a review. *Artificial Intelligence Review*, 53(6):4335–4385, 2020. Springer. (Cited at pages 1 e 2)
- [56] Z. Yang, A. Kotov, A. Mohan, and S. Lu. Parametric and non-parametric user-aware sentiment topic models. In *Proc. of the 38th international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval (SIGIR'15)*, pages 413–422, 2015. (Cited at pages 32 e 33)
- [57] H. Yu, C. Yang, P. Yu, and K. Liu. Emotion diffusion effect: Negative sentiment COVID-19 tweets of public organizations attract more responses from followers. *PloS one*, 17(3):e0264794, 2022. Public Library of Science San Francisco, CA USA. (Cited at pages 66, 67 e 71)
- [58] L. Yue, W. Chen, X. Li, W. Zuo, and M. Yin. A survey of sentiment analysis in social media. *Knowledge and Information System*, 60(2):617–663, 2019. Springer. (Cited at pages 1 e 2)
- [59] R. Zafarani, W. D. Cole, and H. Liu. Sentiment propagation in social networks: a case study in livejournal. In *Proc. of the International Conference on Social Computing, Behavioral Modeling, and Prediction*, pages 413–420, 2010. Springer. (Cited at pages 34 e 35)
- [60] K. Zhao, J. Yen, G. Greer, B. Qiu, P. Mitra, and K. Portier. Finding influential users of online health communities: a new metric based on sentiment influence. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 21(e2):e212–e218, 2014. BMJ Publishing Group BMA House, Tavistock Square, London, WC1H 9JR. (Cited at page 34)

Ringraziamenti

In prima battuta ringrazio il Prof. Domenico Ursino, che ha reso possibile la realizzazione di questo lavoro seguendomi costantemente con disponibilità, gentilezza e acuta professionalità. Inoltre, mi ha dato la possibilità di collaborare ad un articolo scientifico e, se verrà accettato, di apportare questo lavoro in letteratura. Era un mio desiderio e gliene sono grato. Ringrazio anche il gruppo di ricerca, Enrico, Francesco e Michele, con il quale ho avuto la possibilità di collaborare e confrontarmi, nonché di risolvere dubbi che nascevano durante il lavoro. Siete un bel gruppo.

Voglio ringraziare la mia famiglia, ovvero i miei genitori, mio fratello e mia nonna, perchè hanno sempre e da sempre creduto in me e nelle mie forze, e questo approccio mi ha permesso di conseguire questo titolo con dedizione, piacere e costanza, anche se la strada, a volte, è stata ardua. Li ringrazio per il supporto che mi danno ogni giorno e perchè, in fondo, senza di loro non sarei qui a festeggiare. Questo lavoro è per voi.

Ringrazio Giorgia, la mia ragazza, con la quale si è creato un rapporto fantastico. Mi è sempre molto vicina e mi supporta nelle mie scelte. Nei giorni più bui sei un luminoso raggio di sole. Sono contento di averti vicino perchè sei una bellissima e bravissima ragazza. Abbi cura di credere sempre in te stessa.

Ringrazio Mattia, Marco, Gianni, Simone, Fulvio ed Emanuela. Gli amici dell'università e della vita di sempre. Avete reso questi anni universitari più colorati. Siete la mia dipendenza e famiglia Anconetana.

Ringrazio anche il mio gruppo di studio storico con cui ho percorso la magistrale, Mattia, Fabio S. e Giuseppe, e il gruppo dei progetti, Alessandro e Giorgia, con i quali abbiamo superato diversi esami e progetti durante la magistrale. Mi piace ringraziare, anche, gli amici della Triennale che mi sono stati vicini durante il percorso magistrale, come Costantino, Gianluca, Riccardo, Iacopo e Fabio D'A. Con tutti loro, insieme, abbiamo trovato il giusto equilibrio per portare avanti gli studi e non impazzire, ci siamo divertiti molto.

Ringrazio gli amici di Lanciano, gli amici davvero di sempre. Siamo sempre stati molto uniti fin da piccoli e continuiamo ad esserlo tutt'ora, nonostante gli impegni che aumentano. Ci vogliamo davvero bene e so che per noi ci saremo sempre.

Rinnovo i ringraziamenti a tutte le altre persone a me care e agli amici presenti nei ringraziamenti della mia Tesi Triennale, come il resto della mia famiglia, il gruppo della storica Via Palestro e Marika, il gruppo Erasmus ed altri, con i quali ho passato dei bellissimi momenti della mia vita. Grazie a tutti loro perchè avere degli amici veri significa scegliere di aumentare la propria famiglia.

Infine, ma con particolare riguardo, ringrazio me stesso, perchè senza la mia continua voglia di fare e mettermi in gioco non sarei qui. Credo di aver avuto la capacità di modificare

la pendenza della salita di questo percorso, cercando di trovare sempre degli stimoli per viverlo serenamente, e solo ora, vedendomi indietro, posso dire di esserci riuscito e di aver fatto di questi anni, quelli più belli della mia vita. Grazie alle fortune che ho fatto diventare opportunità e, soprattutto, alle difficoltà, perchè hanno permesso di misurarmi con i miei limiti e migliorarmi continuamente.