



BEYOND POLARIZATION IN DIVISIVE TOPICS: A CASE STUDY ON COOKING AND TRAVELING DISCOURSE ON INSTAGRAM AND YOUTUBE

DIPARTIMENTO DI INFORMATICA
DATA SCIENCE AND BUSINESS INFORMATICS
ANNO ACCADEMICO 2024/2025

Relatore: Giulio Rossetti
Tutor: Erica Cau

Candidata: Naomi Esposito
Data: 04 Dicembre 2025

Indice

- Introduzione
- Metodologia
- Risultati
- Conclusioni
- Limiti e sviluppi futuri

Online Social Network

I *social network* hanno molteplici utilizzi

Informazioni immediate



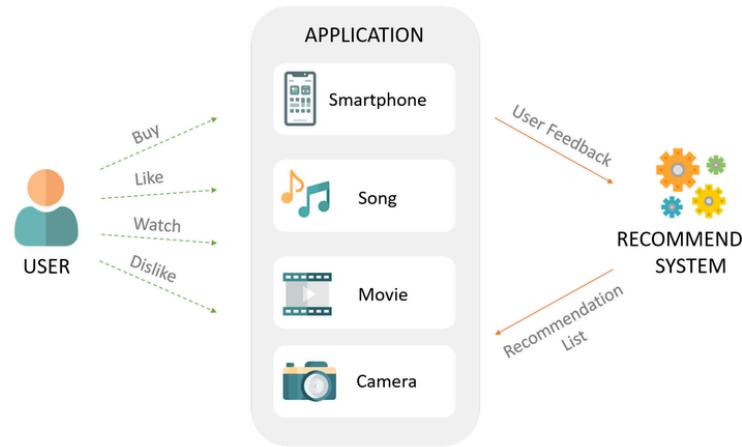
Connessione con famiglia e amici



Connessione con il mondo intero



Sistemi di raccomandazione



Bias di conferma



Disinformazione

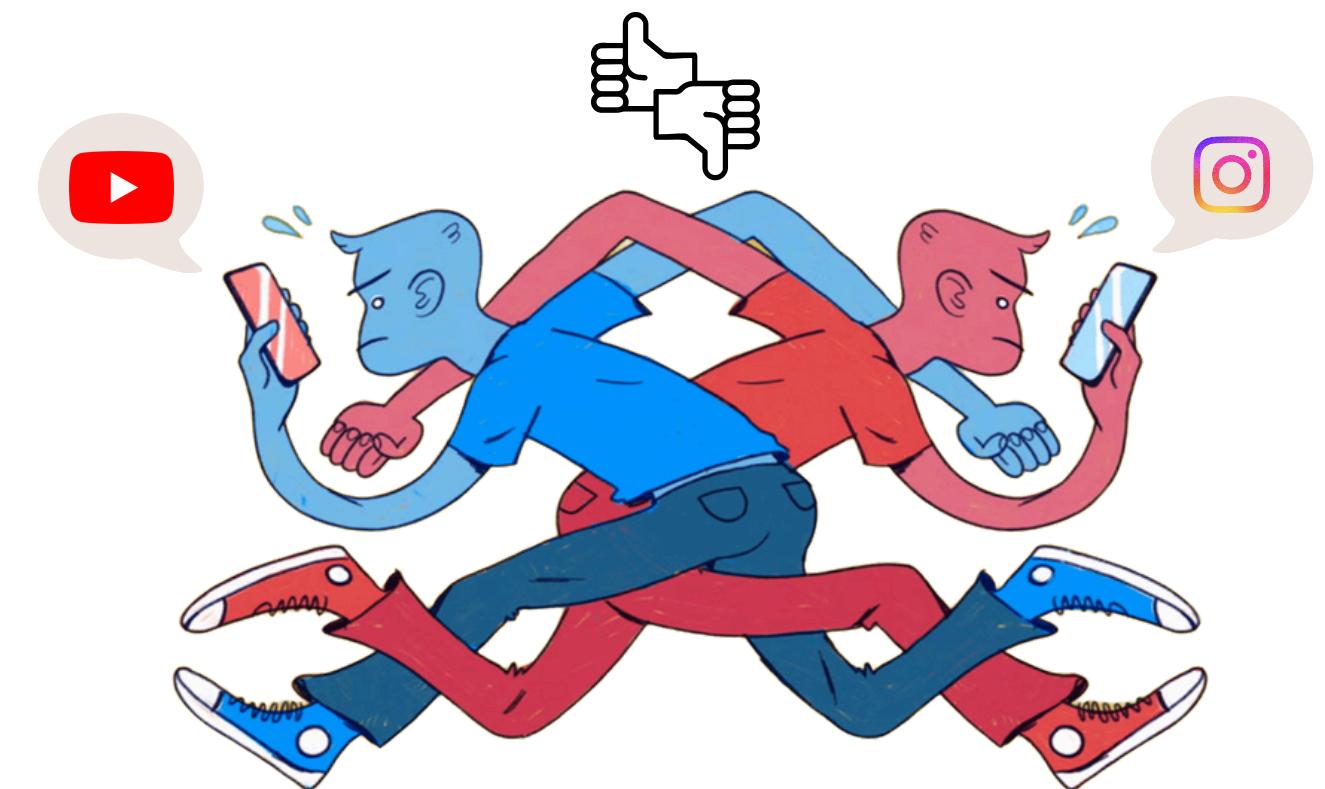


Polarizzazione



Polarizzazione

"L'atto di separare o far separare le persone in due gruppi con opinioni completamente opposte aumentando la distanza sociale"¹



Obiettivi della ricerca

- **RQ1: Contagio del sentimento negativo**

La presenza di commenti negativi iniziali sotto un post aumenta la probabilità di osservare commenti negativi successivi nello stesso thread?

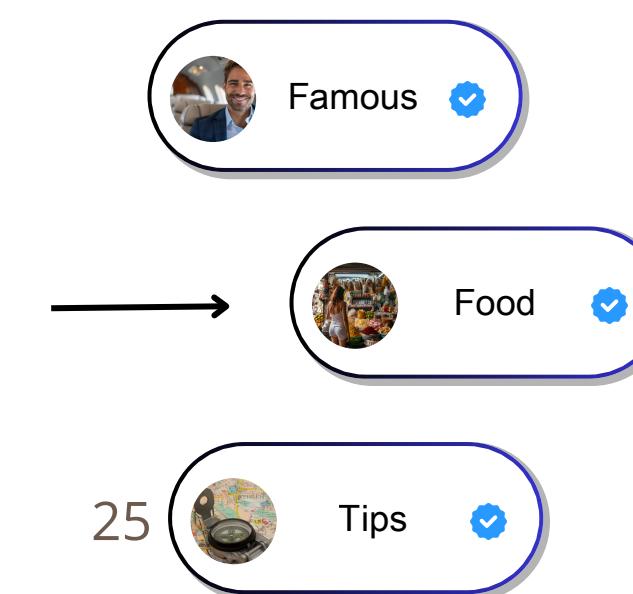
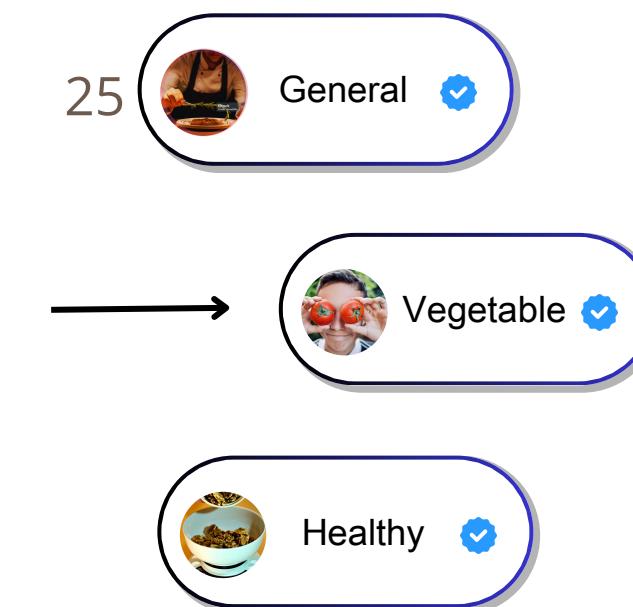
- **RQ2: Strutture di polarizzazione nelle comunità online**

È possibile identificare pattern di polarizzazione del sentimento attraverso l'analisi delle strutture di rete sociale e il rilevamento delle comunità di utenti?

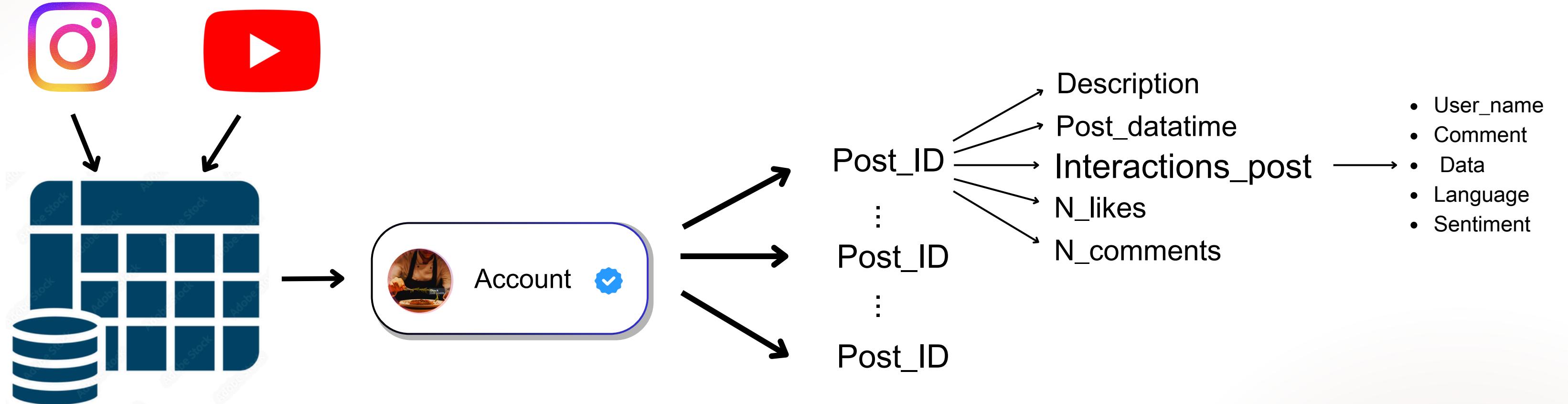
Data collection

Food	Travel
Nazionale (Italiano)	Internazionale (Inglese)

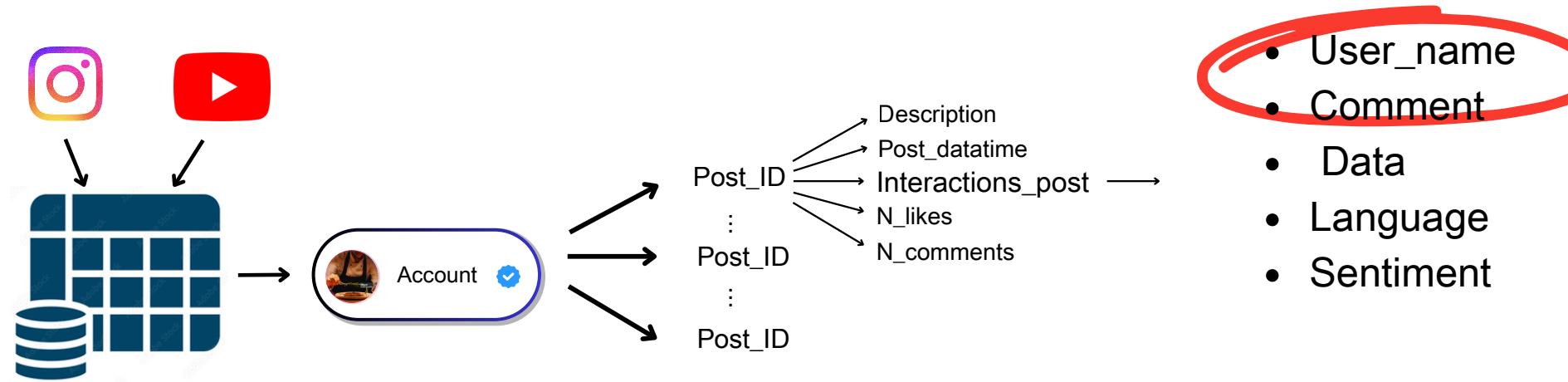
300
Account



Data collection



Data preprocessing



Anonimizzazione delle informazioni

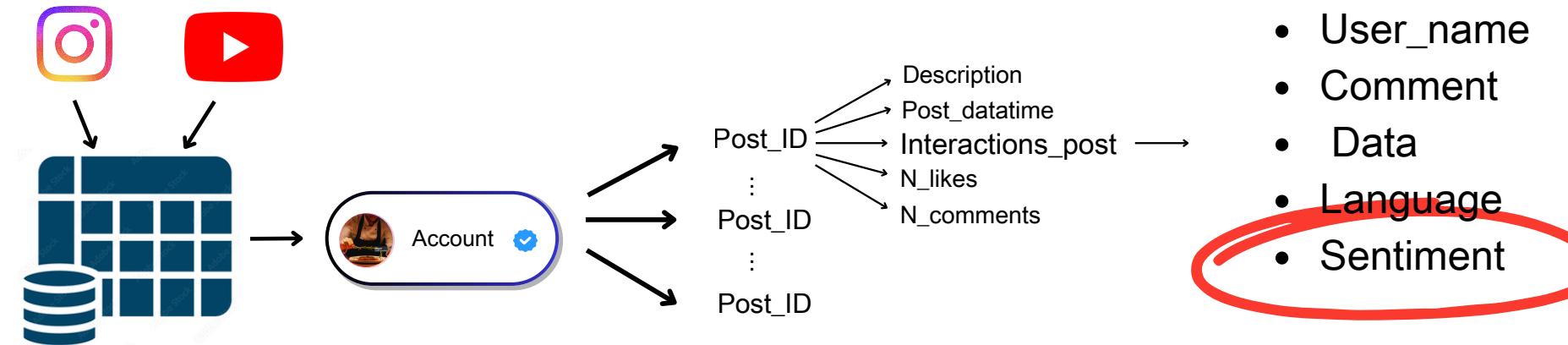
Account → Categoria + 'ID_number'
es. *Naomi_chef* → General_1

Utenti → User + 'ID_number'
es. *mario.rossi* → user_158

Descrizioni e commenti → rimozione di informazioni sensibili

	Food Dataset		Travel Dataset	
	Instagram	YouTube	Instagram	YouTube
N° of unique users	610.030	620.416	549.638	1.255.578
Total n° of posts	35.218	17.140	14.128	14.128
Total n° of comments	2.095.749	1.533.161	869.793	1.883.656

Data preprocessing



In base al modello [1] otteniamo le seguenti probabilità

“Questa ricetta è disgustosa, una perdita di tempo”

→ Classe negativa : 0.88
Classe neutra: 0.10
Classe positiva: 0.02

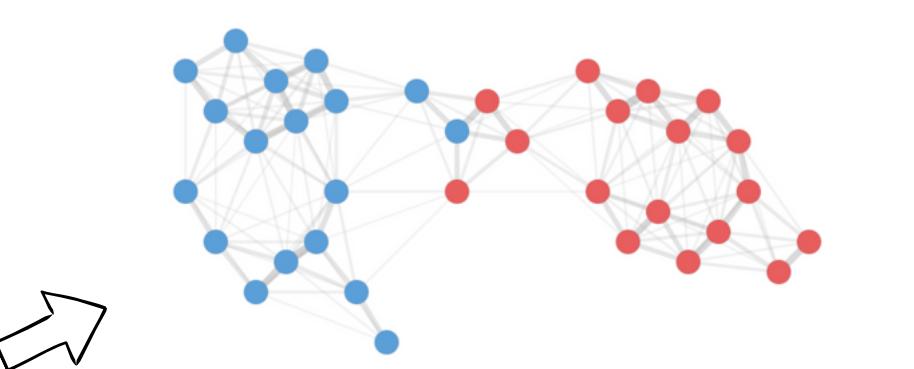
Variabile continua

Score = (Positiva – Negativa) · (1 – Neutra)

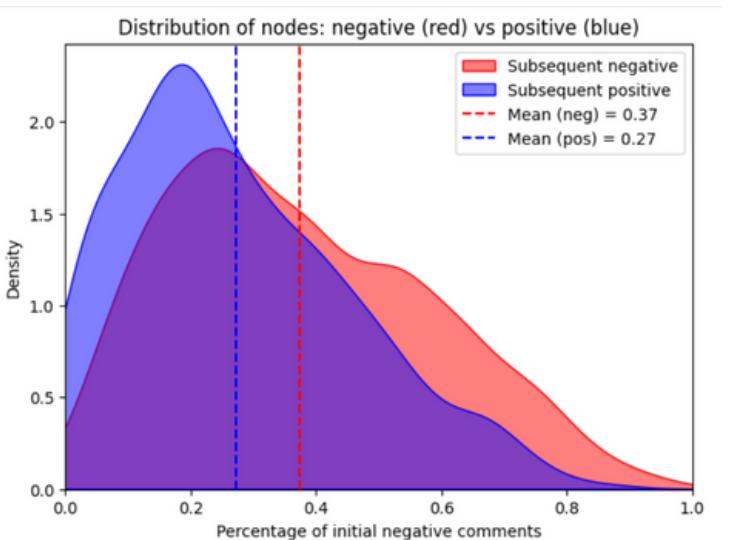
Range tra -1 Negativo e 1 Positivo

[1] XLM-RoBERTa-base model sviluppato da Cardiff NLP

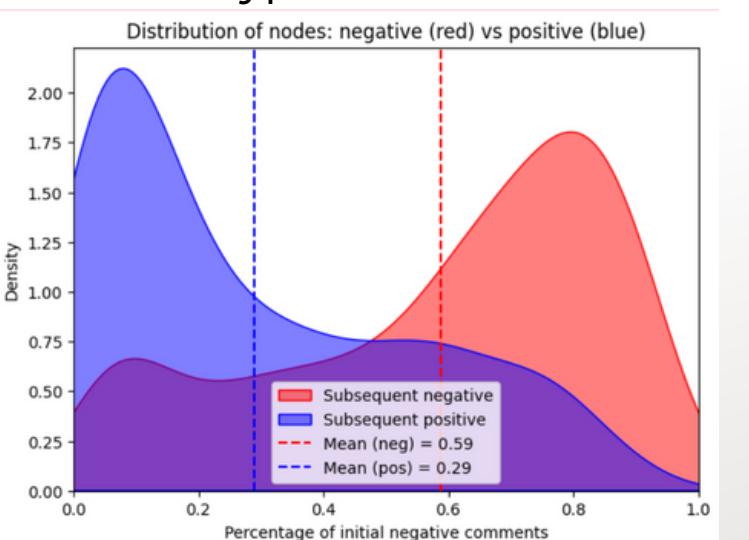
Pipeline



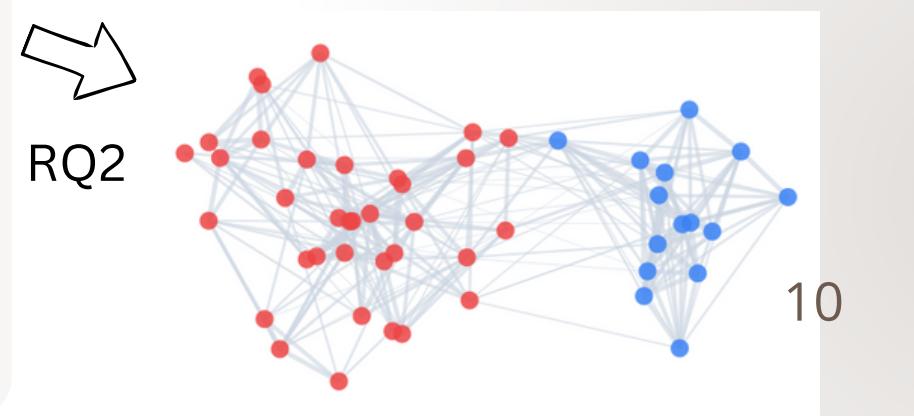
RQ2



RQ1



RQ1



RQ2

RQ1: Contagio del sentimento negativo

La presenza di commenti negativi iniziali sotto
un post aumenta la probabilità di osservare
commenti negativi successivi nello stesso
thread?

STRUMENTI E APPROCCI UTILIZZATI

TEST DI IPOTESI

- **Ipotesi di lavoro:** L'ordine di comparsa di un gruppo di commenti negativi iniziali sotto un post, influenza la probabilità di trovare maggiori commenti negativi successivi sotto lo stesso post.

01

CORRELAZIONE DI SPEARMAN

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

dove:

- n = numero di osservazioni
- $d_i = R(X_i) - R(Y_i)$ = differenza tra i ranghi delle due variabili

Nel nostro caso:

- X_i : percentuale di commenti negativi tra i primi commenti
- Y_i : presenza (1) o assenza (0) di commenti negativi successivi

02

V DI CRAMÉR

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2/n}{\min(c-1, r-1)}}$$

dove:

- χ^2 = valore della statistica chi-quadro,
- n = numero totale di osservazioni,
- c = numero di colonne della tabella di contingenza,
- r = numero di righe della tabella di contingenza.

Quesito:

All'aumentare del numero dei *primi n commenti negativi visualizzati* da un utente sotto un post, aumenta il numero di nuovi commenti negativi successivi?



CORRELAZIONE DI SPEARMAN

Instagram platform - Food Dataset		
First Comments	Vegetable	
	Real	Random
5	0.21	0.00
7	0.23	0.00
11	0.25	0.00
13	0.26	0.00
17	0.29	0.00
19	0.30	0.00
23	0.29	0.00
29	0.29	0.00
43	0.33	0.00

Numero di commenti iniziali visualizzati sotto un post.

I commenti sono ordinati cronologicamente

Media delle correlazioni casuali basate su 1000 simulazioni

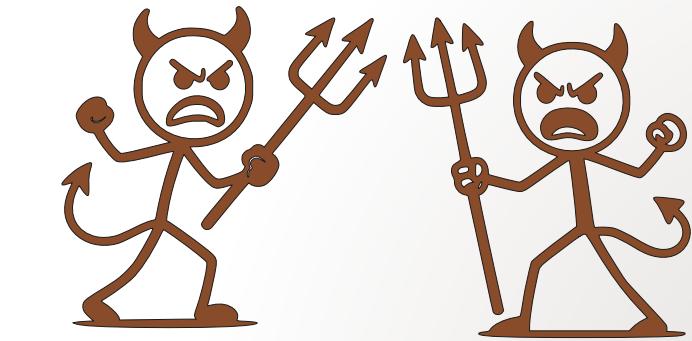
1. Pattern crescente all'aumentare delle soglie
2. Risultati più forti su IG e moderati su YT
3. I risultati positivi confermano la nostra ipotesi

Le threshold indicano lo stato di negatività di un post
es. nei primi 5 commenti la negatività è pari a 0.05%

V DI CRAMÉR

Instagram - Food dataset - Category: Vegetable

Threshold	5	7	13	19	23	43	53	73
0.05	0.17	0.17	0.17	0.18	0.18	0.25	0.30	0.52
0.15	0.26	0.27	0.28	0.29	0.30	0.42	0.55	0.81
0.25	0.30	0.30	0.32	0.33	0.34	0.47	0.59	0.81
0.50	0.32	0.32	0.34	0.35	0.36	0.50	0.62	0.81
0.60	0.30	0.31	0.32	0.33	0.34	0.48	0.60	0.81



RQ2: Strutture di polarizzazione nelle comunità online

È possibile identificare pattern di polarizzazione del sentimento attraverso l'analisi delle strutture di rete sociale e il rilevamento delle comunità di utenti?

Parte I

CARATTERIZZAZIONE DELLE RETI

Creazione reti

Rete globale

Nodi	Account e user
Link	Co-occorrenza sotto un post
Peso	Formula 2.4

$$\text{weight}(u_1, u_2) = \frac{\text{number of co-occurrences between } u_1 \text{ and } u_2}{\max(\text{count}_{u_1}, \text{count}_{u_2})}.$$

$$W_{i,j} = \left(\frac{1}{N} \sum_{a=1}^N w_{i,j}^{(a)} \right) \cdot \log(1 + A_{i,j}) \cdot \log(1 + C_{i,j}), \quad (2.4)$$

where:

$W_{i,j}$: Composite weight between nodes i and j .

$w_{i,j}^{(a)}$: Normalized weight between i and j in account a .

N : Total number of accounts.

$A_{i,j}$: Number of accounts in which the pair (i, j) appears.

$C_{i,j}$: Total number of co-occurrences between i and j (absolute value).

Rete menzioni

solo su Instagram

Nodi	Account e user
Link	Due nodi sono connessi se e solo se vi è reciproco scambio di menzioni
Peso	Formula 2.4

Favorisce i nodi con più interazioni reciproche

Favorisce i nodi che insieme interagiscono sotto i post di diversi account

Caratterizzazione delle reti

Assortatività del grado

Misura quanto i nodi di un grafo tendono a connettersi con altri nodi che hanno caratteristiche simili alle loro.

Nel nostro caso le reti presentano una struttura *hub-and-spoke*

Food Dataset			
	Instagram		
Measure	General	Vegetable	Healthy
Number of nodes	9923	7394	13922
Number of edges	88149	69665	85068
Density	0.0018	0.0025	0.0009
Assortativity	-0.28	-0.28	-0.32
Max Connected Component	9825	7386	13922
Results with Leiden algorithm			
Number of reduced com.	13	8	14
Modularity	0.45	0.45	0.45
Embeddedness	0.81	0.78	0.77
Conductance	0.29	0.33	0.31

Comunità Leiden

Algoritmo di community detection che massimizza la modularità delle comunità.

Modularità e Embeddedness

Modularità indica la coesione interna degli archi

Embeddedness indica la connessione dei nodi con i nodi vicini

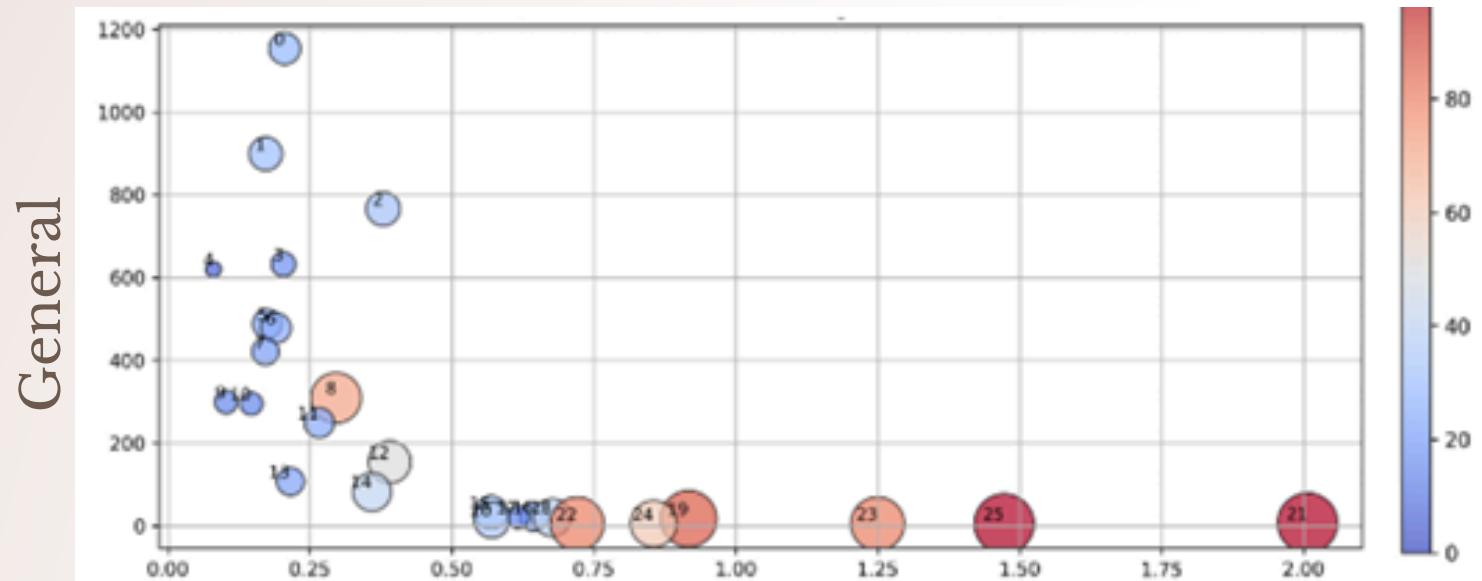
Conduttanza

Indica quanto le comunità siano ben separate dal resto della rete

Parte II

STRUTTURE DI POLARIZZAZIONE NELLE COMUNITÀ ONLINE

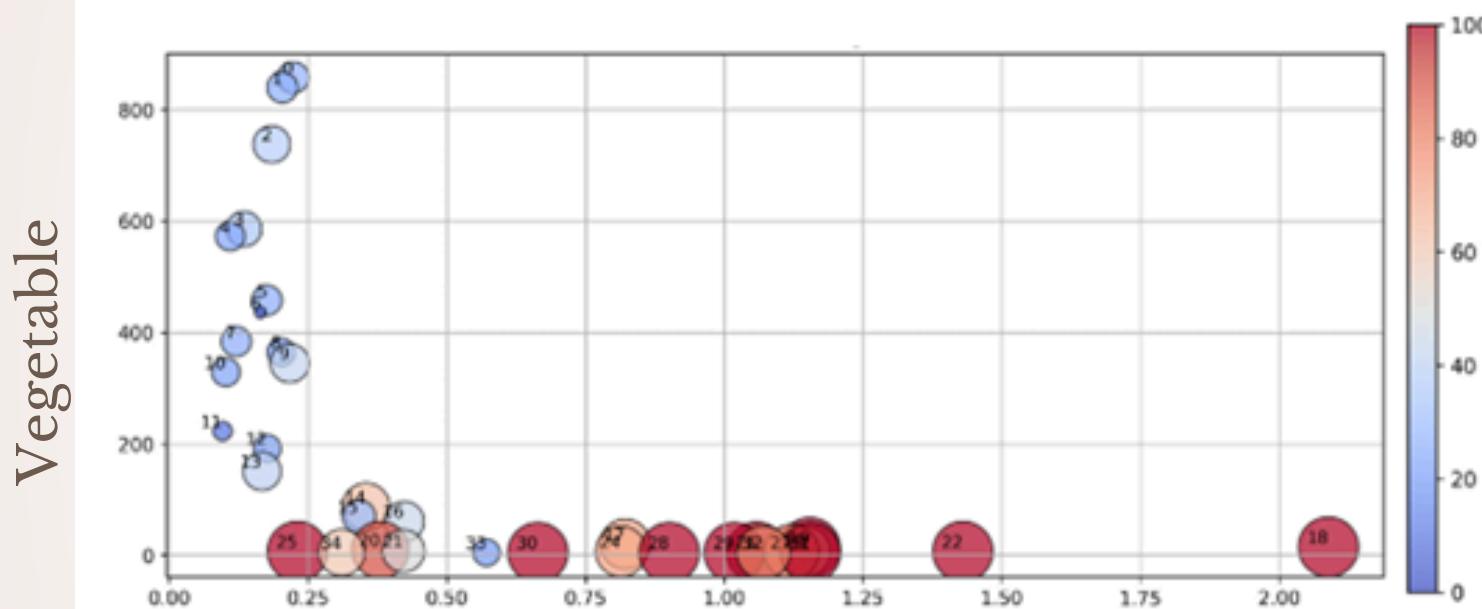
Instagram Mentions - Food Dataset



Label sui nodi: positivi o negativi

Descrizione degli scatterplot:

- Asse y: dimensione della comunità
- Asse x: peso medio degli archi

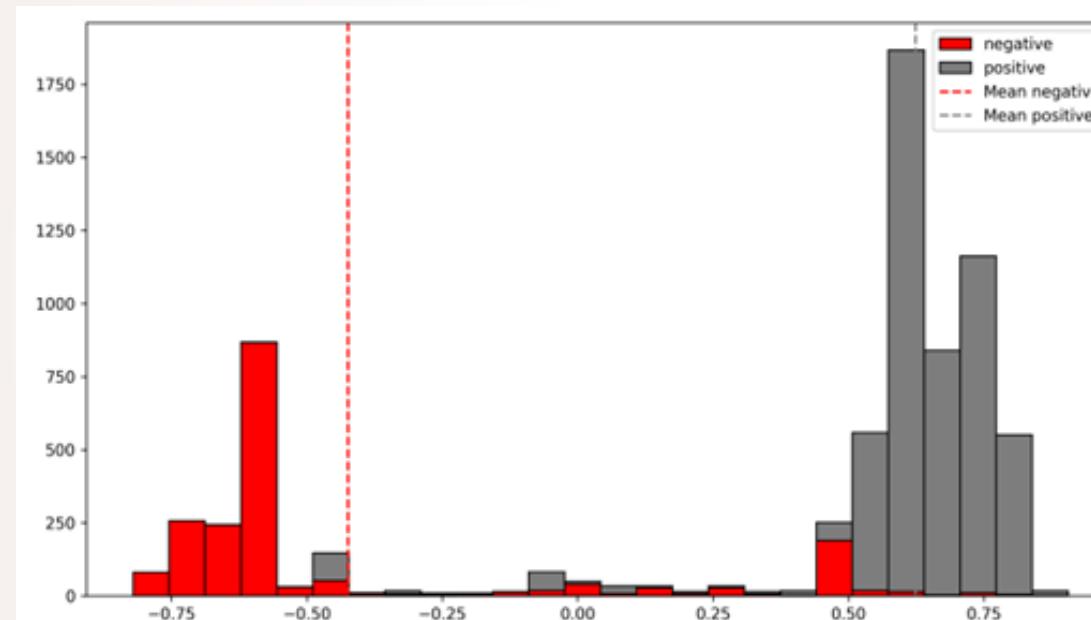


Assortatività locale

L'assortatività locale è una misura che calcola l'assortatività a livello del nodo.

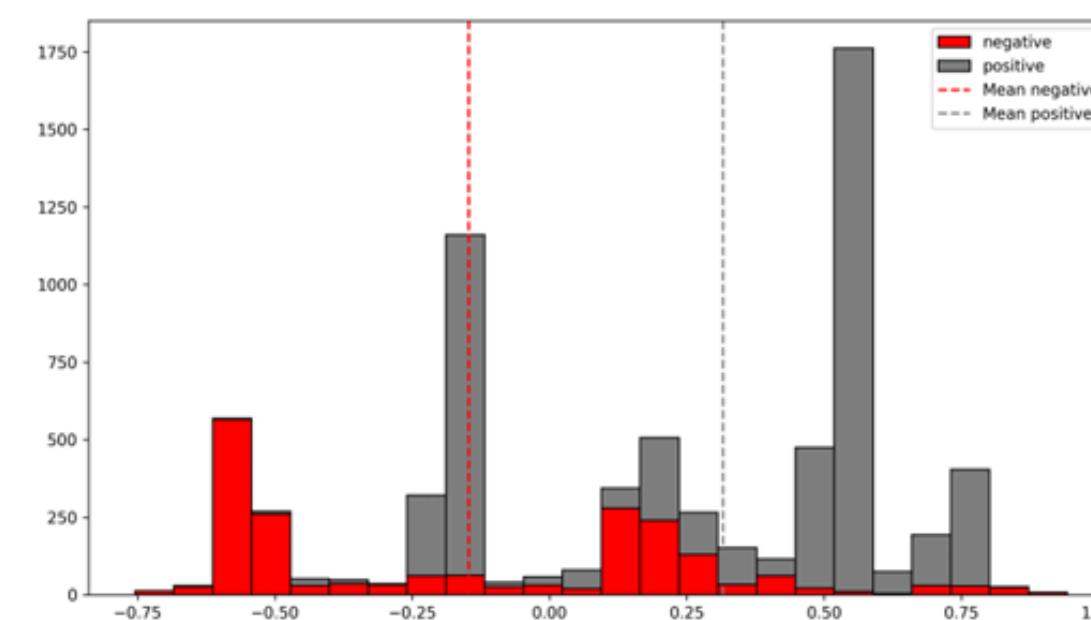
Varia tra -1 e 1:

- 1: tutti gli archi connettono solo nodi etichettati con lo stesso valore
- 0: gli archi sono randomicamente connessi
- -1: gli archi connettono solo nodi con un valore diverso



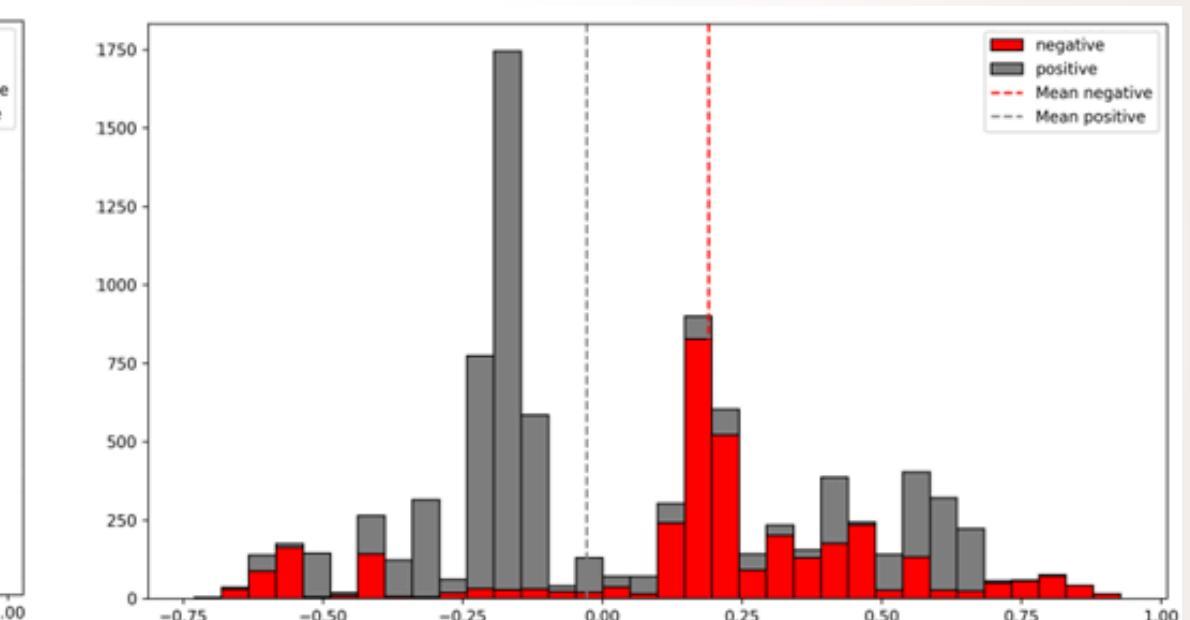
General

La maggior parte dei nodi negativi interagisce con i nodi positivi, mentre i nodi positivi interagiscono per la maggior parte fra loro



Vegetable

Vi sono gruppi di nodi, sia positivi che negativi, che interagiscono con le controparti e nodi positivi e negativi che interagiscono con la propria label



Healthy

La maggior parte dei nodi positivi tende a interagire con i nodi negativi, mentre per i nodi negativi avviene il contrario

Conclusioni

PUNTI CHIAVE DELLA RICERCA

RQ1: Contagio del sentimento negativo

I test statistici hanno evidenziato che la presenza di commenti negativi iniziali influenza significativamente il sentimento dei commenti successivi.

Questo effetto cascata contribuisce alla convergenza **del sentimento** a livello di thread, dove le discussioni tendono a **convergere verso un sentimento** prevalentemente negativo o positivo, riducendo la diversità del sentimento all'interno dello stesso post.

RQ2: Strutture di polarizzazione nelle comunità online

L'analisi delle comunità e dell'assortatività locale ha rivelato **pattern di polarizzazione nel dataset Food**: i nodi negativi si concentrano in comunità piccole e fortemente connesse, mentre le comunità più grandi presentano prevalentemente nodi positivi. Le dinamiche di interazione variano tra le categorie tematiche, confermando l'esistenza di aree polarizzate nella rete. Nessun pattern significativo è emerso per il dataset Travel.

Limiti e sviluppi futuri

LIMITI

- Il non utilizzo di menzioni su YouTube porta alla mancata possibilità di costruire delle reti delle menzioni.
- Pochi modelli addestrati per la lingua italiana

SVILUPPI FUTURI

- Analisi dell'engagement degli utenti
- Dataset Food può essere sfruttato per il training di modelli ottimizzati per la lingua italiana
- Estensione temporale: evoluzione del sentiment in comunità dinamiche
- Estensione delle analisi su altre piattaforme o topics

GRAZIE A TUTTI

PER L'ATTENZIONE