

# BlueSky Social Analisys

Ilenia Galati 242600

Carmen D'Agostino 247471

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>2</b>
1.1	Il dataset	2
<b>2</b>	<b>Social Media Analisys</b>	<b>3</b>
2.1	Preprocessing	3
2.1.1	Esclusione dei Post senza Interazioni Significative	3
2.1.2	Creazione degli insiemi di post: dentro e fuori dai feed	4
2.1.3	Identificazione degli utenti rilevanti	4
2.2	Grafi di interazione	6
2.3	Calcolo dell'engagement	9
2.3.1	Pesi uniformi	10
2.4	Calcolo avanzato dell'engagement	13
2.4.1	Pesi basati sul livello di impegno dell'utente	13
2.4.2	Pesi basati sulla frequenza delle interazioni	16
2.5	Analisi di centralità sui grafi e confronto con engagement	17
2.5.1	Creazione dei grafi per singola interazione e calcolo delle metriche di centralità	18
2.5.2	Confronto tra Degree Centrality / PageRank e Engagment	18
2.6	Top-10 utenti	21
<b>3</b>	<b>Natural Language Processing</b>	<b>23</b>
3.1	LLAMA 3.1	23
3.1.1	Zero-shot prompting	23
3.1.2	Few-shot prompting	24
3.2	QWEN 2.5	25
3.3	Confronto tra i due modelli	25
3.4	Confronto tra i due modelli sui post interni ai feed	30
3.4.1	Selezione dei post nei feed	30
3.4.2	Ottenimento delle classificazioni	31
3.4.3	Confronto tra i modelli	31
<b>4</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>37</b>

# 1 Introduzione

Bluesky è una piattaforma di social media con interazione decentralizzata e che incentiva la creazione di community tramite **feed** tematici. Ogni feed è dedicato a un argomento specifico, e gli utenti possono esplorare i contenuti più rilevanti per i loro interessi. Oltre ai post pubblicati all'interno dei feed, però, gli utenti possono anche pubblicare “fuori dai feed”, dove non sono soggetti a un tema predefinito. Questo studio si concentra sull'engagement (e il suo calcolo) degli utenti in entrambi i contesti – dentro e fuori dai feed – con l'obiettivo di capire come cambia la loro interazione e partecipazione a seconda di dove pubblicano. Inoltre, è stato implementato un task di classificazione per assegnare ai post fuori dai feed il tema adeguato tra quelli relativi ai feed disponibili, qualora sia coerente.

## 1.1 Il dataset

Il dataset [1] sfruttato per lo studio contiene i post pubblicati su Bluesky tra Marzo 2023 e Aprile 2024.

Il dataset include post di oltre 4 milioni di utenti (81% di tutti gli account registrati), per un totale di 235 milioni di post. Sono inoltre disponibili dati sociali relativi a *follow*, *commenti*, *repost* e interazioni di tipo *quote*.

Rispetto all'intero dataset e ai fini dello studio sono stati impiegati i seguenti file:

- **posts.tar**: Cartella compressa che raccoglie 100 file contenenti ognuno fino a 50.000 post, salvati in formato JSON.
- **interactions.csv**: File con l'elenco delle interazioni anonime tra utenti (commenti, repost e quote), rappresentate da sei campi relativi a ”user\_id”, ”replied\_author”, ”thread\_root\_author”, ”reposted\_author”, ”quoted\_author” e ”data”.
- **feed\_posts.tar**: Raccolta di post apparsi in 11 feed tematici, organizzati in 11 file in formato JSON, contenenti i post completi per ciascun feed.

In figura 1 sono riportati i feed tematici analizzati nel corso dello studio con relative statistiche e descrizioni dove disponibili.

name	#posts	#authors	#post likes	#bookmarked	Description
#Disability	566	411	4,657	1,244	[no description]
#UkrainianView	2,098	172	52,308	1,026	Posts from Ukrainians about Ukraine and their experience during the war. #UkrainianView [...]
AcademicSky	913	352	4,344	803	Tag = #AcademicSky. Coverage = academia   academic chatter   academic jobs   higher education   [...]
BlackSky	86,490	1,564	1,714,160	2,590	Amplifying the voices of any and all Black users.
BookSky	738	275	4,117	1,813	a feed for anyone who likes reading and books!
Game Dev	635	504	4,736	1,531	Posts about all aspects of game development.
GreenSky	662	190	8,689	1,025	A big list of climate accounts, filtered loosely for keywords.
News	42,112	75	2,115,322	1,314	Headlines from verified news organisations.
Political Science	357	46	3,799	1,651	A feed for political science and international relations research and discussion. For academics[...]
Science	33,831	1,716	980,724	4,506	The Science Feed. A curated feed from Bluesky professional scientists, science communicators [...]
What's History	161	71	2,462	821	Posts by historians using :cardfilebox: or skystorians

Figura 1: Gli 11 feed tematici.

## 2 Social Media Analisys

### 2.1 Preprocessing

#### 2.1.1 Esclusione dei Post senza Interazioni Significative

Il primo passo dell’analisi consiste nell’eseguire una fase di preprocessing per rendere il dataset utilizzabile nelle fasi successive.

Come primo step di preprocessing, si è deciso di escludere quei post che non contribuiscono in modo significativo all’analisi. In particolare, i post che non presentano interazioni del tipo ”like” sono considerati meno rilevanti ai fini dello studio in quanto hanno meno probabilità di avere altri tipi di interazioni, come commenti, repost o citazioni. Pertanto, sono stati filtrati tutti i post nel dataset con un ’like\_count’ inferiore a 1. Questo permette di ridurre il rumore nel dataset e di concentrare l’attenzione sui post che mostrano un reale coinvolgimento da parte degli utenti.

Partendo da 235.179.574 post, ne sono stati esclusi 54.114.900 (ovvero il 23%). In definitiva, il **numero totale di post** dopo questa prima fase risulta essere 181.064.674, come mostrato in Tabella 1.

Numero di post prima	Numero di post esclusi	Numero di post mantenuti
235.179.574	54.114.900	181.064.674

Tabella 1: Numero di post prima e dopo il filtraggio della prima fase.

### 2.1.2 Creazione degli insiemi di post: dentro e fuori dai feed

I post, a questo punto vengono separati in due insiemi principali:

- **feed\_posts:** contiene tutti i post che compaiono all'interno di uno dei feed analizzati;
- **outside\_feed\_posts:** contiene i post che sono stati pubblicati dagli utenti al di fuori dei feed.

Questo ci permetterà di analizzare il comportamento degli utenti dentro e fuori dei feed.

feed_posts	outside_feed_posts
168.463	133.870.706

Tabella 2: Numero di post dentro e fuori dai feed.

È stata poi creata una suddivisione più specifica dei post, ovvero in base al feed di pubblicazione. Gli 11 feed analizzati, contengono il numero di post riportato in Tabella 3.

<b>What's History</b>	161
<b>Disability</b>	566
<b>GreenSky</b>	662
<b>Game Dev</b>	635
<b>News</b>	42112
<b>BookSky</b>	638
<b>AcademicSky</b>	913
<b>Blacksky</b>	86490
<b>Political Science</b>	357
<b>UkrainianView</b>	2098
<b>Science</b>	33831

Tabella 3: Numero di post nei singoli feed

### 2.1.3 Identificazione degli utenti rilevanti

In questa fase vengono filtrati gli utenti rilevanti per le analisi ovvero quelli che hanno creato almeno un post sia dentro i feed che fuori dai feed. Vengono mantenuti solo questi utenti per le analisi successive infatti gli altri utenti non possono essere confrontati. Questo permetterà anche di ridurre le dimensioni dei grafi di interazione.

In particolare:

- Si vuole misurare l'engagement degli utenti che contribuiscono attivamente alla creazione di contenuti in entrambi gli insiemi di posts. Si è deciso quindi di eliminare dallo studio non solo questi utenti ma anche tutti i loro post in modo tale da poter confrontare il loro engagement per il task.
- Anche se vengono filtrati gli utenti e quindi i relativi post, vengono comunque mantenute tutte le interazioni originali nel dataset relative ai post considerati. Ciò preserva il contesto delle interazioni, fondamentali per l'analisi delle dinamiche sociali che altrimenti verrebbero ristrette ai soli utenti attivi in entrambi gli insiemi, facendo perdere delle informazioni importanti e significative ai fini dello studio.

<b>feed_posts</b> prima	168463
<b>outside_feed_posts</b> prima	133870706
<b>feed_posts</b> dopo	102541
<b>outside_feed_posts</b> dopo	3569931

Tabella 4: Numero di post dentro e fuori dai feed dopo l'applicazione del filtro.

<b>What's History</b>	109
<b>Disability</b>	374
<b>GreenSky</b>	429
<b>Game Dev</b>	397
<b>News</b>	24704
<b>BookSky</b>	425
<b>AcademicSky</b>	653
<b>Blacksky</b>	50961
<b>Political Science</b>	52
<b>UkrainianView</b>	1473
<b>Science</b>	22964

Tabella 5: Numero di post nei singoli feed dopo l'applicazione del filtro

## 2.2 Grafi di interazione

Per analizzare le interazioni tra utenti, vengono creati due grafi di interazione distinti: uno rappresenta le interazioni relative ai post all'interno dei feed, l'altro riguarda i post al di fuori dei feed. In questi grafi, i nodi corrispondono agli utenti, mentre gli archi rappresentano le interazioni tra di essi. In particolare sono stati considerati tre tipi di interazione: commenti, repost e citazioni. Non includiamo i like, poiché dai dati a disposizione non è possibile risalire a questo tipo di interazione tra due utenti quando il post si trova al di fuori dei feed.

Un arco di tipo commento tra un nodo ‘A’ e un nodo ‘B’ indica che l’utente ‘A’ ha commentato un post dell’utente ‘B’. Discorso analogo per gli altri due tipi di archi.

Oltre a questo, per riuscire in termini di risorse ad ottenere il render del grafo, si è deciso di utilizzare un altro tipo di approccio. In particolare viene costruito un arco tra due nodi se vi è almeno un’interazione tra i due utenti corrispondenti, che ha peso pari alla somma del numero di interazioni osservate. Questo permette la possibilità di stampare il grafo nella pratica, ma nei prossimi passi verrà utilizzato comunque il grafo originale molto più ricco e informativo per il task.

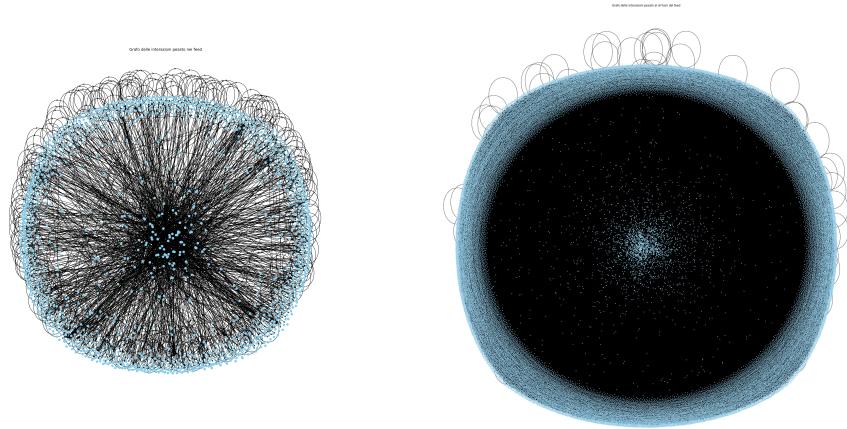


Figura 2: Grafi di interazione dei due insiemi principali.

Sono riportati in Figura 2 i grafi di interazioni fuori e dentro ai feed. Per poterli visualizzare, è stata utilizzata la libreria Networkx con spring\_layout. La disposizione dei nodi con l'utilizzo di questo layout non è casuale, ma si basa

su un algoritmo che cerca di rappresentare le relazioni tra i nodi come forze fisiche: i nodi che hanno più connessioni tra loro vengono attratti l'uno all'altro, mentre quelli meno connessi tendono a respingersi. È possibile effettuare, al netto di queste informazioni delle considerazioni sulla struttura del grafo. Per quanto riguarda i due grafi relativi ai post dentro/fuori feed, essi presentano una struttura simile ma con densità di archi differente, il grafo di interazioni fuori dal feed ha una densità maggiore. Per entrambi i grafi è possibile notare:

- **Distribuzione dei nodi:** la maggior parte dei nodi si trova al bordo dei grafi, il che può indicare che molti utenti hanno poche connessioni dirette e interagiscono principalmente con un piccolo numero di utenti.
- **Densità centrale:** in entrambi i grafi vi è una parte centrale densa, suggerendo che ci siano utenti altamente interconnessi e centrali nella rete. Questi nodi centrali sono in numero abbastanza ridotto e potrebbero rappresentare utenti influenti particolarmente attivi.
- **Struttura della rete:** la struttura delle reti potrebbe riflettere il caso in cui gli utenti centrali agiscono come hub con molte connessioni. Questo potrebbe essere il caso in cui gli utenti centrali sono ad esempio i gestori dei feed i quali possono essere più attivi.
- **Community:** dal layout non sembra emergere chiaramente la presenza di cluster distinti o comunità isolate, non si evidenzia quindi la presenza di sottogruppi di utenti che interagiscono più tra loro.
- **Strutture a ventaglio:** un altro aspetto interessante (che si nota maggiormente nel grafo dei feed) è la presenza di nodi periferici da cui si diramano numerosi archi, formando strutture a ventaglio. Questi nodi periferici con molte connessioni potrebbero rappresentare utenti che, pur non essendo centrali nella rete globale, mantengono una rete locale di connessioni significativa. Potrebbero essere utenti le cui interazioni sono concentrate in un feed specifico o ad uno specifico sottogruppo di utenti.

Per quanto riguarda i singoli feed, è evidente una certa disparità della densità degli archi nei diversi grafi. In particolare, considerando la distribuzione di post nei singoli feed, è possibile andare a raggrupparli in degli insiemi in base alle loro caratteristiche:

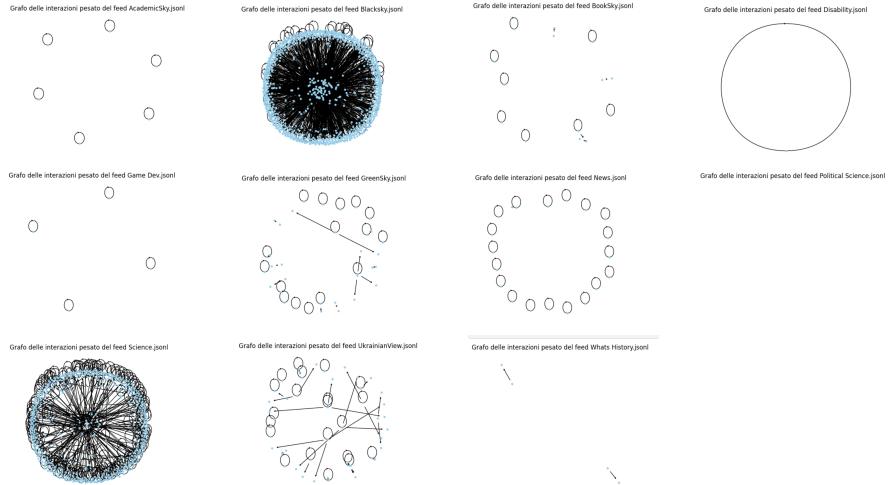


Figura 3: Grafi di interazione nei singoli feed

### 1. Feed con alto numero di interazioni e grafi densi

Feed: BlackSky (50,961 post), Science (22,964 e 33,831 post), News (24,704 post)

Questi feed presentano una rete di interazioni estremamente densa e complessa, caratteristica di community molto attive e coinvolte. La grande quantità di post e l'elevata interconnessione tra gli utenti suggeriscono che questi temi stimolano discussioni continue e diversificate. Data la coesione nella struttura dei grafi ci si può aspettare un elevato livello di engagement, dove gli utenti non solo condividono informazioni, ma si confrontano e interagiscono in modo intenso. Questo tipo di grafi rappresenta l'interesse collettivo per argomenti ampi e rilevanti che attraggono una community vasta e dinamica.

### 2. Feed a media interazione con grafi meno densi

Feed: AcademicSky (653 post), GreenSky (429 post), Game Dev (397 post), UkrainianView (1,473 post)

I grafi di questi feed sono moderatamente densi e presentano interazioni distribuite, con alcuni cluster e connessioni isolate. Il numero di post medio suggerisce una community impegnata ma non estremamente attiva. Questi feed sembrano attrarre utenti con un interesse specifico o di nicchia, che partecipano a discussioni senza creare una rete di interazioni fitta come nei feed più popolari. Questa struttura può riflettere una par-

tecipazione orientata principalmente alla condivisione di informazioni o alla consultazione di risorse, piuttosto che al dibattito attivo e continuo.

### 3. Feed con Bassa Interazione e Grafi Sparsi o Lineari

BookSky (425 post), What's History (109 post), Disability (374 post), Political Science (52 post)

Questi feed presentano grafi molto frammentati, con pochi nodi e connessioni, segno di una bassa interazione tra gli utenti. Il numero di post relativamente basso e la scarsità di connessioni indicano che probabilmente questi feed sono utilizzati più per la consultazione di contenuti che per la partecipazione attiva. I temi trattati infatti potrebbero non favorire un coinvolgimento intenso, risultando quindi in una struttura di grafo molto semplice. Questi feed sembrano funzionare principalmente come spazi informativi o di aggiornamento, più che come community interattive.

## 2.3 Calcolo dell'engagement

A questo punto è possibile procedere con la fase più importante e centrale dello studio: il calcolo dell'engagement degli utenti fuori e dentro ai feed.

Il calcolo che propone lo studio, tiene in considerazione sia le interazioni che l'utente compie, sia le interazioni che l'utente riceve. In questo modo si ottiene una misura di coinvolgimento più completa, che riflette il ruolo attivo e passivo dell'utente all'interno della rete e in particolare definisce al meglio la quantità di informazione che scambia con la community. Consideriamo quindi sia il numero di commenti, repost e citazioni che un utente riceve, sia quelli che effettua.

Formalmente, l'engagement può essere espresso come una somma ponderata di queste interazioni:

$$\begin{aligned}
\text{Engagement dell'utente } i &= w_1 \cdot (\text{Numero di post creati dall'utente } i) \\
&+ w_2 \cdot (\text{Numero di commenti effettuati dall'utente } i) \\
&+ w_3 \cdot (\text{Numero di repost effettuati dall'utente } i) \\
&+ w_4 \cdot (\text{Numero di citazioni effettuate dall'utente } i) \\
&+ w_5 \cdot (\text{Numero di commenti ricevuti dall'utente } i) \\
&+ w_6 \cdot (\text{Numero di repost ricevuti dall'utente } i) \\
&+ w_7 \cdot (\text{Numero di citazioni ricevute dall'utente } i)
\end{aligned}$$

In questa formula, i pesi  $w_1, \dots, w_7$  permettono di attribuire diversa importanza a ciascun tipo di interazione, in modo da riflettere il loro impatto sull'engagement complessivo.

Viene approfondita di seguito la formulazione di diverse funzioni per il calcolo.

### 2.3.1 Pesi uniformi

Per iniziare, è stato impostato un unico valore per i pesi da attribuire a ciascuna componente, il che significa che ogni tipo di interazione contribuisce in modo uniforme al calcolo dell'engagement. In particolare, essendo 7 i diversi pesi, si è deciso di dare ad ognuno un peso pari ad  $\frac{1}{7}$ . Si tratta di un'euristica semplice, che verrà successivamente affinata.

<b>count</b>	6924.0
<b>mean</b>	281.0
<b>std</b>	734.702323
<b>min</b>	0.142857
<b>25%</b>	0.428571
<b>50%</b>	23.571429
<b>75%</b>	204.500000
<b>max</b>	12107.857143

Tabella 6: Statistiche Engagement con pesi uniformi dentro i feed

### Distribuzione dell'engagement fuori e dentro i feed

Dalle distribuzioni di engagement ottenute, emergono alcune considerazioni significative. In primo luogo, si osserva che i valori di engagement degli utenti

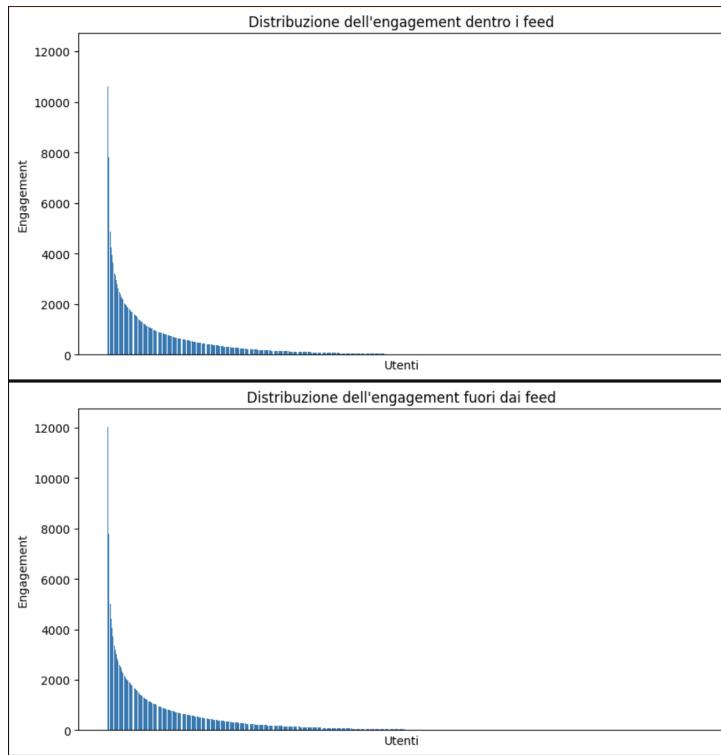


Figura 4: Distribuzione dell’engagement con pesi uniformi dentro e fuori dai feed

all’interno dei feed sono più o meno simili rispetto a quelli fuori dai feed. Questo è evidente dalle statistiche: l’engagement medio dentro i feed è di 281, mentre fuori dai feed è di 302. Quindi, in media, gli utenti hanno un livello di interazione leggermente superiore all’esterno dei feed rispetto a quando interagiscono dentro ai feed.

Un altro aspetto rilevante è che entrambe le distribuzioni mostrano un comportamento fortemente asimmetrico con una lunga coda: un piccolo gruppo di utenti risulta estremamente attivo, mentre la maggioranza presenta livelli di

<b>count</b>	6924.0
<b>mean</b>	301.738013
<b>std</b>	758.167843
<b>min</b>	0.142857
<b>25%</b>	4.571429
<b>50%</b>	32.857143
<b>75%</b>	231.714286
<b>max</b>	12133.285714

Tabella 7: Statistiche Engagement con pesi uniformi fuori dai feed

engagement molto bassi. Questo è in linea con quanto ci si aspetta nei social network, dove la maggior parte degli utenti tende a essere meno attiva (spettatori passivi o "lurkers"), e solo un piccolo gruppo di utenti altamente attivi (come gli "influencer") genera la maggior parte delle interazioni.

In conclusione, i dati indicano una chiara tendenza: l'engagement è maggiore all'esterno dei feed, con una forte concentrazione delle interazioni su pochi utenti molto attivi, caratteristica tipica dei social network.

Per confrontare meglio gli utenti vengono considerate ulteriori analisi.

### Distribuzione della differenza di engagement fuori e dentro i feed

Innanzitutto viene visualizzata di seguito la distribuzione della differenza di engagement fuori e dentro ai feed.

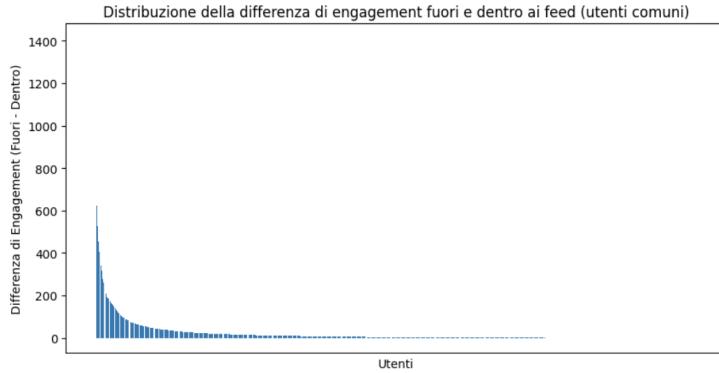


Figura 5: Distribuzione della differenza di engagement fuori e dentro i feed

In particolare, 6483 utenti hanno un'interazione fuori dai feed che è maggiore rispetto all'interazione all'interno dei feed, mentre per soli 16 utenti si ha un'interazione maggiore all'interno dei feed rispetto che all'esterno.

**Utenti "silenziosi" in uno dei due gruppi e attivi nell'altro** Viene analizzato ora il numero di utenti definiti come 'silenziosi', ossia coloro che presentano un basso livello di interazione all'interno dei feed, mentre risultano piuttosto attivi al di fuori di essi, e viceversa. Vengono considerati 'silenziosi' gli utenti con un engagement inferiore al 25° percentile e 'attivi' quelli con un engagement superiore al 25° percentile. Si ottengono i seguenti risultati:

- Numero di utenti 'silenti' fuori dai feed ma attivi nei feed: 24 (0.35%)
- Numero di utenti 'silenti' nei feed ma attivi fuori dai feed: 1156 (16.70%)

Molti più utenti sono maggiormente attivi fuori dai feed e silenziosi dentro ai feed.

## 2.4 Calcolo avanzato dell'engagement

A questo punto è possibile procedere con un calcolo più raffinato dell'engagement, utilizzando tecniche più complesse che assegnano valori diversi ai vari pesi in modo da dare importanza diversa ai vari tipi di interazione.

### 2.4.1 Pesi basati sul livello di impegno dell'utente

In questo approccio, i pesi vengono assegnati in base all'impegno e allo sforzo richiesto all'utente per effettuare le diverse interazioni. Vengono assegnati valori reali ai pesi usati per calcolare l'engagement, rispettando le seguenti condizioni:

1. La somma dei pesi deve essere pari ad 1;
2. I pesi associati alle interazioni uscenti (ovvero alla creazione di un post, ai commenti, ai repost e alle citazioni effettuate dall'utente) devono riflettere l'impegno richiesto per queste azioni. In particolare, i pesi devono essere ordinati secondo la seguente gerarchia:  $w_1 > w_4 > w_2 > w_3$ ;
3. I pesi relativi alle interazioni entranti devono essere equivalenti ai pesi delle corrispondenti interazioni uscenti, in modo da rappresentare l'impegno richiesto a un utente per interagire con un post dell'utente di cui stiamo calcolando l'engagement. Pertanto, deve valere:  $w_2 = w_5$ ,  $w_3 = w_6$ ,  $w_4 = w_7$ ;

In base alle condizioni impostate, sono stati scelti i seguenti valori da attribuire ai pesi:

$$w_1 = 0.20, w_2 = 0.12, w_3 = 0.10, w_4 = 0.18, w_5 = 0.12, w_6 = 0.10, w_7 = 0.18$$

In figura 6 è riportata la distribuzione di engagement secondo questo calcolo. Invece in tabella 8 e 9 si riportano le statistiche.

<b>count</b>	6924.0
<b>mean</b>	393.730012
<b>std</b>	1028.530024
<b>min</b>	0.120000
<b>25%</b>	0.420000
<b>50%</b>	32.920000
<b>75%</b>	286.280000
<b>max</b>	16950.960000

Tabella 8: Statistiche Engagement con pesi basati sull'impegno all'interno dei feed

<b>count</b>	6924.0
<b>mean</b>	411.703729
<b>std</b>	1048.793119
<b>min</b>	0.100000
<b>25%</b>	4.700000
<b>50%</b>	41.370000
<b>75%</b>	311.405000
<b>max</b>	16977.420000

Tabella 9: Statistiche Engagement con pesi basati sull'impegno fuori dai feed

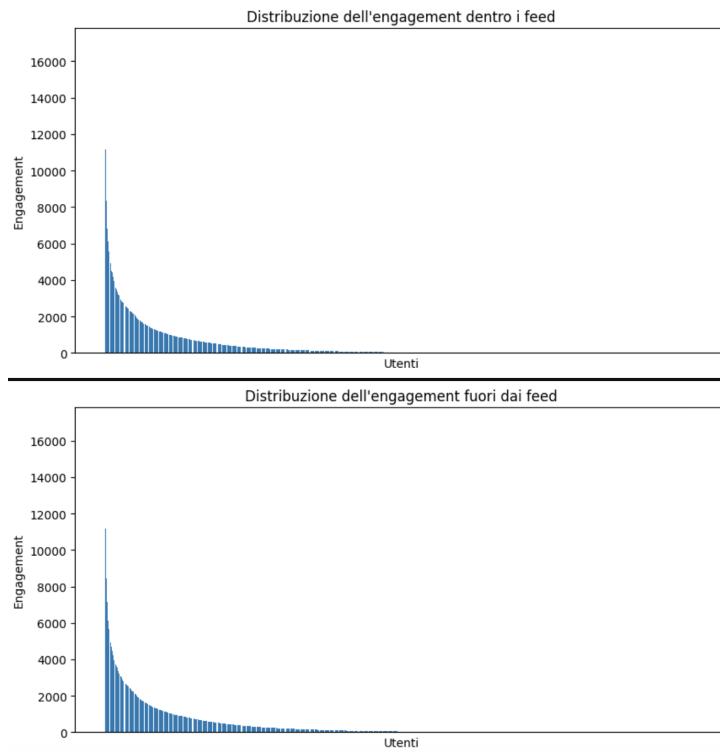


Figura 6: Distribuzione dell'engagement fuori e dentro i feed con calcolo basato sull'impegno

In figura 7 è possibile notare che anche utilizzando questo approccio per il calcolo dell'engagement gli utenti tendono ad essere più coinvolti all'esterno dei feed. Infatti:

- Numero di utenti con differenza positiva (più engagement fuori dai feed):  
6486
- Numero di utenti con differenza negativa (più engagement dentro i feed):  
331

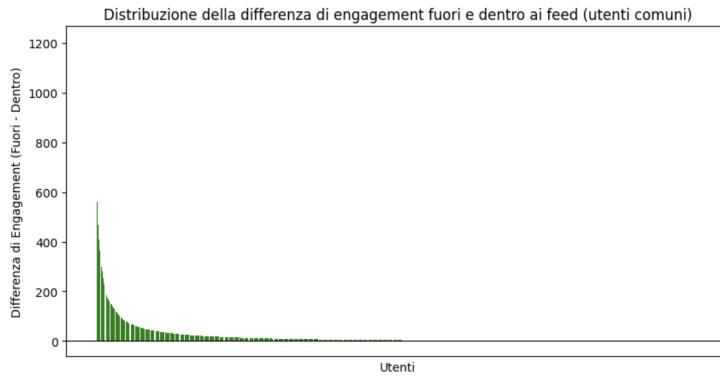


Figura 7: Distribuzione della differenza di engagement fuori e dentro i feed con calcolo basato sull'impegno

#### 2.4.2 Pesi basati sulla frequenza delle interazioni

In questo approccio, i pesi vengono determinati in base alla frequenza con cui ciascun tipo di interazione avviene, riflettendo l'importanza relativa di ogni attività in termini di quantità complessiva. Di conseguenza avremo che i pesi vengono impostati come:

$w_1 = 1/(\text{Numero totale di post})$ ,  $w_2 = w_5 = 1/(\text{Numero totale di commenti})$ ,  
 $w_3 = w_6 = 1/(\text{Numero totale di repost})$ ,  $w_4 = w_7 = 1/(\text{Numero totale di citazioni})$   
Infine, vengono normalizzati i pesi in modo tale da avere la loro somma pari ad 1.

In Figura 8 mostriamo le distribuzioni degli engagement fuori e dentro i feed, nella Figura 9 mostriamo invece la differenza di engagement. Anche calcolando l'engagement in questo modo gli utenti mostrano un'interazione maggiore fuori dal feed. Infatti:

- Numero di utenti con differenza positiva (più engagement fuori dai feed):  
6924
- Numero di utenti con differenza negativa (più engagement dentro i feed):  
0

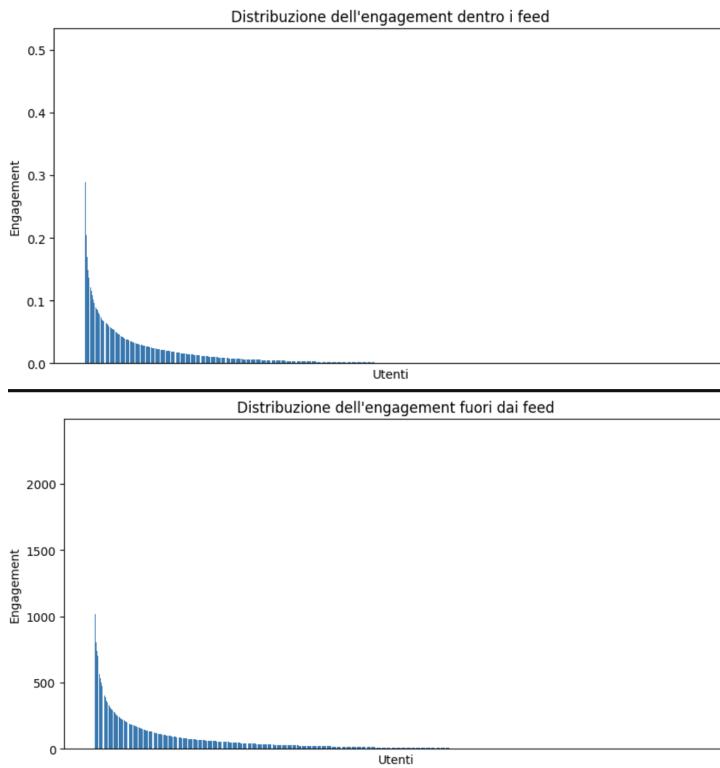


Figura 8: Distribuzione dell'engagement fuori e dentro i feed con calcolo basato sulla frequenza delle interazioni

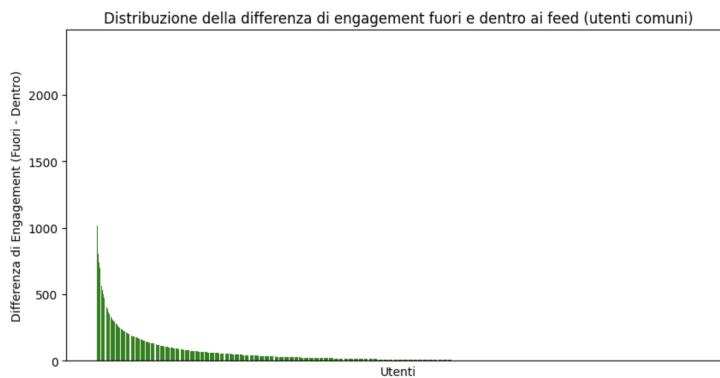


Figura 9: Distribuzione della differenza di engagement fuori e dentro i feed con calcolo basato sulla frequenza delle interazioni

## 2.5 Analisi di centralità sui grafi e confronto con engagement

Abbiamo eseguito anche un'analisi più specifica delle interazioni tra utenti. In particolare partendo dal grafo originale, verranno generati quattro grafi di-

stinti: uno che rappresenta le interazioni tramite commenti, uno per i repost, uno per le citazioni e uno che combina tutte le tipologie di interazione in modo "flattered". Successivamente, per ciascun grafo, verranno calcolate due misure di centralità fondamentali, ovvero la Degree Centrality e il PageRank, al fine di valutare la centralità degli utenti nelle diverse reti. Infine, le metriche ottenute verranno confrontate con i valori di engagement, per identificare eventuali correlazioni tra centralità e attività degli utenti.

### **2.5.1 Creazione dei grafi per singola interazione e calcolo delle metriche di centralità**

L'analisi inizia con la costruzione di grafi incentrati su una singola tipologia di interazione, commento, repost e quote. Questi grafi vengono derivati dai grafi di interazione sia all'interno che all'esterno dei feed. Il processo consiste nel filtrare esclusivamente gli archi relativi a una specifica tipologia di interazione, partendo dai grafi elaborati nella sezione 2.2. Alla fine, sono stati generati complessivamente 8 grafi: 4 relativi alle interazioni interne ai feed e 4 alle interazioni esterne ai feed. Su ciascuno di questi grafi sono stati calcolati due misure: la Degree Centrality e il PageRank.

### **2.5.2 Confronto tra Degree Centrality / PageRank e Engagement**

L'analisi prosegue con un confronto tra la Degree Centrality e il PageRank rispetto all'engagement, calcolato utilizzando le tre tecniche descritte in precedenza. Per valutare la correlazione tra queste misure, viene calcolato il coefficiente di Pearson. Inoltre, vengono visualizzate le distribuzioni delle diverse misure, per fornire una rappresentazione grafica delle loro caratteristiche.

Nelle Figure 10 e 11 sono riportate le correlazioni tra la Degree Centrality e i tre tipi di Engagement, e le correlazioni tra il PageRank e i tre tipi di Engagement.

Degree Centrality and Engagement correlation in the inside feed graphs			
Graph Type	E1: Pesi uniformi	E2: Pesi basati sull'impegno	E3: Pesi basati sulla Frequenza
DC_comment_graph	0.015	0.015	0.098
DC_repost_graph	-0.004	-0.004	0.483
DC_quote_graph	0.202	0.202	0.234
DC_flattened_graph	0.195	0.195	0.230

Degree Centrality and Engagement correlation in the outside feed graphs			
Graph Type	E1: Pesi uniformi	E2: Pesi basati sull'impegno	E3: Pesi basati sulla Frequenza
DC_comment_graph	0.246	0.240	0.994
DC_repost_graph	0.285	0.270	0.995
DC_quote_graph	0.298	0.296	0.996
DC_flattened_graph	0.335	0.316	0.995

Figura 10: Correlazioni Degree Centrality e Engagement

PageRank and Engagement correlation in the inside feed graphs			
Graph Type	E1: Pesi uniformi	E2: Pesi basati sull'impegno	E3: Pesi basati sulla Frequenza
PR_comment_graph	-0.020	-0.020	-0.007
PR_repost_graph	-0.004	-0.004	0.340
PR_quote_graph	0.013	0.013	0.017
PR_flattened_graph	-0.007	-0.007	0.003

PageRank and Engagement correlation in the outside feed graphs			
Graph Type	E1: Pesi uniformi	E2: Pesi basati sull'impegno	E3: Pesi basati sulla Frequenza
PR_comment_graph	0.148	0.146	0.344
PR_repost_graph	0.184	0.179	0.354
PR_quote_graph	0.188	0.188	0.403
PR_flattened_graph	0.220	0.213	0.430

Figura 11: Correlazioni PageRank e Engagement

Nelle Figure 12 e 13 sono riportate le distribuzioni delle tre misure.

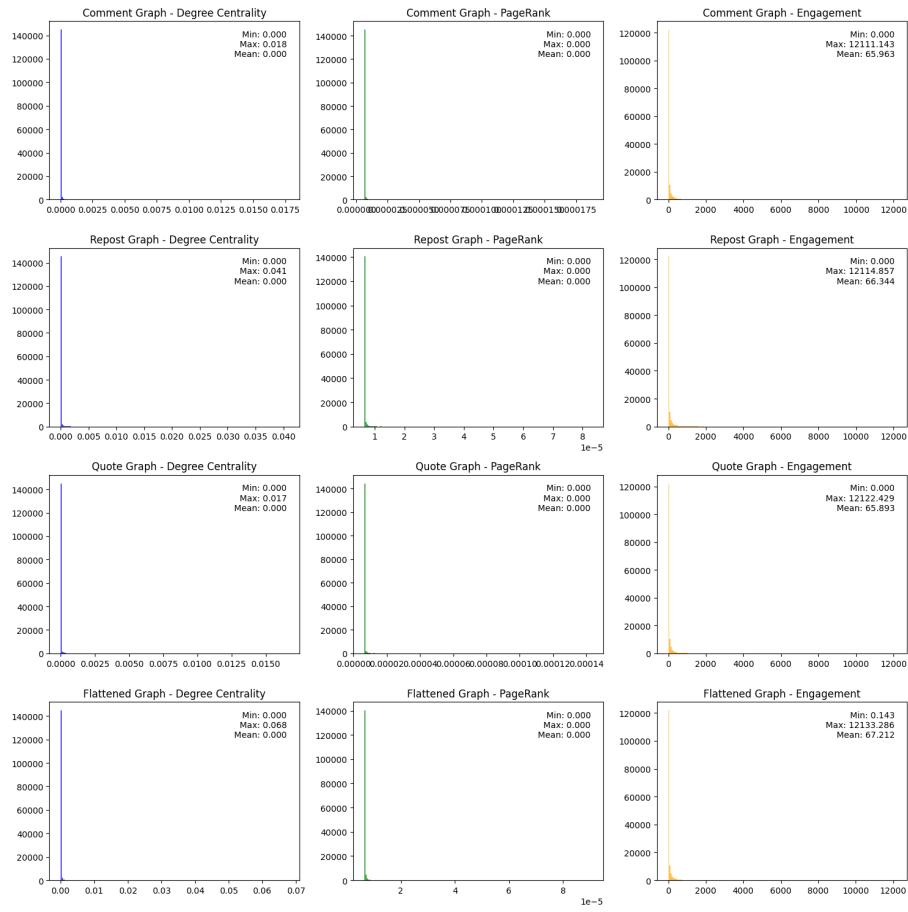


Figura 12: Distribuzioni Degree Centrality, PageRank e Engagement per i post nei feed

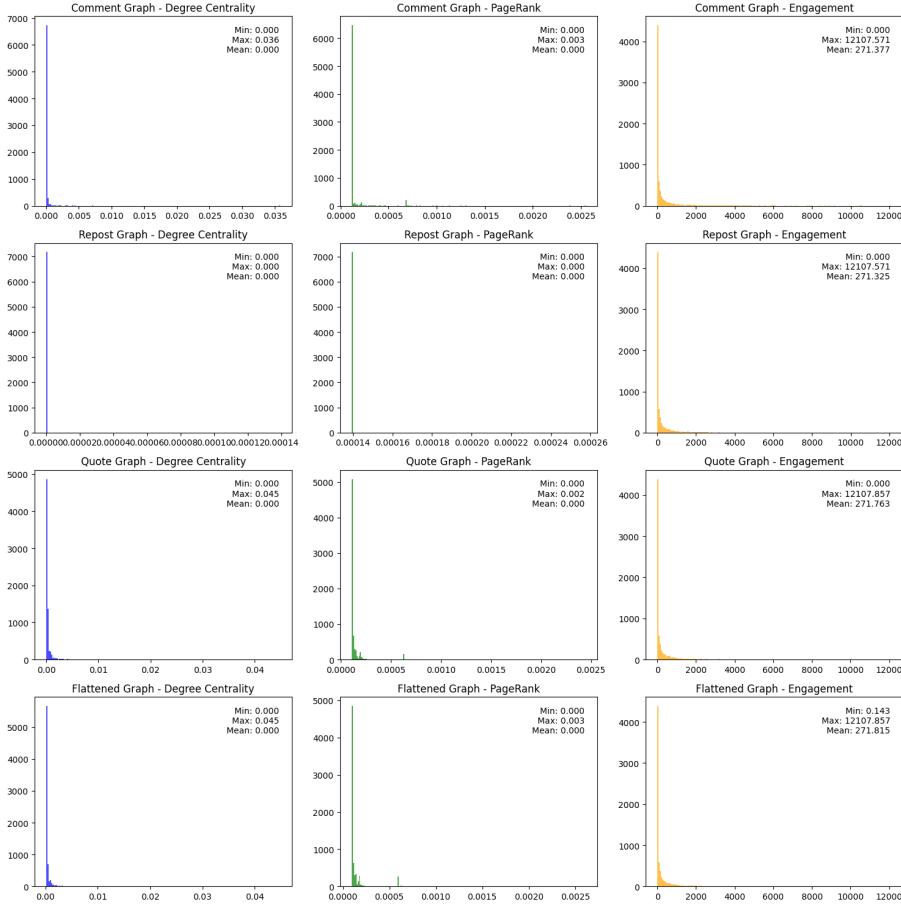


Figura 13: Distribuzioni Degree Centrality, PageRank e Engagement per i post esterni ai feed

## 2.6 Top-10 utenti

A questo punto, intersecando i risultati dei tre metodi visti finora si crea un insieme di top utenti. Questo servirà nella seconda fase dello studio.

1. Top 10 ID utenti per engagement di tipo 1: [30297.0, 34218.0, 26564.0, 1248.0, 21585.0, 21101.0, 189282.0, 4983.0, 3530.0, 32279.0]
2. Top 10 ID utenti per engagement di tipo 2: [30297.0, 34218.0, 26564.0, 1248.0, 21585.0, 21101.0, 189282.0, 4983.0, 3530.0, 32279.0]
3. Top 10 ID utenti per engagement di tipo 3: [34218.0, 5750.0, 58861.0, 32820.0, 6547.0, 106745.0, 30297.0, 30842.0, 1248.0, 36146.0]

Utenti in comune tra le prime tre liste sono:

1248.0, 189282.0, 26564.0, 32279.0, 106745.0, 34218.0, 3530.0, 21101.0, 58861.0,  
21585.0, 36146.0, 6547.0, 32820.0, 5750.0, 4983.0, 30297.0, 30842.0

### 3 Natural Language Processing

Lo studio prosegue con una sezione dedicata al Natural Language Processing, in cui è stato implementato un task di classificazione per assegnare i post pubblicati dagli utenti nella Home di Bluesky (al di fuori dei feed) a uno dei temi presenti nei feed analizzati. I post sottoposti a tale analisi sono i post creati dai top 10 utenti con il maggiore engagement ottenuti nella fase precedente, per un totale di 40.000 post.

L'obiettivo è quello di utilizzare un Large Language Model come classificatore, il quale ha il compito di esaminare ogni post fuori dal feed e di assegnarlo a uno degli 11 feed disponibili nel dataset: "Academic Sky", "Black Sky", "Book Sky", "Disability", "Game Dev", "Green Sky", "News", "Political Science", "Science", "Ukrainian View", e "What's History". Se il post non rientra in nessuna di queste categorie, viene classificato come "Unknown".

Sono stati sperimentati due modelli, LLaMA 3.1 e Qwen 2.5, analizzando il loro comportamento nell'assegnazione dei post ai feed attraverso diverse tecniche di prompting. Per eseguire questi modelli, si è utilizzata la piattaforma Ollama, che facilita l'uso di modelli di linguaggio avanzati.

Nella fase conclusiva, i risultati ottenuti dai due modelli sono stati confrontati per ogni tecnica di prompting, con l'obiettivo di valutare il livello di concordanza o discordanza nelle loro assegnazioni.

#### 3.1 LLAMA 3.1

Il primo modello impiegato è Llama 3.1, un Large Language Model sviluppato per applicazioni avanzate di comprensione e generazione del linguaggio naturale. Llama 3.1 è basato su un'architettura transformer di tipo decoder-only e sfrutta 8 miliardi di parametri per analizzare e generare testo.

##### 3.1.1 Zero-shot prompting

La prima tecnica di prompting adottata è stata lo **zero-shot prompting**. In questo approccio, sono stati forniti a LLaMA 3.1, uno per volta, i post pubblicati al di fuori dei feed, chiedendo al modello di analizzarne il contenuto e di assegnarli a uno dei feed disponibili. Il prompt utilizzato per guidare questa classificazione è stato il seguente:

*You are a classifier. Assign this post to exactly one of the following 11 topics: Academic Sky, Black Sky, Book Sky, Disability, Game Dev, Green Sky, News, Political Science, Science, Ukrainian View, What's History.*  
*If the post does not fit any of these topics, respond with "Unknown".*  
*Your response must be only the topic name, without any additional text.*

Successivamente, si è cercato di migliorare le performance del modello includendo nel prompt anche una descrizione dettagliata di ciascun feed in modo da fornire a Llama 3.1 un contesto più chiaro per l'assegnazione dei post. Il prompt utilizzato è stato il seguente:

*You are a classifier. Assign this post to exactly one of the following 11 topics based on their descriptions:*  
*"Academic Sky": Posts related to academia, academic discussions, academic jobs, higher education, scholarships, scientific research, and university.*  
*"Black Sky": Amplifying the voices of any and all Black users.*  
*"Book Sky": A feed for anyone who likes reading and books.*  
*"Disability": Posts discussing disability, accessibility, disability rights, or issues related to disability.*  
*"Game Dev": Posts about all aspects of game development.*  
*"Green Sky": A big list of climate accounts, filtered loosely for keywords.*  
*"News": Headlines from verified news organisations.*  
*"Political Science": A feed for political science and international relations research and discussion.*  
*"Science": The Science Feed. A curated feed from Bluesky professional scientists and science communicators.*  
*"Ukrainian View": Posts from Ukrainians about Ukraine and their experience during the war.*  
*"What's History": Posts by historians using :cardfilebox: or skystorians. If the post does not fit any of these topics, respond with "Unknown". Your response must be only the topic name, without any additional text.*

### 3.1.2 Few-shot prompting

Successivamente, si è analizzato il comportamento del modello impiegando tecniche di prompting più complesse, che oltre a fornire al modello i feed e le loro descrizioni, presentassero anche esempi concreti per guidarlo nell'affrontare il task. In particolare, sono state utilizzate tre diverse tecniche di in-context learning:

- One-shot, in cui è stato fornito al modello un solo esempio di come un post dovesse essere attribuito a un feed;

- Two-shot, in cui sono stati presentati al modello due esempi di assegnazione di feed a post;
- Few-shot, in cui è stato fornito al modello un esempio per ciascun feed.

Il prompt per la tecnica one-shot è stato arricchito nel seguente modo:

*... For example, the post "Seattle child abuse suspect faked death by jumping off bridge then lived in LA" should be assigned to the topic "News".*

Analogamente, sono stati definiti i prompt per le altre due tecniche.

### 3.2 QWEN 2.5

Il secondo modello impiegato in questo studio è Qwen 2.5, un Large Language Model con 7 miliardi di parametri, progettato per applicazioni di elaborazione del linguaggio naturale. Come LLaMA 3.1, Qwen 2.5 si basa su un'architettura transformer di tipo decoder-only. Si è scelto di includere Qwen 2.5 per esplorare le differenze di comportamento rispetto a LLaMA 3.1 e osservare come ciascun modello risponda alle varie tecniche di prompting.

Per consentire un confronto accurato, è stato testato Qwen 2.5 utilizzando lo stesso set di tecniche di prompting impiegato per LLaMA 3.1, tra cui zero-shot, zero-shot con descrizione, one-shot, two-shot e few-shot. Questo permette di confrontare i risultati e valutare le differenze di comportamento tra i due modelli.

### 3.3 Confronto tra i due modelli

Lo studio prosegue con un confronto delle classificazioni assegnate dai modelli llama3.1 e qwen2.5 ai post per valutare l'affidabilità degli assegnamenti dei post ai feed. Di seguito vengono analizzati i casi in cui i modelli concordano o discordano sulla classificazione, per individuare le differenze nel comportamento e nella coerenza delle loro assegnazioni. Si considerano i post etichettati con lo stesso topic da entrambi i modelli come *ben etichettati*, ovvero interpretando la concordanza come un indicatore di affidabilità per tali esempi.

Si riportano di seguito i risultati ottenuti.

- **Confronto dei risultati ottenuti con lo zero-shot prompting**

In Tabella 10 è mostrato il numero di post concordi e discordi ottenuti con lo zero-shot prompting.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	16277
Post Discordi	23217
Totale Post	39494

Tabella 10: Zero-shot

È possibile notare che il numero di post per cui i modelli concordano nella classificazione è inferiore rispetto a quelli discordi. Questo disaccordo potrebbe essere dovuto alla semplicità del prompt utilizzato, che privo di descrizioni dettagliate per ciascun feed, potrebbe risultare poco efficace per ottenere delle classificazioni corrette. In effetti, i risultati cambiano quando vengono fornite ai modelli le descrizioni specifiche dei feed: in questo scenario, come mostrato in Tabella 11, il numero di post su cui i modelli concordano supera quello dei post discordi, sebbene la differenza tra i due rimanga moderata.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	21105
Post Discordi	18390
Totale Post	39494

Tabella 11: Zero-shot description

È stata inoltre analizzata la percentuale di concordanza dei modelli su ciascun topic per verificare se esistono topic specifici su cui i modelli concordano maggiormente.

Come mostra la Tabella 12, è evidente che i modelli mostrano una maggiore concordanza nella categoria "Unknown", con una percentuale del 93.07%. Questo risultato è prevedibile, poiché molti post non rientrano in categorie specifiche, aumentando la probabilità che entrambi i modelli li classifichino come "Unknown". Il feed con la percentuale di concordanza più alta è "Science", che raggiunge il 75.22%. Al contrario, "Academic Sky" presenta la percentuale di concordanza più bassa, pari al 19.39%. I modelli incontrano difficoltà nell'identificare correttamente i post per-

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
Unknown	15059	16181	93.07
Science	349	464	75.22
Green Sky	149	249	59.84
Black Sky	957	2229	42.93
What's History	61	201	30.35
Disability	906	3115	29.09
Political Science	741	2720	27.24
News	613	2256	27.17
Ukrainian View	22	89	24.72
Game Dev	186	806	23.08
Book Sky	1315	6424	20.47
Academic Sky	747	3852	19.39

Tabella 12: % di Concordanza per Topic Zero-shot description

tinenti a questa categoria, probabilmente a causa della specificità e della complessità del linguaggio utilizzato nei contenuti accademici o per la presenza ridotta di questo tipo di post tra quelli analizzati.

- **Confronto dei risultati ottenuti con il one-shot prompting**

Come mostrato in Tabella 13 il numero di post sui quali i modelli discordano risulta superiore rispetto a quelli su cui concordano. Si osserva un lieve incremento nel numero di post concordi rispetto al caso dello zero-shot prompting senza descrizione. Tuttavia, si registra un peggioramento rispetto al caso dello zero-shot prompting con descrizione. In generale, fornire un esempio nel prompt non sembra aiutare molto i modelli a capire come effettuare la classificazione.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	17856
Post Discordi	21639
Totale Post	39494

Tabella 13: One-shot description

Come mostra la Tabella 14 i modelli dimostrano una maggiore concordanza nei post del feed "Green Sky" (dopo "Unknow"), con una percentuale di concordanza del 74.81%, il che suggerisce una buona coerenza nella classificazione tra i modelli. Il feed con la percentuale di concordanza minore è "News" che è proprio il feed per il quale era stato fornito

l'esempio. In generale, si osserva una diminuzione delle percentuali di concordanza per molte categorie rispetto ai risultati precedenti. Questo può indicare che fornire un solo esempio non è sufficiente per aiutare i modelli a comprendere come classificare correttamente i post; è probabile che siano necessari ulteriori esempi per migliorare l'accuratezza delle loro classificazioni.

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
Unknown	12062	13112	91.99
Green Sky	101	135	74.81
Science	363	546	66.48
Black Sky	847	1479	57.27
Political Science	798	2483	32.14
Game Dev	166	576	28.82
What's History	30	109	27.52
Disability	928	3930	23.61
Ukrainian View	11	51	21.57
Academic Sky	826	4655	17.74
Book Sky	1424	9480	15.02
News	300	2119	14.16

Tabella 14: % di Concordanza per Topic One-shot description

- **Confronto dei risultati ottenuti con il two-shot prompting**

I modelli mostrano un livello di disaccordo ancora maggiore quando vengono forniti loro due esempi, come evidenziato in Tabella 15. Questo risultato suggerisce che, nonostante l'aggiunta di un altro esempio, i modelli continuano a interpretare i post in modo diverso. È possibile che due esempi non siano sufficienti per comprendere appieno come effettuare le classificazioni.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	13295
Post Discordi	26200
Totale Post	39494

Tabella 15: Two-shot description

Considerazioni analoghe per quanto riguarda la percentuale di concordanza dei modelli in ciascun feed, come illustra la Tabella 16. Il feed con percentuale maggiore continua ad essere "Green Sky", mentre quello con

percentuale minore è ancora "News". In generale, le percentuali di accordo risultano più basse rispetto alle analisi precedenti, confermando che l'aggiunta di due esempi non ha generato un miglioramento sostanziale

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
Unknown	7821	9452	82.74
Green Sky	76	100	76.00
Science	193	271	71.22
Game Dev	148	346	42.77
Black Sky	823	2489	33.07
Ukrainian View	10	37	27.03
Book Sky	2019	10046	20.10
Disability	1025	5781	17.73
Political Science	208	1348	15.43
What's History	7	48	14.58
Academic Sky	822	7227	11.37
News	143	1445	9.90

Tabella 16: % di Concordanza per Topic Two-shot description

#### • Confronto dei risultati ottenuti con il few-shot prompting

La concordanza tra i modelli aumenta significativamente nel caso del few-shot prompting, in cui viene fornito un esempio per ciascun feed, come illustrato nella Tabella 17. Questo miglioramento suggerisce che fornire un esempio rappresentativo per ogni categoria supporta i modelli nel comprendere meglio le differenze tra le categorie.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	24488
Post Discordi	15007
Totale Post	39494

Tabella 17: Few-shot description

Anche in questa configurazione, la categoria "Unknown" presenta la concordanza più alta, con un 89.07%, leggermente inferiore rispetto al caso zero-shot, ma comunque indicativa della tendenza dei modelli a riconoscere i post non categorizzabili con buona coerenza. Dopo "Unknown," i feed "Science" (75.79%) e "Green Sky" (60.45%) presentano le percentuali di concordanza più elevate, mentre in questo caso i feed con minore percentuale di concordanza sono "Game Dev" e "Ukrainian View".

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
Unknown	18154	20382	89.07
Science	288	380	75.79
Green Sky	162	268	60.45
Black Sky	1485	3581	41.47
Disability	1092	3013	36.24
News	386	1170	32.99
What's History	81	265	30.57
Academic Sky	955	3167	30.15
Book Sky	1200	4389	27.34
Political Science	502	1954	25.69
Game Dev	156	727	21.46
Ukrainian View	27	131	20.61

Tabella 18: % di Concordanza per Topic Few-shot description

In definitiva, i modelli mostrano un significativo incremento della concordanza quando viene impiegato il few-shot prompting. L'inserimento di esempi specifici per ciascun feed facilita la classificazione da parte dei modelli, che risultano così più concordi rispetto a quanto osservato con altre modalità di prompting.

### 3.4 Confronto tra i due modelli sui post interni ai feed

Abbiamo eseguito un'analisi aggiuntiva in cui cerchiamo di capire meglio le capacità dei modelli valutandoli sui post pubblicati all'interno dei feed, di cui conosciamo già il corretto assegnamento al rispettivo feed.

Questo confronto permetterà di valutare la robustezza dei modelli e di approfondire la loro abilità di classificare accuratamente i post all'interno dei feed.

#### 3.4.1 Selezione dei post nei feed

Il primo passo è stato ottenere i post provenienti dai feed di Bluesky, che saranno successivamente analizzati dai modelli. A tal fine, è stata effettuata una selezione di post all'interno dei vari feed di Bluesky.

Per assicurare un adeguato bilanciamento tra le categorie, è stato stabilito un limite sul numero massimo di post selezionabili per ciascun feed. Si è imposto che il numero di post nei feed più numerosi non potesse superare di più di quattro volte quello presente nei feed con il numero minore di post. Pertanto, il limite di selezione è stato fissato a quattro volte il numero di post del feed

con meno contenuti. Nei feed che contavano un numero di post inferiore o uguale a questo limite, sono stati selezionati tutti i post disponibili. Per i feed che superavano tale limite, è stato eseguito un campionamento casuale, selezionando un numero di post pari al massimo consentito.

Inoltre, ogni post selezionato è stato arricchito con un attributo che indica il feed di appartenenza, in modo da tenere traccia della corretta e classificazione.

Il numero di post dei feed selezionati è risultato alla fine pari a 6200.

### 3.4.2 Ottenimento delle classificazioni

I post selezionati nella fase precedente sono stati trattati con lo stesso approccio applicato ai post fuori dai feed, ovvero provenienti dalla Home di Bluesky. Anche per questi post, sono stati utilizzati i modelli LLaMA e Qwen, impiegando le tecniche di prompting zeroshot, oneshot, twoshot e fewshot.

### 3.4.3 Confronto tra i modelli

Il confronto tra i modelli avviene sia considerando il numero di volte in cui i due modelli concordano e discordano nelle loro previsioni, sia l'osservazione di metriche aggiuntive come accuracy, precision, recall e F1-score, per valutare in modo completo le prestazioni di entrambi i modelli.

- **Confronto dei risultati ottenuti con lo zero-shot prompting**

I modelli dimostrano un buon livello di accordo, assegnando i post agli stessi feed nella maggior parte dei casi, come mostrato in Tabella 19.

Inoltre, come mostra la Tabella 20, la percentuale di concordanza risulta elevata tra i vari feed. Tuttavia, si nota un'eccezione nel feed News, dove la percentuale di concordanza scende al di sotto del 50%.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	4321
Post Discordi	1879
Total Post	6200

Tabella 19: Zero-shot

Per quanto riguarda le metriche di valutazione, i modelli mostrano performance complessivamente buone e metriche simili, come indicato nelle Tabelle 21 e 22. Qwen 2.5 presenta una precision maggiore, indicando una

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
UkrainianView	587	592	99.16
Game Dev	574	642	89.41
Science	315	374	84.22
Disability	395	497	79.48
Unknown	345	500	69.00
GreenSky	243	367	66.21
AcademicSky	760	1159	65.57
Political Science	195	307	63.52
BookSky	655	1085	60.37
Whats History	55	100	55.00
Blacksky	27	54	50.00
News	170	467	36.40

Tabella 20: % di Concordanza per Topic Zero-shot

migliore capacità di ridurre i falsi positivi. Llama 3.1, invece, presenta un F1-Score leggermente migliore, evidenziando un miglior bilanciamento tra precision e recall.

Metrica	Valore
Accuracy	0.640
Precision	0.729
Recall	0.640
F1-Score	0.635

Tabella 21: Performance del modello llama3.1 - Zeroshot

Metrica	Valore
Accuracy	0.632
Precision	0.783
Recall	0.632
F1-Score	0.655

Tabella 22: Performance del modello qwen2.5 - Zeroshot

#### • Confronto dei risultati ottenuti con il one-shot prompting

Il numero di post sui quali i modelli concordano rimane maggiore rispetto a quelli su cui si trovano in disaccordo, sebbene la differenza è diminuita, come illustrato in Tabella 23. Anche le percentuali di concordanza tra i feed sono in generale più basse, con ben 5 feed che ora presentano una percentuale di concordanza inferiore al 50%. Inoltre, è emerso un errore

nei modelli, che hanno assegnato un post a un feed non previsto tra quelli proposti, ossia "PublicHealth". Tali risultati sono presenti in Tabella 24.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	3923
Post Discordi	2277
Totale Post	6200

Tabella 23: One-shot

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
PublicHealth	1	1	100.00
UkrainianView	538	547	98.35
Game Dev	552	610	90.49
Science	309	388	79.64
Disability	376	473	79.49
GreenSky	173	247	70.04
Unknown	183	275	66.55
AcademicSky	776	1259	61.64
Whats History	40	82	48.78
Political Science	235	484	48.55
BookSky	679	1459	46.54
Blacksky	22	59	37.29
News	39	195	20.00

Tabella 24: % di Concordanza per Topic One-shot

Le metriche di valutazione mostrano un peggioramento rispetto al caso precedente. Il modello Llama 3.1 presenta valori più bassi rispetto al modello Qwen 2.5, con performance intorno al 58% in tutte le metriche, sebbene la precisione rimanga relativamente buona. D'altra parte, Qwen 2.5 continua a presentare buone prestazioni, ma con valori complessivamente inferiori rispetto alla situazione precedente. I risultati sono presenti nelle Tabelle 25 e 26.

Metrica	Valore
Accuracy	0.580
Precision	0.681
Recall	0.580
F1-Score	0.562

Tabella 25: Performance del modello llama3.1 - Oneshot

Metrica	Valore
Accuracy	0.605
Precision	0.775
Recall	0.605
F1-Score	0.624

Tabella 26: Performance del modello qwen2.5 - Oneshot

- **Confronto dei risultati ottenuti con il two-shot prompting**

I risultati sono simili a quelli precedenti: i modelli continuano a registrare un numero maggiore di post concordi rispetto a quelli in disaccordo, con valori che rimangono sostanzialmente invariati (risultati in Tabella 27). Come mostra la Tabella 28, la percentuale di concordanza nei feed risulta piuttosto bassa, con un numero crescente di feed che mostrano percentuali molto ridotte. Come nei casi precedenti, i feed con le percentuali di concordanza più alte sono UkrainianView e Game Dev, mentre quelli con le percentuali più basse restano Blacksky e News.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	3452
Post Discordi	2748
Totale Post	6200

Tabella 27: Two-shot

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
UkrainianView	473	481	98.34
Game Dev	506	542	93.36
Science	150	191	78.53
GreenSky	161	234	68.80
Disability	383	611	62.68
AcademicSky	708	1295	54.67
Unknown	144	305	47.21
BookSky	755	1734	43.54
Political Science	83	210	39.52
Whats History	12	31	38.71
Blacksky	20	107	18.69
News	57	316	18.04

Tabella 28: % di Concordanza per Topic Two-shot

Le metriche evidenziano un peggioramento nelle performance del modello Llama, che ora si aggirano intorno al 50%. Al contrario, il modello Qwen mostra performance migliori, ma nonostante ciò, rimangono co-

munque inferiori rispetto ai risultati ottenuti in precedenza. I risultati sono presenti nelle Tabelle 29 e 30.

Metrica	Valore
Accuracy	0.508
Precision	0.620
Recall	0.508
F1-Score	0.493

Tabella 29: Performance del modello llama3.1 - Twoshot

Metrica	Valore
Accuracy	0.617
Precision	0.774
Recall	0.617
F1-Score	0.636

Tabella 30: Performance del modello qwen2.5 - Twoshot

- **Confronto dei risultati ottenuti con il few-shot prompting**

Nonostante il numero di post concordi continui a essere maggiore rispetto a quelli discordi, i modelli mostrano un livello di accordo ancora più basso rispetto ai casi precedenti, come mostra la Tabella 31. Le percentuali di accordo nei feed sono generalmente migliori rispetto ai casi "twoshot" e "oneshot", ma si osservano alcuni errori nei modelli, che classificano i post in feed non previsti tra quelli proposti, come "PublicHealth" e "What's History". Ciò è mostrato invece in Tabella 32.

Tipologia	Conteggio
Post Concordi	3683
Post Discordi	2517
Totale Post	6200

Tabella 31: Few-shot

Le metriche mostrano un lieve miglioramento, con il modello Qwen 2.1 che continua a presentare performance superiori rispetto al modello Llama 3.1. I risultati sono presenti nelle Tabelle 33 e 34.

Topic	Post Concordi	Totale Post	% Concordanza
PublicHealth	1	1	100.00
UkrainianView	336	360	93.33
Game Dev	569	651	87.40
Science	287	345	83.19
Disability	384	486	79.01
BookSky	604	851	70.98
AcademicSky	459	710	64.65
GreenSky	256	411	62.29
Political Science	124	210	59.05
Unknown	470	815	57.67
Blacksky	12	30	40.00
News	145	411	35.28
Whats History	32	106	30.19
What's History	4	24	16.67

Tabella 32: % di Concordanza per Topic Few-shot

Metrica	Valore
Accuracy	0.544
Precision	0.742
Recall	0.544
F1-Score	0.593

Tabella 33: Performance del modello llama3.1 - Fewshot

Metrica	Valore
Accuracy	0.637
Precision	0.784
Recall	0.637
F1-Score	0.659

Tabella 34: Performance del modello qwen2.5 - Fewshot

In definitiva, i migliori risultati si ottengono quando viene utilizzato lo zero-shot prompting. Si osserva inoltre che fornire un numero maggiore di esempi nel prompt non sembra aiutare i modelli nelle classificazioni.

## 4 Conclusioni

In conclusione, questo progetto ha esplorato due ambiti differenti: l'analisi delle interazioni su Bluesky (Social Media Analysis) e la classificazione dei post nei feed attraverso modelli di linguaggio naturale (Natural Language Processing).

Nella sezione dedicata alla Social Media Analysis, sono stati applicati diversi approcci per calcolare l'engagement degli utenti, analizzando il loro coinvolgimento sia all'interno che all'esterno dei feed presenti nel dataset. I risultati hanno evidenziato un livello di interazioni più elevato al di fuori dei feed piuttosto che all'interno dei feed. Questo fenomeno potrebbe derivare dal fatto che i feed presentano contenuti generalmente limitati per argomento; pertanto, la possibilità di interagire con post di diverse tematiche e più popolari invoglia gli utenti a partecipare maggiormente al di fuori dei feed. Per un'analisi più approfondita, si potrebbero considerare tecniche di calcolo dell'engagement più complesse e specifiche per questi dati.

Nella parte di NLP, l'obiettivo è stato classificare i post esterni ai feed associandoli a uno dei feed presenti nel dataset, con l'obiettivo di poter suggerire per ciascun post di utenti influenti fuori dai feed, in quale tra questi potesse essere postato. Questo permette in ottica di interazioni, di poter in futuro tentare di bilanciare l'engagement di community relative ai feed e fuori. Sono stati impiegati due LLM per questo compito e sono state sperimentate diverse tecniche di prompting per comprendere quale metodo potesse aiutare maggiormente i modelli nella classificazione. Il few-shot prompting si è rivelato la strategia più promettente, generando un maggiore accordo tra i modelli. Questo suggerisce che fornire esempi corretti per ciascun feed consente ai modelli di apprendere più efficacemente le caratteristiche distintive di ogni topic, migliorando così la precisione nella classificazione. Per sviluppi futuri, si potrebbe esplorare l'instruction fine-tuning utilizzando i post già presenti nei feed, al fine di affinare ulteriormente le capacità dei modelli. Inoltre, si potrebbero utilizzare dei modelli di tipo encoder, che analizzano in modo più completo il contesto di ciascun post.

Integrando queste soluzioni, il progetto potrebbe produrre risultati ancora più accurati e comprendere in modo più approfondito le dinamiche di engagement e della categorizzazione tematica su Bluesky.

## Riferimenti bibliografici

- [1] Andrea Failla and Giulio Rossetti. I'm in the bluesky tonight: Insights from a year worth of social data. 2024.