



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI
MILANO-BICOCCA

SOCIAL MEDIA ANALYTICS

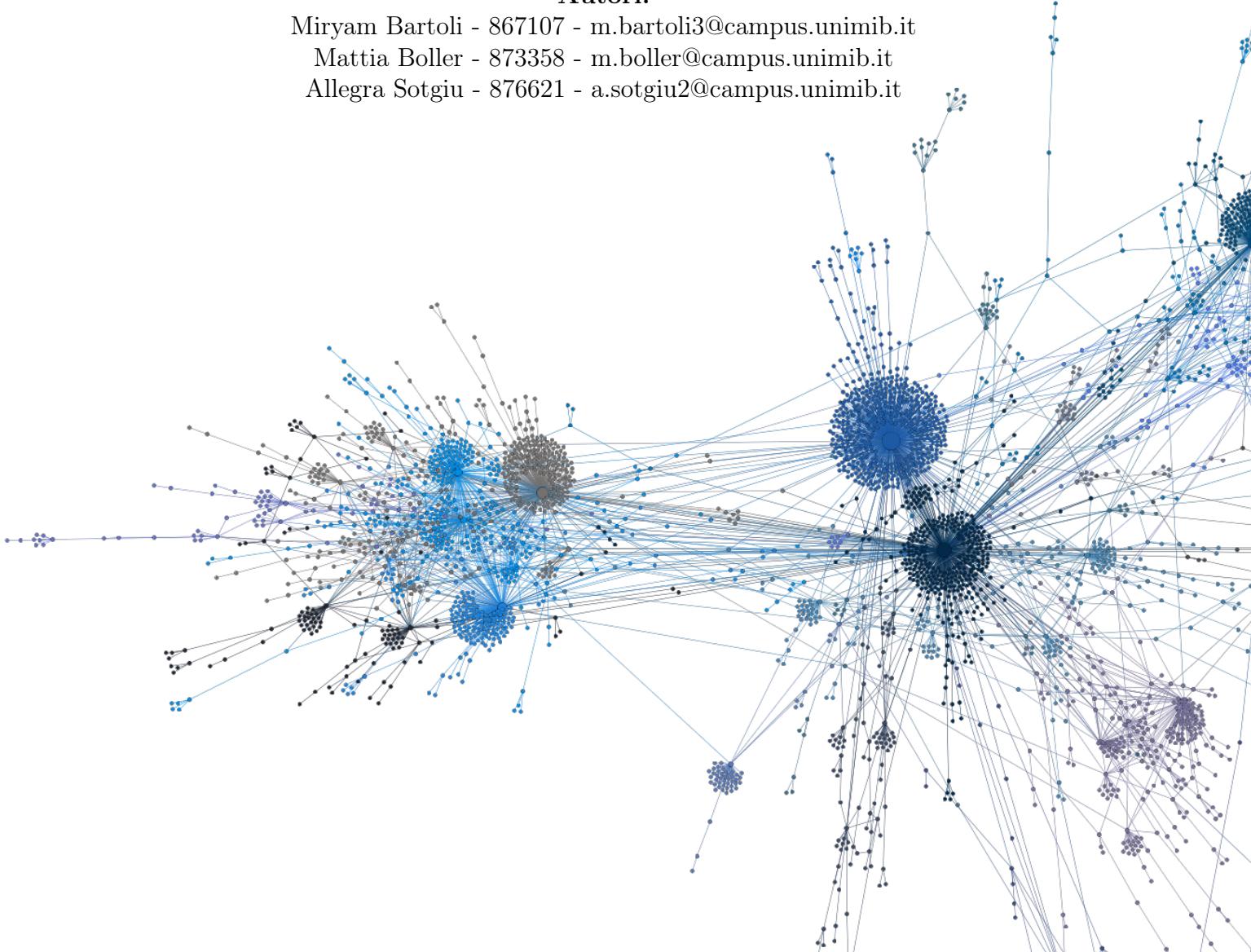
Tokyo 2020:
Olimpiadi e Paralimpiadi a confronto

Autori:

Miryam Bartoli - 867107 - m.bartoli3@campus.unimib.it

Mattia Boller - 873358 - m.boller@campus.unimib.it

Allegra Sotgiu - 876621 - a.sotgiu2@campus.unimib.it



Indice

1	Introduzione	1
2	Dati	1
2.1	Raccolta dati e descrizione	1
2.2	Esplorazione	2
2.3	Preprocessing	4
3	Social network analysis	5
3.1	Costruzione dei grafi	5
3.2	Analisi del grafo	5
3.3	Identificazione delle community	7
4	Social content analysis	8
4.1	Sentiment Analysis	8
4.1.1	Analisi dei picchi	9
4.2	Emotions analysis	11
5	Conclusioni e sviluppi futuri	12
A	Appendice	14
A.1	Rete olimpiadi	14
A.2	Rete paralimpiai	15

Sommario

Il focus di questo elaborato è stato improntato sull’analisi dei tweet relativi ai più recenti Giochi olimpici e paralimpici di Tokyo 2020. Sono state studiate le reti sociali degli utenti di Twitter (filtrando per hashtag), la loro dimensione e la struttura dei grafi corrispondenti. Sono stati individuati i nodi di maggiore interesse in termini di connessioni e posizione all’interno del grafo. Inoltre, si sono volute esplorare le emozioni riscontrate negli spettatori e il sentimento dei tweet, andandone ad indagare l’evoluzione nel tempo e le cause di eventuali valori anomali.

1 Introduzione

Dal 1896, i Giochi olimpici sono un evento estremamente seguito e sentito a livello mondiale. La loro importanza ha risonanza non solo nel mondo dello sport ma anche e soprattutto nella cultura di ogni paese. Tokyo 2020, 32esima Olimpiade estiva, è stata un’edizione particolare a causa della pandemia da Covid-19 che ne ha causato lo slittamento all’anno successivo e la parziale mancanza di pubblico. L’interesse mediatico è stato molto elevato con un picco di 7 milioni di spettatori in Italia in occasione del doppio oro di Tamberi e Jacobs. Più recenti invece i Giochi paralimpici la cui prima edizione risale al 1960.

Questo progetto si propone di esplorare e confrontare le interazioni sociali legate a questi due eventi che si sono venute a creare sulla piattaforma Twitter, cercando di individuare utenti e/o comunità particolarmente influenti nonché monitorare l’umore e le sensazioni degli spettatori. L’interesse nel paragone tra le due manifestazioni nasce dall’ipotesi che, seppur meno seguiti, gli atleti paralimpici suscitino maggiore empatia nel pubblico.

2 Dati

I dati utilizzati per questo progetto sono i tweet, scritti in lingua inglese, relativi alle Olimpiadi e Paralimpiadi di Tokyo 2020. Nei paragrafi seguenti verranno presentate le tecniche di estrazione e trasformazione utilizzate.

2.1 Raccolta dati e descrizione

Per raccogliere i tweet è stata usata la libreria *sns scrape* [1] che permette di scaricare tweet specificando l’arco temporale in cui sono stati pubblicati, uno o più hashtag presenti e altre proprietà come ad esempio la lingua in cui sono stati scritti.

Nel nostro caso, questo strumento è stato utilizzato per scaricare i tweet contenenti l’hashtag Tokyo2020 nei periodi tra il 23 luglio 2021 e l’8 agosto 2021, per i dati riguardanti le Olimpiadi, e tra il 24 agosto e il 5 settembre per le Paralimpiadi. La scelta è stata quella di considerare solo i tweet in lingua inglese per limitazioni hardware e per la maggiore disponibilità di strumenti per la gestione dei dati in questa lingua.

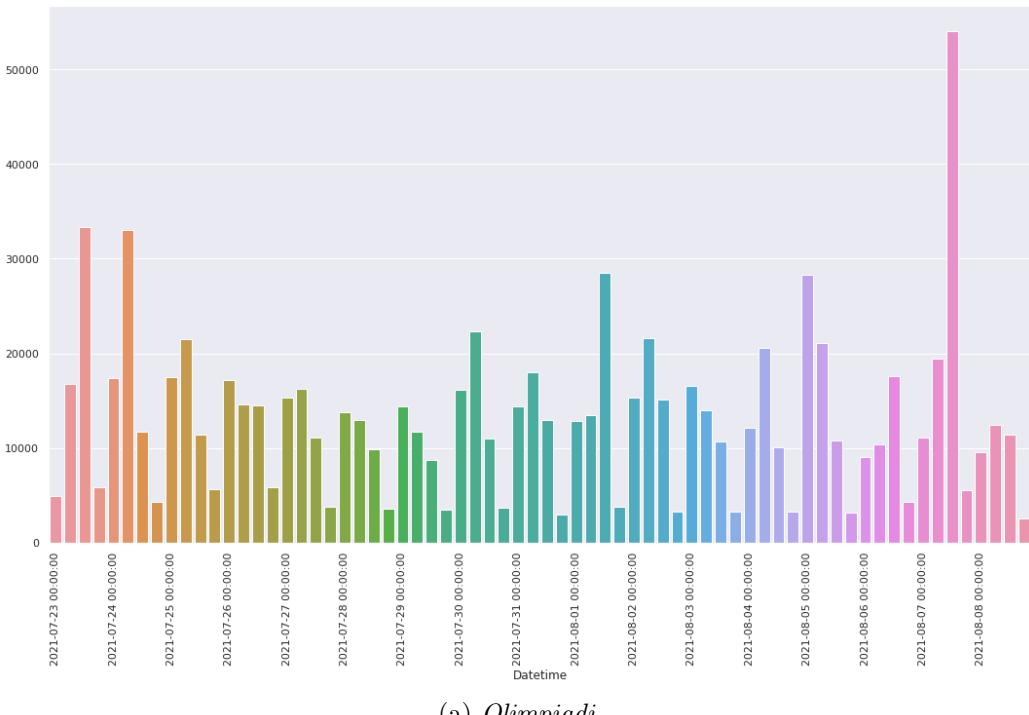
I dati relativi a Olimpiadi e Paralimpiadi sono stati trattati in parallelo, per ognuno è stato infatti costruito un dataframe in cui, per ogni tweet, si hanno diversi attributi:

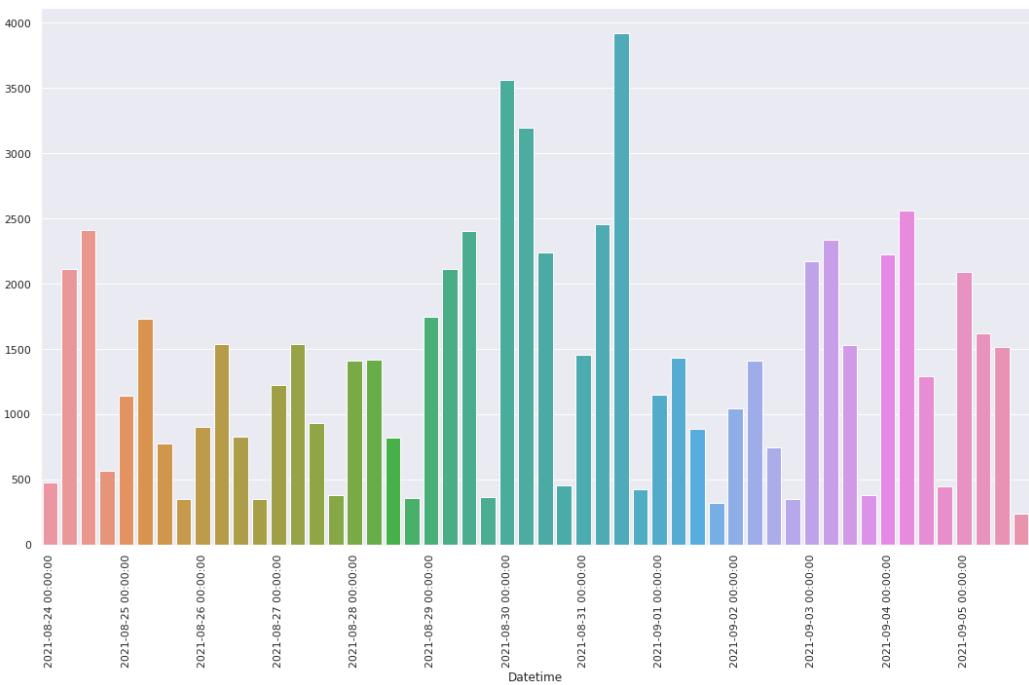
- **Datetime:** data e ora di pubblicazione del tweet
- **TweetId:** codice identificativo del tweet
- **Text:** testo completo del tweet, comprese emoji e hashtag
- **Username:** nome dell’account che ha pubblicato il tweet

- **UserVerified**: variabile booleana che indica se l'account che ha pubblicato il tweet è verificato o meno
- **UserId**: codice identificativo dell'account
- **UserFollowers**: numero di follower dell'account
- **ReplyCount**: conteggio dei commenti al post
- **RetweetCount**: numero dei retweet del post
- **LikeCount**: numero dei like al tweet
- **QuoteCount**: numero di volte che il tweet è stato citato
- **Language**: variabile contenente la lingua in cui è stato scritto il tweet
- **Retweeted**: se è un retweet restituisce il nome dell'account del tweet originale
- **Quoted**: se è un tweet citato restituisce il nome dell'account di quello originale
- **Mentioned**: lista di account che sono stati menzionati nel tweet

2.2 Esplorazione

Il numero totale di tweet scaricati per le Olimpiadi è 897'252 mentre per le Paralimpiadi è 71'327. Osservando a confronto i grafici in Figura 1, relativi al numero di tweet pubblicati per fascia oraria di 6 ore, è evidente in entrambi una periodicità dovuta all'assenza di gare nella fascia notturna. Si nota che i picchi per le Olimpiadi hanno valori molto più alti, aggirandosi intorno ai 30'000 tweet con un valore anomalo che supera i 50'000, mentre per Paralimpiadi attorno ai 2'500. Per questo motivo è importante tenere in considerazione la differenza di scala tra i due grafici.





(b) *Paralimpiadi*

Figura 1: Numero di tweet per fascia oraria

Per quanto riguarda gli account che hanno postato il maggior numero di tweet si può osservare che le prime posizioni sono occupate da "7olympics", con 4'000 tweet, e "7Sport", con 2'000 tweet, entrambe pagine australiane verificate (Figura 2).

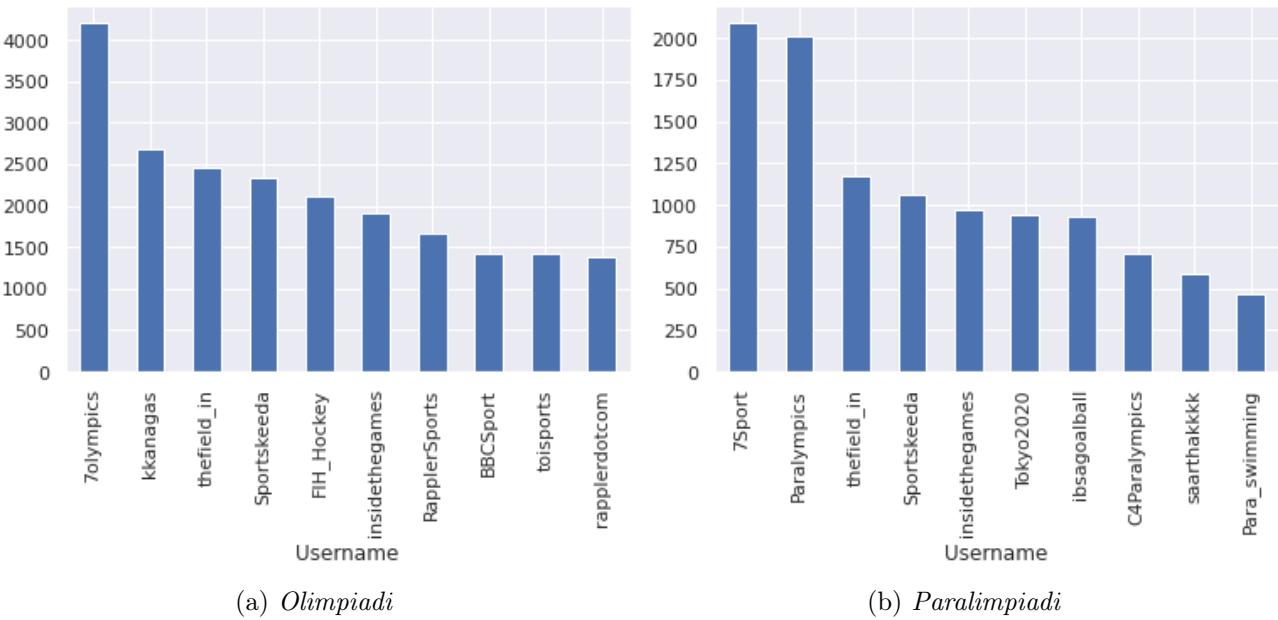


Figura 2: Account che hanno pubblicato più tweet

Considerando invece gli account con più alto numero di follower, per le Olimpiadi al primo posto si trova Narendra Modi, primo ministro indiano, con circa 75 milioni di followers e, per le Paralimpiadi, Akshay Kumar, attore indiano naturalizzato canadese con 43 milioni di seguaci (Figura 3).

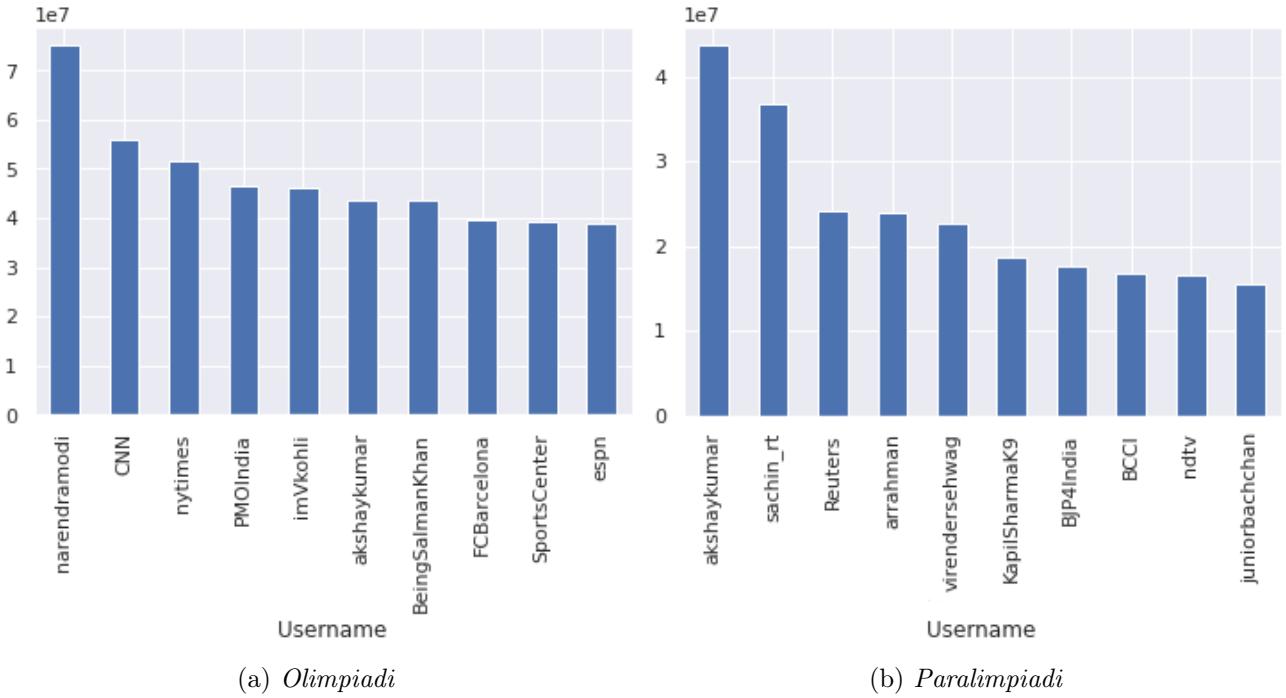


Figura 3: Account con più followers

2.3 Preprocessing

Sempre lavorando in parallelo tra il dataset delle Olimpiadi e delle Paralimpiadi, i dati totali relativi a tutte le informazioni sui tweet sono stati divisi per creare due dataframe distinti per la social network analysis (capitolo 3) e social content analysis (capitolo 4).

Per quanto riguarda la social network analysis, le informazioni che sono state ritenute rilevanti per la costruzione e lo studio della struttura del grafo sono: Username, Retweeted, Quoted e Mentioned. Inoltre, sono stati mantenuti solo i tweet che avessero almeno una delle ultime tre caratteristiche non nulla.

Per la social content analysis sono state reputate rilevanti solo le informazioni sulla data (Datetime) e il testo del tweet (Text). A questi dati è stato necessario applicare diversi passaggi di preprocessing per rendere migliore l'interpretazione attraverso l'utilizzo di svariate funzioni:

- **remove_urls:** rimuove urls presenti nel testo
- **replace_words:** trasforma alcune abbreviazioni comuni nella forma estesa
- **replace_emoji:** trasforma le emoji nel testo corrispondente
- **remove_extra_whitespace:** rimuove eventuali spazi in eccesso presenti nel testo
- **remove_punctuation:** rimuove la punteggiatura presente nel tweet
- **remove_num_symb:** rimuove i numeri e i simboli presenti nel tweet
- **remove_stopwords:** rimuove stopwords presenti nell'elenco fornito da *NLTK*

Infine sono stati applicati il *POS tagging* e la lemmatizzazione, preferita alla stemmatizzazione dato l'intento di un approccio basato su *lexicon* per la successiva *sentiment analysis* (capitolo 4.1).

3 Social network analysis

Nei paragrafi seguenti vengono presentate le varie operazioni di social network analysis effettuate sui due dataset riguardanti Olimpiadi e Paralimpiadi descritti nel capitolo 2. Gli obiettivi primari delle analisi sono stati:

- Valutare gli account Twitter più centrali e influenti
- Valutare le diverse comunità createsi
- Valutare le differenze tra la rete di utenti interessati alle Olimpiadi rispetto alla rete di utenti interessanti alle Paralimpiadi

Innanzitutto verrà illustrato l'approccio adottato per la costruzione delle reti, passando poi alle varie analisi effettuate sui componenti dei grafi e sulle comunità rilevate al loro interno.

3.1 Costruzione dei grafi

La costruzione delle reti di account Twitter, si è basata sui *Retweets* e sulle *Quotes* dei vari user. Per ogni retweet o quote, è stato aggiunto un arco rappresentante l'interazione tra i due utenti, individuati dai nodi all'estremità dell'arco. Non si sono considerati, quindi non sono stati rappresentati nei grafi, i casi in cui un utente ha condiviso un suo stesso post. A livello tecnico, la costruzione delle reti è avvenuta utilizzando la libreria *NetworkX*.

Le reti risultanti dai due dataset contano quindi 55'241 nodi e 65'099 archi per le Olimpiadi e 5'340 nodi e 5'642 archi per le Paralimpiadi.

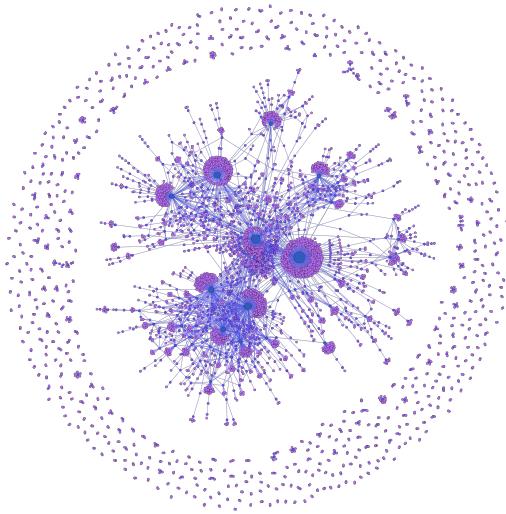


Figura 4: Rappresentazione grafica della rete di utenti interessati alle Paralimpiadi

In Figura 4 è presente una rappresentazione grafica ottenuta tramite il software *Gephi* della rete riguardante le Paralimpiadi. Colori e grandezza dei nodi sono proporzionali al loro grado. Il posizionamento degli elementi costituenti del grafo è dato dall'algoritmo ForceAtlas2, tecnica basata sulla repulsione tra nodi e attrazione tra archi [2].

3.2 Analisi del grafo

Le stesse operazioni di analisi sono state applicate al grafo sulle Olimpiadi e al grafo sulle Paralimpiadi, di seguito vengono riportati i risultati ottenuti.

Per quanto riguarda la rete rappresentante gli utenti attivi rispetto alle Olimpiadi, il nodo con grado maggiore, pari a 4'187, è risultato essere "Olympics", mentre il grado medio dei nodi del grafo è pari a 2.4. Sono state identificate 5'771 componenti connesse, di cui la più estesa conta 41'960 nodi e 57'579 archi. Il grafo presenta un coefficiente di clustering medio pari a 0.015 e un coefficiente di clustering globale pari a 0.001, mentre la componente connessa maggiore presenta coefficienti di clustering rispettivamente di 0.020 e 0.001. Si è effettuato uno studio su questa componente, analizzando le proprietà di centralità dei nodi con grado maggiore. I risultati sono presentati in Tabella 1.

Tabella 1: Misure di centralità dei principali nodi del grafo sulle Olimpiadi

Account	Degree centrality	Closeness centrality
BBCSport	0.026	0.280
TeamGB	0.031	0.276
Tokyo2020	0.040	0.306
OlympicKhel	0.044	0.283
Olympics	0.100	0.338

Per quanto riguarda invece la rete rappresentante gli utenti interessati alle Paralimpiadi, il nodo con grado maggiore, pari a 599, è risultato essere "Tokyo2020", mentre il grado medio dei nodi del grafo è pari a 2.1. Sono state identificate 626 componenti connesse, di cui la più estesa conta 3'825 nodi e 4'750 archi. Il grafo presenta un coefficiente di clustering medio pari a 0.034 e un coefficiente di clustering globale pari a 0.004, mentre la componente connessa maggiore presenta coefficienti di clustering rispettivamente di 0.048 e 0.004. Anche in questo caso, si è data più attenzione a questa componente, analizzando le proprietà di centralità dei nodi con grado maggiore appartenenti ad essa. I risultati sono presentati in Tabella 2.

Tabella 2: Misure di centralità dei principali nodi del grafo sulle Paralimpiadi

Account	Degree centrality	Closeness centrality
ddsportschannel	0.055	0.322
C4Paralympics	0.071	0.323
OlympicKhel	0.083	0.360
Paralympics	0.114	0.395
Tokyo2020	0.157	0.386

In entrambe le analisi, compaiono tra i nodi più importanti "Tokyo2020", account ufficiale della 32esima edizione dei Giochi olimpici e paralimpici, e "OlympicKhel", account indiano ufficiale dei Giochi olimpici. Quest'ultima considerazione suggerisce una probabile forte partecipazione degli utenti indiani alle discussioni riguardanti le Olimpiadi su Twitter. In particolare, è interessante notare che, nella prima rete, "OlympicKhel" presenta un coefficiente di degree centrality maggiore rispetto a "Tokyo2020", ma un coefficiente di closeness centrality minore. Ciò indica che i post del primo account sono stati condivisi da più account univoci, ma appartenenti ad un numero ristretto di comunità, probabilmente nodi facenti parte principalmente della comunità indiana. Inoltre è possibile notare la forte centralità dei nodi "Olympics", per quanto riguarda le Olimpiadi, e "Paralympics", per quanto riguarda le Paralimpiadi.

3.3 Identificazione delle community

La fase di community detection, è stata affrontata testando diversi algoritmi dedicati a questo tipo di operazione. Il confronto tra i risultati è avvenuto comparando i diversi punteggi di *modularity* ottenuti dalle diverse tecniche, dato che non era disponibile una ground-truth con cui valutare la bontà della divisione in comunità. La modularità viene calcolata nel seguente modo:

$$M = \frac{1}{2E} \sum_C \sum_{i \in C, j \in C} (A_{ij} - \frac{d_i d_j}{2E}) z_{ij} \quad (1)$$

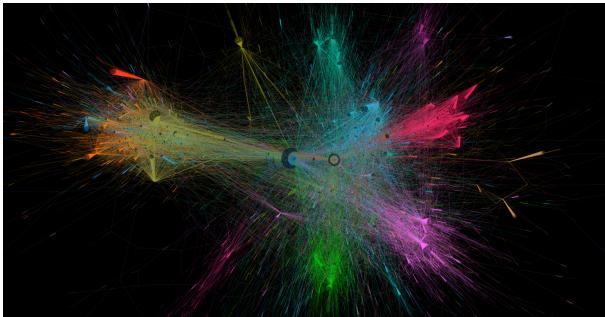
dove E indica il numero di archi, C è l'insieme dei sottografi, A_{ij} indica la presenza di un arco tra il nodo i e il nodo j e d indica il grado del nodo.

Di seguito, in Tabella 3, sono presentati i risultati ottenuti dai diversi algoritmi di community detection sui due grafi.

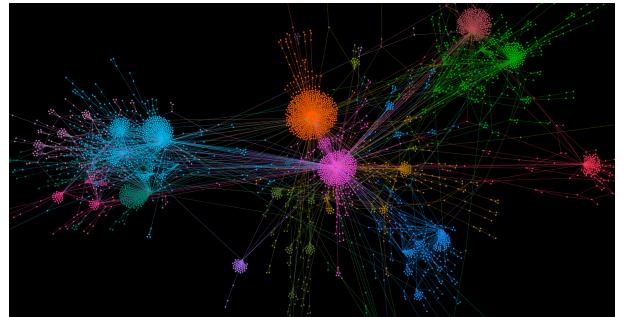
Tabella 3: Risultati dell'applicazione di diversi algoritmi di community detection

Algoritmo	Olimpiadi		Paralimpiadi	
	num. community	modularity	num. community	modularity
Fast greedy	308	0.784	54	0.789
Louvain	88	0.797	30	0.797
Leading eigenvector	17	0.446	30	0.687
Walktrap	1581	0.708	148	0.733

Dai test eseguiti, è emerso come le performance migliori siano state raggiunte dal metodo Louvain in entrambe le reti. Louvain è un algoritmo network-centric basato su un approccio gerarchico e sulla massimizzazione della modularità. Inizialmente, ogni nodo è considerato una comunità a sé stante. In ogni passaggio, i nodi vengono assegnati alle comunità in modo da ottenere il massimo valore di modularità. A questo punto ogni comunità viene considerata come un singolo nodo e il processo ricomincia [3].



(a) Olimpiadi



(b) Paralimpiadi

Figura 5: Rappresentazione grafica delle community identificate

In Figura 5 è possibile vedere le rappresentazioni grafiche delle due reti e delle community in esse rilevate, identificabili tramite i colori. Per una visualizzazione migliore e completa di label nei nodi d'interesse, consultare l'appendice A.1 e l'appendice A.2. Dalle rappresentazioni complete di nomi degli account principali, si può osservare come gli utenti abbiano formato delle community spesso in base alla loro nazionalità. In entrambe le reti, nella parte alta del grafo è presente la comunità indiana, la più grande fra quelle identificate. Altri cluster evidenti sono quello australiano, inglese, statunitense, canadese, irlandese, filippino e malese. Inoltre, nella rete riguardante le Olimpiadi, è possibile notare una piccola comunità italiana collegata

all'hub "Eurosport_IT". Interessante il comportamento dell'hub "BadmintonTalk" che tende a costituire una comunità a sé in entrambi i grafi.

Infine è stato calcolato il valore di *assortatività* per entrambe le reti, ottenendo -0.122 per il grafo riguardante le Olimpiadi e -0.282 per il grafo riguardante le Paralimpiadi. Entrambe le reti tendono quindi ad essere disassortative, effetto del fatto che la maggior parte delle condivisioni avviene da parte degli utenti verso pagine molto seguite, le quali assumono il ruolo di hub nei grafi.

4 Social content analysis

Al fine di approfondire la comprensione e il confronto delle due reti sociali si è proceduto con l'analisi del *sentiment* e delle emozioni dei tweet.

Per ognuno dei due dataset è stato calcolato il valore del *sentiment* sui dati preprocessati sfruttando la libreria *Vader*. In seguito è stata usata la libreria *NRCLex* [4] per estrarre le emozioni prevalenti in ogni tweet la cui soggettività (calcolata con la libreria *TextBlob*) fosse maggiore di zero.

4.1 Sentiment Analysis

Data l'assenza di un valore pre-determinato di *sentiment*, si è proceduto con un approccio Lexicon based, assegnando un valore di sentiment ai tweet in base ai punteggi delle varie parole contenute in essi.

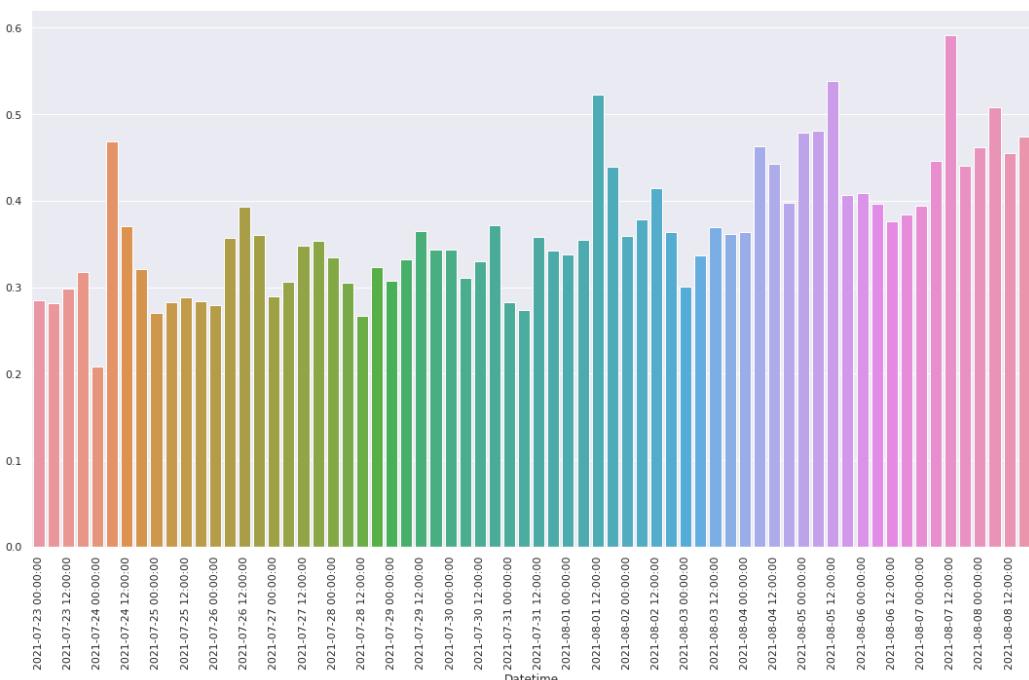


Figura 6: Andamento del sentiment delle Olimpiadi ad intervalli di 6 ore

In Figura 6 è rappresentato l'andamento del *sentiment* per tutta la durata delle Olimpiadi ad intervalli regolari di 6 ore. È possibile notare come l'umore sia rimasto costantemente al di sopra del valore 0.2 indicando quindi una tendenza decisamente positiva con una media del 0.380. In corrispondenza dei quattro picchi maggiori è stata svolta un'analisi più approfondita, riportata nella sezione 4.1.1.

Di seguito sono elencate le date e le fasce orarie dei picchi:

- **I picco:** 24 luglio 2021, 6:00-12:00
- **II picco:** 01 agosto 2021, 12:00-18:00
- **III picco:** 05 agosto 2021, 12:00-18:00
- **IV picco:** 07 agosto 2021, 12:00-18:00

La stessa analisi è stata condotta sul *sentiment* delle Paralimpiadi, il cui andamento è mostrato in Figura 7.

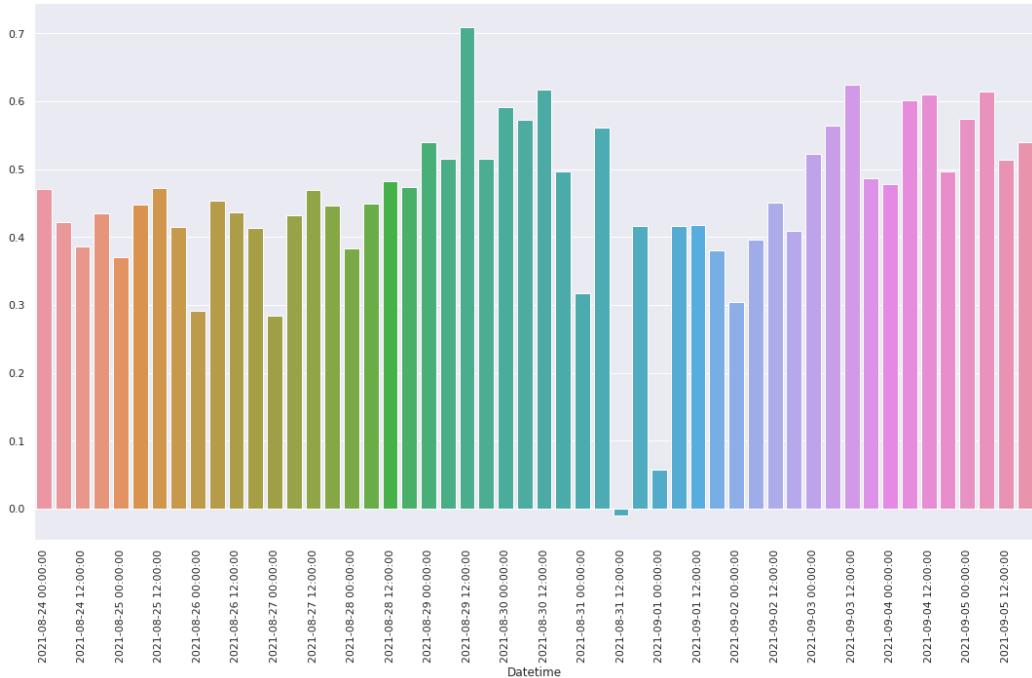


Figura 7: Andamento del sentiment delle Paralimpiadi ad intervalli di 6 ore

Anche in questo caso l'umore è prevalentemente positivo, con una media del 0.463, fatta eccezione per un valore lievemente negativo. Analogamente a quanto sopra, l'analisi dei valori anomali verrà esposta nella sezione 4.1.1. Qui riportati date e orari dei picchi analizzati:

- **I picco:** 29 agosto 2021, 12:00-18:00
- **II picco:** 31 agosto 2021, 12:00-18:00

4.1.1 Analisi dei picchi

In corrispondenza di ogni picco evidenziato in precedenza, è stata creata una *wordcloud* con le parole più frequenti utilizzate nei tweet, al fine di comprendere meglio i temi predominanti ed eventualmente l'evento scatenante (Figura 8).

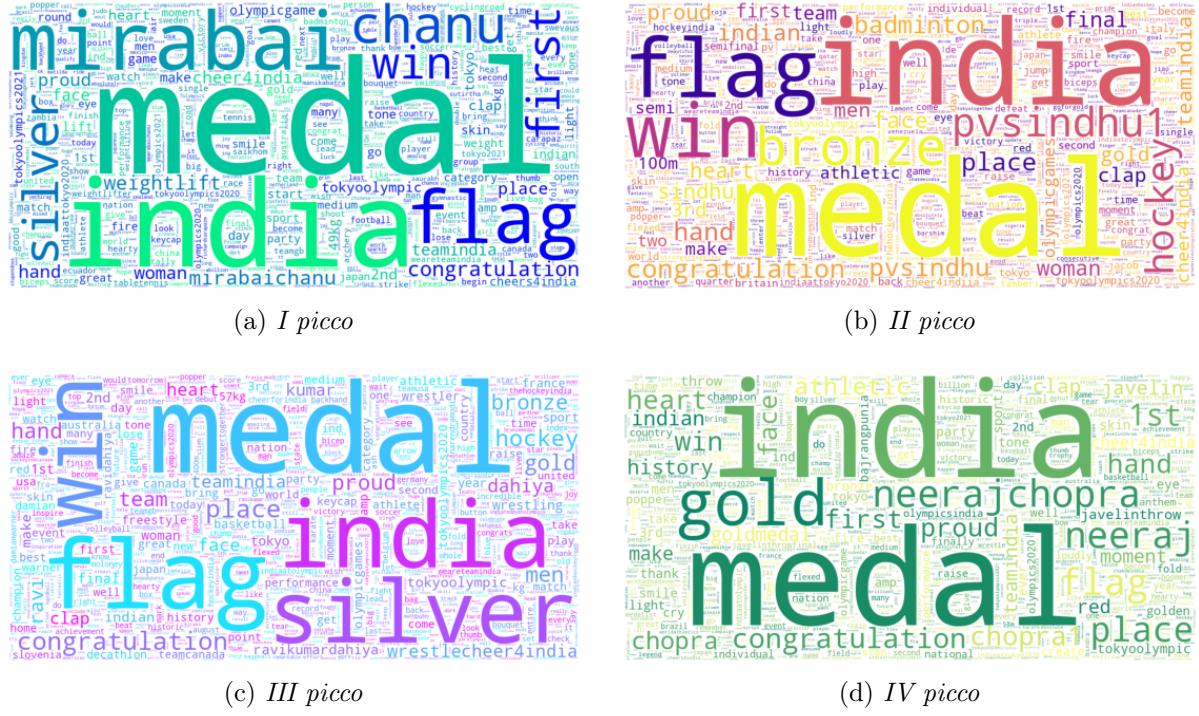


Figura 8: Wordcloud dei picchi per le Olimpiadi

Come riassunto nell'elenco di seguito, attraverso le parole che appaiono più di frequente, è facilmente intuibile il riferimento all'evento collegato. Il primo picco è legato alla medaglia d'argento vinta dall'atleta indiana Mirabai Chanu nel sollevamento pesi, la cui finale si è svolta all'interno della fascia oraria in questione. Il secondo picco si è verificato in concomitanza del terzo posto dell'atleta indiana PV Sindhu nella disciplina del badminton. Il terzo picco di *sentiment* ha avuto origine dalla vittoria della medaglia d'argento conquistata dall'atleta indiano Ravi Kumar Dahiya nella lotta libera, detta anche wrestling. L'ultimo picco, il più alto, è dato dalla medaglia d'oro dell'atleta indiano Neeraj Chopra nel lancio del giavellotto.

I picco	<i>medal, india, mirabai, chanu, silver, win, first, flag, weightlift, woman</i>
II picco	<i>medal, india, bronze, hockey, pusindhu, win, badminton, flag, final, woman</i>
III picco	<i>medal, india, silver, win, flag, wrestlecheer, dahiya</i>
IV picco	<i>medal, india, gold, neerajchopra, history, proud, first, congratulation, javelinthrow</i>

L'analisi sui picchi delle Paralimpiadi si è concentrata sugli intervalli indicati in precedenza. Anche in questo caso le due *wordcloud*, in Figura 9, forniscono indicazioni chiare sugli eventi a cui si riferiscono.

Nell'elenco sottostante sono riassunte le parole principali che nel primo picco corrispondono alla vittoria dell'alteta Nishad Kumar che ha conquistato l'argento nel salto in alto maschile, stabilendo un nuovo record asiatico. Il secondo picco, quello negativo, è legato alla squalifica dell'atleta malese Zolkefli Muhammad Ziyad che, dopo aver vinto l'oro e stabilito ben due record mondiali nel lancio del peso durante la gara, si è visto sottrarre la medaglia per essersi presentato con un ritardo di tre minuti alla gara stessa. Il primo posto è stato quindi assegnato all'atleta ucraino Maksym Koval, classificatosi secondo.

I picco *medal, india, high, kumar, silver, bronze, nishad, jump, throw*

II picco *gold, flag, men, malaysia, ziyad, shoot, koval, zolkefli*



Figura 9: Wordcloud dei picchi per le Paralimpiadi

4.2 Emotions analysis

Successivamente, per ognuno dei picchi sopra esposti, sono state estratte le emozioni prevalenti e riportate su un grafico a barre. In Figura 10 sono presentati i grafici per i quattro picchi delle Olimpiadi. È possibile notare che le emozioni con maggiore frequenza sono *trust, joy, anticipation* e *surprise* in tutti e quattro i casi, a conferma del *sentiment* positivo individuato in precedenza.

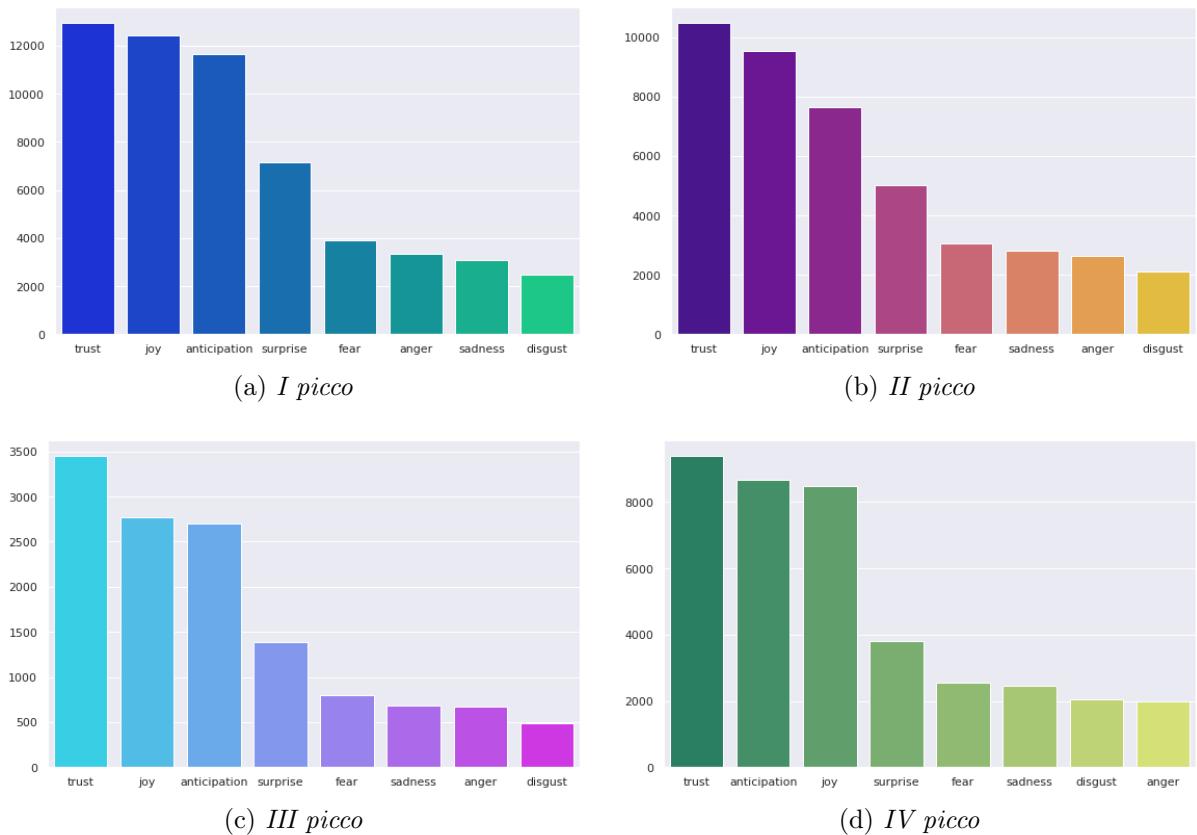


Figura 10: Emozioni prevalenti nei picchi per le Olimpiadi

Nel caso delle Paralimpiadi (Figura 11), le emozioni prevalenti nel primo picco rimangono *trust*, *joy*, *anticipation* e *surprise*. Nel secondo picco, quello negativo, *surprise* viene sostituita da *fear* mentre *anger* aumenta notevolmente, quasi pareggiando *anticipation*.

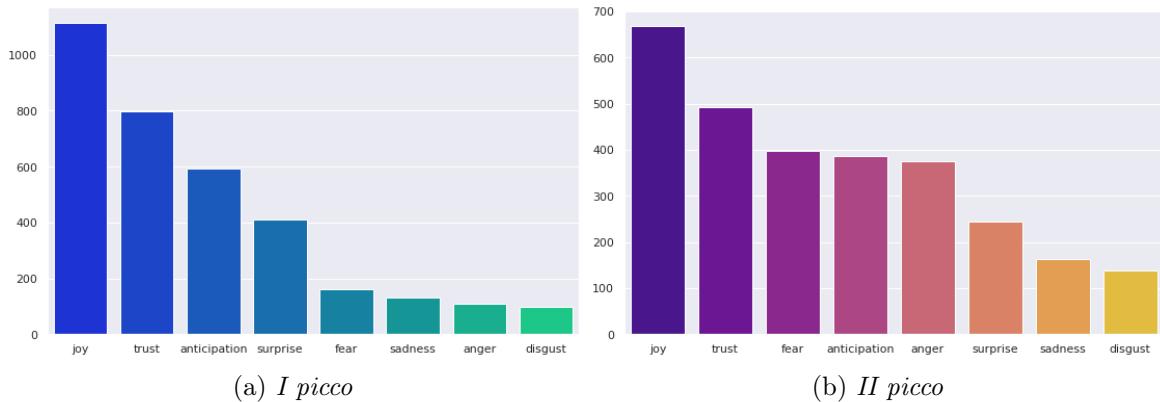


Figura 11: Emozioni prevalenti nei picchi per le Paralimpiadi

5 Conclusioni e sviluppi futuri

In seguito alle analisi effettuate, è emersa fin da subito la grande differenza tra le due reti sociali in termini di estensione. Per quanto riguarda la struttura, invece, si sono notate diverse similitudini. I nodi principali per entrambe sono gli account ufficiali internazionali dell'organizzazione dei Giochi (ovvero "Tokyo2020", "Olympics" e "Paralympics") e alcune pagine di carattere nazionale (come "OlympicKhel" e "TeamGB"). Anche in termini di assortatività le due reti si comportano in modo analogo, per quanto riguarda la condivisione dei tweet gli utenti tendono a interagire con i nodi principali e meno tra loro. Dall'analisi grafica delle comunità, si è riscontrato come queste tendano a suddividersi su base nazionale. Risulta, inoltre, interessante notare l'importanza della comunità indiana, la quale conta un numero elevato di nodi.

Gli effetti di questa forte presenza, hanno avuto una grande influenza sui risultati della *sentiment analysis*. Infatti, tutti i picchi positivi riscontrati, sono legati ad una vittoria significativa per l'India. In linea generale, l'umore medio e le emozioni predominanti sono positivi per entrambi gli eventi. Il *sentiment* risulta mediamente più alto per quanto riguarda le Paralimpiadi nonostante l'avvenimento controverso che ha causato l'espulsione dell'atleta malese e il conseguente picco negativo. Questa peculiarità potrebbe suggerire un maggiore riguardo da parte degli spettatori nei confronti degli atleti paralimpici.

In eventuali sviluppi futuri si potrebbe estendere l'analisi ad altre lingue e ricorrere a tecniche di *topic modeling* al fine di approfondire le tematiche dei post.

Riferimenti bibliografici

- [1] JustAnotherArchivist, “Justanotherarchivist/snsrape: A social networking service scraper in python.”
- [2] M. Jacomy, T. Venturini, S. Heymann, and M. Bastian, “Forceatlas2, a continuous graph layout algorithm for handy network visualization designed for the gephi software,” *PLOS ONE*, vol. 9, pp. 1–12, 06 2014.
- [3] V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, and E. Lefebvre, “Fast unfolding of communities in large networks,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, vol. 2008, p. P10008, Oct 2008.
- [4] S. M. Mohammad and P. D. Turney, “Crowdsourcing a word-emotion association lexicon,” *Computational Intelligence*, vol. 29, no. 3, pp. 436–465, 2013.

A Appendix

A.1 Rete olimpiadi

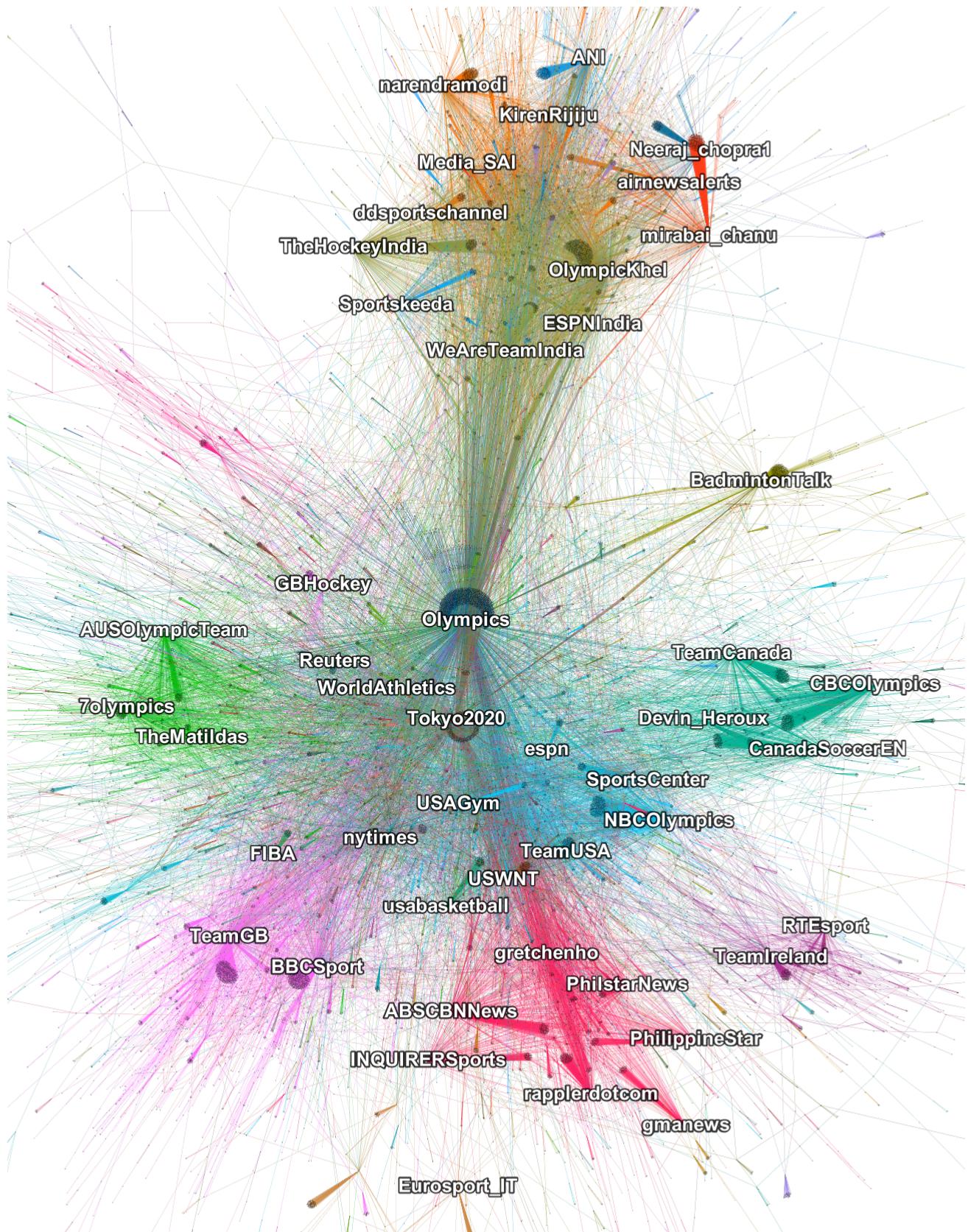


Figura 12: Rappresentazione grafica della rete olimpiadi

A.2 Rete paralimpiadi

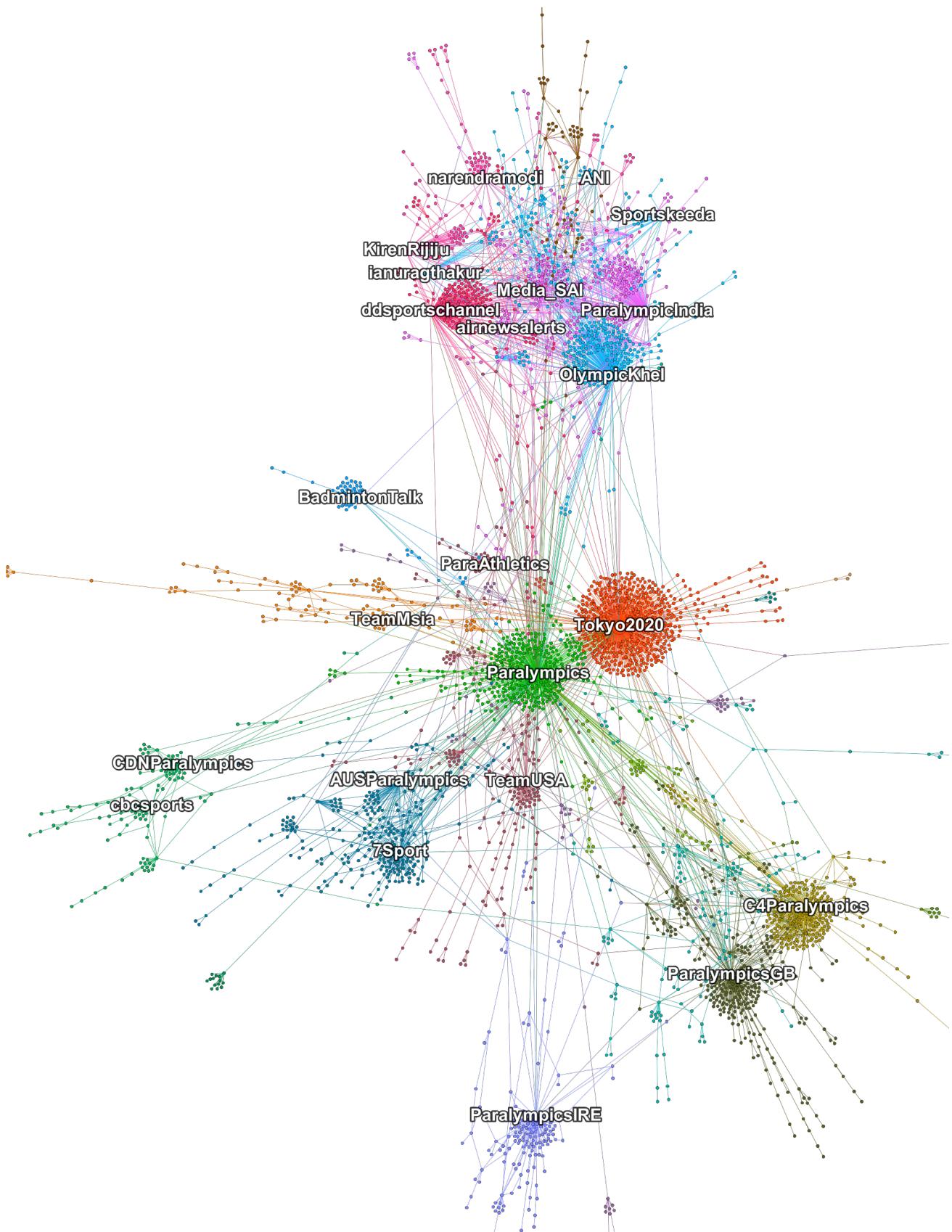


Figura 13: Rappresentazione grafica della rete paralimpiadi