

Progetto di Social Computing

Parata Loris (144338)
Arzon Francesco (142439)
Dal Fabbro Lorenzo (142300)
Galvan Matteo (142985)

Indice

1	Sottografo di Twitter	2
1.1	Introduzione	2
1.2	Costruzione del grafo	2
1.2.1	Download dei nodi	2
1.2.2	Creazione degli archi	3
1.2.3	Creazione del grafo	4
1.2.4	Visualizzazione del grafo	5
1.3	Analisi del grafo completo	5
1.3.1	Rimozione dei nodi sconnessi	5
1.3.2	Proprietà dei grafi	5
1.3.3	Misure di centralità	6
1.3.4	Albero di copertura minimo	7
1.4	Analisi del sottografo dell'utente KevinRoitero	7
1.5	Smallworldness	8
1.6	Analisi delle correlazioni di Pearson e Kendall	9

Capitolo 1

Sottografo di Twitter

1.1 Introduzione

Questo primo progetto di Social Computing consiste nello studio della rete sociale di 5 utenti di Twitter.

Lo studio è stato svolto mediante la costruzione di un sottografo di Twitter, costituito da cinque nodi che rappresentano gli utenti principali e della loro relativa rete di contatti costituita dai loro follower, following e da rispettivi sottoinsiemi campionati in maniera random. Nello specifico abbiamo analizzato la relazione diretta di **follows** tra tutti i nodi del grafo ed i cinque profili scelti.

1.2 Costruzione del grafo

1.2.1 Download dei nodi

Il primo passo consiste nello scaricare tutti i followers attraverso la **api.followers()** di Twitter dei cinque nodi principali:

- @Mizzaro, @damiano10, @Miccighel_, @eglu81, @KevinRoitero

```
followers_ids, following_ids={},{}

for utente in users_id:
    print(utente)
    followers_utente, following_utente=[],[]
    for item in tweepy.Cursor(
        api.followers,
        id=utente,
        skip_status=True,
        include_user_entities=False
    ).items():
        json_data=item._json
        user={"id":json_data["id"]}
        time.sleep(181)
        followers_utente.append(user)

    followers_ids[utente]=followers_utente
```

L'uso della funzione **Cursor()** ci permette di restituire i dati richiesti ad una certa API in pagine. I parametri di questa funzione sono:

-**api.followers**: l'api desiderata, seguita dai parametri necessari ad essa.

-**id**: utente, indica l'id dello user "target" a cui siamo interessati

-**skip_status= True**: in modo che gli stati non verranno inclusi negli oggetti utente restituiti.

-**include_user_entities= False**: in modo da non includere l'oggetto utente "entities"

-**items()** ci permette di indicare l'eventuale la grandezza desiderata del blocco di dati richiesto.

Lo stesso procedimento è stato effettuato per i rispettivi following di ogni nodo principale, utilizzando la **api.friends()**.

```

#Download dei followers dei 10 followers degli utenti random
followers_ids= []
followers_ids = read_json("data_ids/followers_5_utenti.json")
random_followers_utenti_ids, followers_of_followers_ids = {}, {}

for utente in followers_ids:
    random_followers_utenti_ids[utente] = random.sample(followers_ids[utente], 5)
try:
    for utente in random_followers_utenti_ids:
        for f in random_followers_utenti_ids[utente]:
            fof = []
            print("scarico per " + str(utente))
            for item in tweepy.Cursor(
                api.followers,
                id=f['id'],
                skip_status=True,
                include_user_entities=False
            ).items(10):
                time.sleep(10)
                json_data = item._json
                user = {"id": json_data["id"]}
                fof.append(user)
                print("Downloaded: " + str(user))

            followers_of_followers_ids[f['id']] = fof
except tweepy.TweepError as error:
    print(error)

```

Successivamente abbiamo selezionato gli **id** di 5 followers e 5 following randomicamente per ognuno dei 5 account. Da ognuno di essi sono stati scelti e scaricati gli id di altri 10 account followers e 10 account following sempre in maniera casuale.

Infine, una volta ottenuti tutti gli account, abbiamo scaricato tutte le informazioni principali relative agli account mediante la **api.get user()**, che ha come parametro l'**id** di un account precedentemente individuato.

```

nodes = {}

for user_id in id_nodi_grafo:
    #richiamo API GET_USER
    utente=api.get_user(id=user_id['id'])._json
    node_infos = {}

    node_infos["name"]=utente["name"]
    node_infos["screen_name"]=utente["screen_name"]
    node_infos["location"]=utente["location"]
    node_infos["followers_count"]=utente["followers_count"]
    node_infos["friends_count"]=utente["friends_count"]
    node_infos["statuses_count"]=utente["statuses_count"]
    node_infos["created_at"]=utente["created_at"]

    nodes[user_id['id']] = node_infos

```

Per un totale di **3103 nodi**.

1.2.2 Creazione degli archi

```

friendships=[]
for main_user in user_id:
    for node_id in id_nodi_grafo:
        print(contatore/len(id_nodi_grafo))
        time.sleep(1)
        try:
            relationship = api.show_friendship(source_id=node_id['id'],target_id=main_user)
            relation = relationship[0]
            #Controllo nell'oggetto relationship delle relazioni di following tra nodo e nodo principale
            if(relation.following == True): # node follows the user
                infos_of_relation={}
                infos_of_relation["source"] = node_id['id']
                infos_of_relation["type"] = "follows"
                infos_of_relation["target"] = main_user
                friendships.append(infos_of_relation)
        except:
            print(node_id['id'])

```

Successivamente abbiamo controllato l'esistenza di una relazione tra tutti gli account scaricati ed i 5 nodi principali con la funzione **api.show_friendship()**. Aggiungendo gli archi raffiguranti l'azione di follows un file json, indicando nodo sorgente, tipo di relazione e nodo target. Il try-catch è stato utilizzato per rilevare eventuali nodi problematici.

Questa operazione, essendo molto costosa temporalmente, è stata effettuata modificando il codice in maniera tale da poterlo eseguire, con chiavi di autenticazione developer diverse, per ogni singolo utente. In modo da parallelizzare l'operazione, che costava circa 5 ore di tempo per singolo utente, a causa dei limiti temporali di 180 richieste ogni 15 minuti di all'api Twitter. Tutti gli archi sono stati uniti in un unico file json. Abbiamo ottenuto un totale di **1922 archi**.

Ottimizzazione archi

E' possibile rilevare tutti i nodi direttamente connessi ai 5 account andando a visualizzare direttamente i rispettivi followers, con la **api.followers()**, riducendo significativamente i costi in termine di richieste all'API. Ma per attinenza alla traccia abbiamo fatto un controllo completo per ogni nodo scaricato precedentemente.

1.2.3 Creazione del grafo

La costruzione del grafo è stata effettuata mediante l'utilizzo delle funzioni messe a disposizione di networkx.

```
for ids, node in nodes_of_graph.items():
    if ids in ["18932422", "132646210", "15750573", "19659370", "3036907250"]:
        color='#d8041b'
    else:
        color='#15addf'
    twitter_graph.add_node(ids,
                           id= ids,
                           title= node["name"],
                           color= color,
                           physics=False, #rende la visualizzazione del grafo più leggera
                           name=node['name'],
                           screen_name=node['screen_name'],
                           location=node['location'],
                           followers_count=node["followers_count"],
                           following_count=node["friends_count"],
                           number_of_tweets=node["statuses_count"],
                           data_creazione_profilo=node["created_at"]
                           )
```

Abbiamo inserito i nodi al grafo mediante la funzione **add_node()**. Indicando come parametri:

- ids: identificatore del nodo
- id di visualizzazione
- title: il titolo visualizzato dal nodo
- colore: colore del nodo
- physics: per abilitare o meno l'influenza del nodo sulla fisica del grafo
- i restanti attributi del nodo.

```
#Aggiunta degli archi al grafo, con controllo se è presente nel grafo il nodo source, per rilevare eventuali incongruenze
main_edges=read_json("data_ids/edges_of_twitter_graph.json")
for edge in main_edges:
    if edge['type'] == 'follows':
        if twitter_graph.has_node(str(edge['source'])):
            twitter_graph.add_edge(str(edge['source']),str(edge['target']),color="#FF502", physics=False)
    else:
        print("Relazione relativa ad un nodo non presente nel grafo")
print(twitter_graph.number_of_edges())
```

Mentre per aggiungere gli archi al grafo abbiamo controllato se è presente il nodo sorgente nel grafo con la funzione **has_node()**, indicando l'id del nodo interessato, per rilevare eventuali incongruenze tra nodi scaricati e relazioni rilevate. Successivamente abbiamo aggiunto l'arco al grafo utilizzando la funzione **add_edge()** indicando:

- nodo sorgente
- nodo target
- colore desiderato per l'arco durante la visualizzazione

1.2.4 Visualizzazione del grafo

La visualizzazione interattiva del grafo costruito con le funzioni messe a disposizione di networkX avviene utilizzando la libreria apposita pyvis.

Ottimizzazione visualizzazione

E' possibile ridurre i costi per l'elaborazione grafica di costruzione del grafo impostando il parametro opzionale `physic = False`. Questo parametro a discapito dell'interazione fisica nel trascinamento dei nodi che avrebbero una risposta fisica, permette di risparmiare l'80 per cento del tempo di rendering.

1.3 Analisi del grafo completo

Applicando le relative funzioni messe a disposizione dalla libreria di networkX abbiamo potuto stabilire che il grafo è:

Il grafo da noi analizzato è risultato **non connesso**.

Questo sottolinea che è errato dar per scontato che tutti gli utenti che seguono un determinato account **UtenteTwitter** a loro volta sono seguiti da utenti che seguono anche loro l' **UtenteTwitter**.

Nel caso in cui tenessimo traccia delle relazioni interne tra i nodi di secondo livello e quelli di terzo livello, considerando i path indiretti, allora sarebbe risultato connesso.

Ma questo dipende dalla componente casuale che sceglie da quali nodi scaricare i relativi follower dei follower.

Ecco perchè abbiamo deciso di procedere alla rimozione dei nodi sconnessi del grafo principale e di confrontare le proprietà dei due grafi dove è possibile.

1.3.1 Rimozione dei nodi sconnessi

```
#Creo una copia del grafo
sub_twitter_graph = twitter_graph.copy()

nodes_to_delete=[]
#Controlla se un nodo ha out_degree = 0,
#perchè ci interessano solo i nodi che seguono un account principale
for node_id in twitter_graph.nodes():
    if(twitter_graph.out_degree[node_id] == 0):
        nodes_to_delete.append(node_id)
sub_twitter_graph.remove_nodes_from(nodes_to_delete)
```

Questo codice ci permette di rimuovere dal grafo tutti i nodi che hanno **out-degree = 0**, cioè i nodi che non hanno archi uscenti. E nel nostro caso di ricerca dei follower, questa condizione basta per escludere i nodi sconnessi.

Otteniamo un grafo con soli **1679 nodi**.

1.3.2 Proprietà dei grafi

Il grafo completo risulta **non connesso**, mentre il suo sottografo è **connesso**.

Ma entrambi risultano **non bipartiti**.

Centro, Diametro e Raggio sono calcolabili solamente per il sottografo perchè il grafo completo essendo sconnesso ha valore di diametro e raggio infinito per definizione.

Per il sottografo abbiamo :

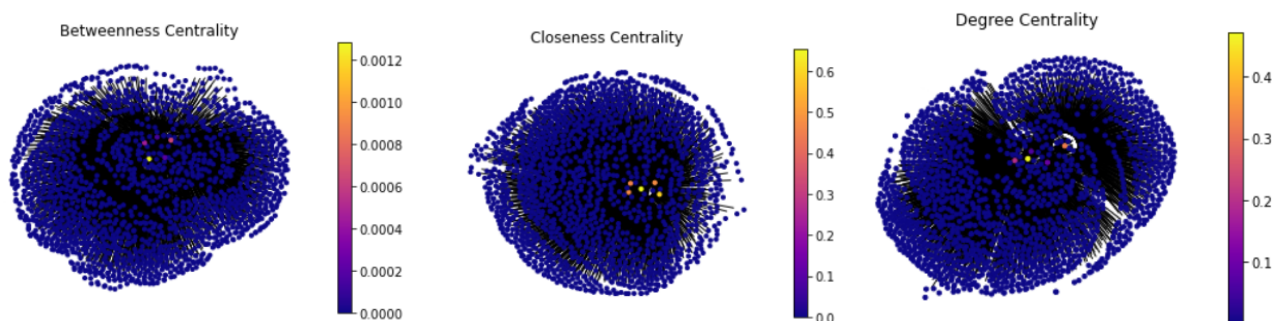
- Centro: ritroviamo i nodi di **Kevin Roitero**, **Gianluca Demartino** e **Damiano Spina**, tre dei 5 nodi principali.
- Diametro: **4**
- Raggio: **2**

1.3.3 Misure di centralità

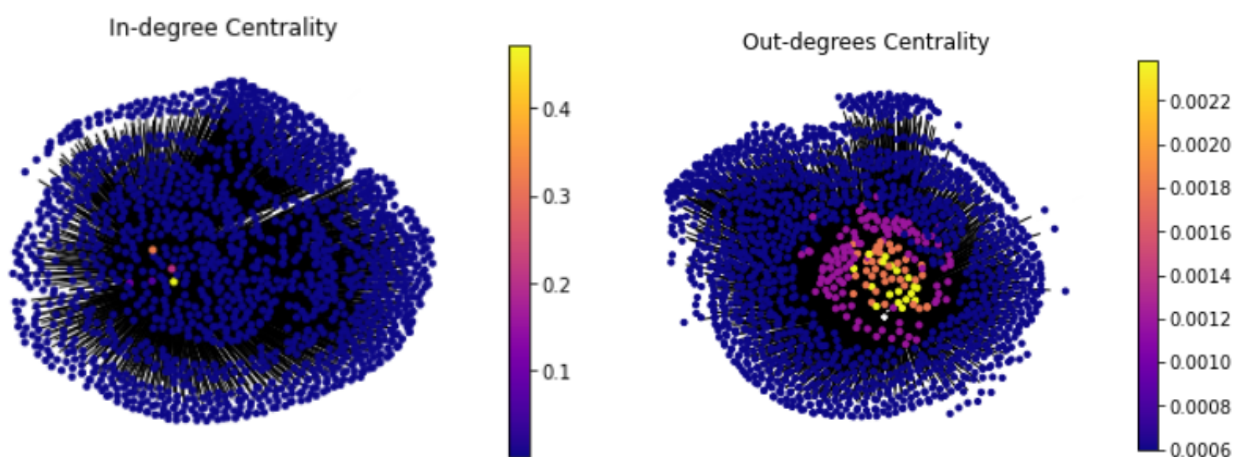
Per le misure di Betweenness, Closness, Degree e In-centrality, otteniamo valori massimi riferiti al nodo di damiano10, seguito da eglu81, Miccighel e dai restanti nodi principali.

Per quanto riguarda l'out-centrality abbiamo come valore massimo un nodo che segue tre profili principali, per poi andare a decrescere per chi ne segue due e così via.

- Betweenness:
valore massimo: 0.000375
sottografo: 0.0012
- Closness:
valore massimo: 0.353
sottografo: 0.653
- Degree:
valore massimo: 0.254
sottografo: 0.471



- In-centrality: 0.253
sottografo: 0.469
- Out-centrality: 0.00128 di Kevin Callegher
sottografo: 0.00238

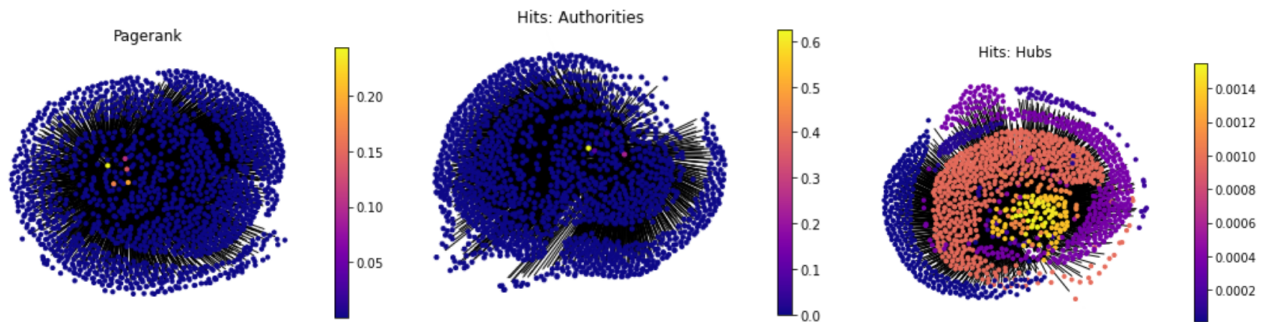


Riportiamo anche i valori relativi al sottografo connesso perchè hanno un andamento coerente con il grafo grafo principale, ma i valori sono più alti perché abbiamo un numero di nodi complessivo minore.

- PageRank:
grafo completo: 0,216
sottografo: 0,243
per entrambi i valori si presentano in ordine al numero di followers che ogni account possiede.

- Hits:

- Hubs: l'hub principale è Luke Gallagher, con valore 0.0015, che segue 3 profili su 5.
- Authorities: la maggiore authority è Damiano con valore di 0.624, seguito dai restanti nodi principali.



Dai risultati notiamo come l'algoritmo di **PageRank** sia influenzato dal numero di nodi complessivi rispetto a **HITS**. Inoltre, conferma come le autorità siano i nodi con più archi entranti, in questo caso i 5 nodi principali, mentre gli hubs, che sono molto più numerosi, siano i nodi con più nodi uscenti (Luke Gallagher segue 3 nodi su 5).

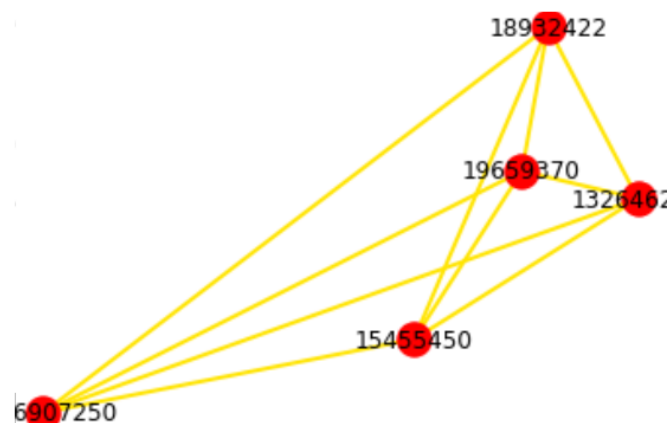
1.3.4 Albero di copertura minimo

Gli archi tra i nodi che compongono l'albero di copertura minimo è possibile visualizzarli all'interno file *SC_progetto.ipynb*.

1.4 Analisi del sottografo dell'utente KevinRoitero

Considerando il sottografo dell'account KevinRoitero:

Lo estraiamo utilizzando la funzione `nx.ego_graph(sub_twitter_graph.reverse(), "3036907250")` sul sottografo, ma considerando la sua versione reverse, essendo che siamo interessati ai nodi che seguono Kevin (id: 3036907250).



Vista la complessità computazionale dell'operazione di **maxClique**, l'abbiamo applicata su uno dei sottografi più piccoli del grafo principale. Notiamo nella cricca massima la presenza di un nodo utente al di fuori dei nodi principali (15455450).

1.5 Smallworldness

Considerando il sottografo non direzionato il valore dei parametri:

- Omega: 0.00307
- Sigma: 0.9808

Il valore di omega vicino allo 0, indica che il grafo ha le caratteristiche di una rete piccolo mondo. Dato confermato anche dal valore di Sigma vicino ad 1. I parametri sono stati calcolati con:

- niter = 15, indica il numero approssimativo di ridirezioni per arco, per calcolare il grafico casuale equivalente

- nrand = 4, indica il numero di grafici casuali generati per calcolare il coefficiente di clustering medio e la lunghezza del percorso medio più breve.

Abbiamo optato per valori più bassi rispetto a quelli di default (100,10), questo per ridurre la complessità computazionale del calcolo dei parametri.

1.6 Analisi delle correlazioni di Pearson e Kendall

	Valore 1	Valore 2	Correlazione di Pearson	Correlazione di Kendall
0	Betweenness	Closeness	(0.8732833494380734, 0.0)	(1.0, 0.0)
1	Betweenness	Degree	(0.99153116582972, 0.0)	(0.17961083327934085, 8.841007564545347e-14)
2	Betweenness	In-Degree	(0.9916503555928056, 0.0)	(1.0, 0.0)
3	Betweenness	Out-Degree	(0.19279170603973841, 1.6029685105045891e-15)	(0.17110933835657438, 1.2355808256776152e-12)
4	Closeness	Betweenness	(0.8732833494380734, 0.0)	(1.0, 0.0)
5	Closeness	Degree	(0.9042051710016155, 0.0)	(0.17961083327934085, 8.841007564545347e-14)
6	Closeness	In-Degree	(0.9033016323580848, 0.0)	(1.0, 0.0)
7	Closeness	Out-Degree	(0.22811389307609925, 2.92986733423811e-21)	(0.17110933835657438, 1.2355808256776152e-12)
8	Degree	Betweenness	(0.99153116582972, 0.0)	(0.17961083327934088, 8.841007564545347e-14)
9	Degree	Closeness	(0.9042051710016155, 0.0)	(0.17961083327934088, 8.841007564545347e-14)
10	Degree	In-Degree	(0.9998209526648841, 0.0)	(0.17961083327934088, 8.841007564545347e-14)
11	Degree	Out-Degree	(0.20990080396551938, 3.579887782501904e-18)	(0.998879370136518, 0.0)
12	In-Degree	Betweenness	(0.9916503555928056, 0.0)	(1.0, 0.0)
13	In-Degree	Closeness	(0.9033016323580848, 0.0)	(1.0, 0.0)
14	In-Degree	Degree	(0.9998209526648841, 0.0)	(0.17961083327934085, 8.841007564545347e-14)
15	In-Degree	Out-Degree	(0.19136222275090523, 2.604316065769854e-15)	(0.17110933835657438, 1.2355808256776152e-12)
16	Out-Degree	Betweenness	(0.19279170603973841, 1.6029685105045891e-15)	(0.1711093383565744, 1.2355808256776152e-12)
17	Out-Degree	Closeness	(0.22811389307609925, 2.92986733423811e-21)	(0.1711093383565744, 1.2355808256776152e-12)
18	Out-Degree	Degree	(0.20990080396551938, 3.579887782501904e-18)	(0.998879370136518, 0.0)
19	Out-Degree	In-Degree	(0.19136222275090523, 2.604316065769854e-15)	(0.1711093383565744, 1.2355808256776152e-12)

Figura 1.1: Tabella della Correlazione di Pearson e Kendel relativa alle misure di centralità del grafo

Nella tabella è indicato nella terza colonna il valore di correlazione di Pearson e nella quarta colonna il valore di correlazione di Kendall. Nella terza colonna i valore vicini all'1 indicano la presenza di correlazione lineare tra il primo ed il secondo parametro, per esempio la **Betweenness centrality** e la **In-degree centrality** sono decisamente correlate, rispetto ad esempio la **Betweenness centrality** e l'**Out-degree centrality**