Primo Progetto Social Computing A.A. 2021/22

M. Giunta¹ S. Bibalo² G. Agrate³ G. De Nardi ⁴

Dicembre 2021

 $^{^1\}mathrm{Marco}$ Giunta 147852 giunta.marco@spes.uniud.it $^2\mathrm{Simone}$ Bibalo 143184 bibalo.simone@spes.uniud.it $^3\mathrm{Giulio}$ Agrate 137617 agrate.giulio@spes.uniud.it

⁴Gianluca Giuseppe Maria De Nardi 142733@spes.uniud.it

Indice

1	Inti	roduzione
2	Cos	struzione dei grafi
	2.1	Estrazione e serializzazione dati
	2.2	Costruzione grafo principale
	2.3	Creazione sottografi
	2.4	Interpretazione grafica
3	Ana	alisi dei dati ottenuti
	3.1	Proprietà grafi
	3.2	Clustering
	3.3	Misure di centralità
	3.4	Small-world-ness
	3.5	Analisi delle correlazioni di Pearson e Kendall
4	Cor	nclusioni

1 Introduzione

In questo progetto abbiamo costruito un grafo e due sottografi partendo da due account Twitter :

- @Mizzarro
- @Miccighel_

Il linguaggio di programmazione utilizzato per questo progetto è Python che, grazie alla libreria Tweepy, rende possibile manipolare in modo semplice le informazioni recuperate attraverso l'API di Twitter. Abbiamo deciso di utilizzare gli endpoint V2, in quanto mettono a disposizione tutte le funzionalità necessarie per il recupero dei dati richiesti.

2 Costruzione dei grafi

2.1 Estrazione e serializzazione dati

Come da specifiche, il primo passo è stato quello di scaricare 5 follower e 5 following dei due account principali (@Mizzarro e @Miccighel_). Grazie al fatto che non si volevano account con più di 1000 follower/following, non è stato necessario utilizzare la paginazione, visto che la quantità massima di dati scaricabili con un'unica interrogazione è proprio 1000. Questo ha reso possibile la semplificazione del codice all'interno del Notebook.

Successivamente abbiamo scaricato, per per ognuno dei follower/following, altri 5 follower e 5 following. Per cercare di ottenere il numero più alto possibile di account diversi, abbiamo evitato di scaricare follower/following già presenti, creando di fatto una lista univoca di account.

Infine, come indicato nelle specifiche del progetto, abbiamo selezionato **solo** i *follower*, ottenendo un totale di 112 account.

Per evitare di dover riscaricare ad ogni esecuzione del Notebook tutti i dati, viste le limitazioni degli account gratuiti usati per collegarsi alle API di Twitter, tutte le informazioni ottenute sono state serializzate e salvate all'interno di file *json*, separati per tipologia (follower, following, tweets).

2.2 Costruzione grafo principale

Per costruire il grafo principale abbiamo utilizzato il modulo NetworkX usando come nodi gli account. Con i dati in nostro possesso, abbiamo controllato l'esistenza di una relazione di follower/following tra tutti i nodi e creato gli archi corrispondenti all'interno del grafo ottenendo un totale di 391 archi.

2.3 Creazione sottografi

Dal grafo principale abbiamo creato due sottografi di tipo diretto, uno per i follower e uno per i following. Per ottenerli è stato sufficiente filtrare gli archi sul parametro key, valorizzato opportunamente durante la creazione del grafo principale.

2.4 Interpretazione grafica

Abbiamo utilizzato Pyvis per la parte grafica in modo da avere grafi interattivi e facilmente comprensibili. Per ottenere una migliore visualizzazione del grafo, in particolar modo per poter osservare separatamente le coppie di archi entranti ed uscenti da un singolo nodo, abbiamo usato la classe MultiDiGraph.

Purtroppo non tutti i metodi del modulo NetworkX funzionano con questa classe: diverse volte siamo stati costretti a convertire i grafi in DiGraph: entrambe le classi permettono la creazione di grafi di tipo diretto, ma la seconda non permette archi multipli tra due nodi.

3 Analisi dei dati ottenuti

3.1 Proprietà grafi

Il grafo Completo non è né connesso né bipartito, invece i grafi Follower e Following sono connessi ma non bipartiti. In tutti i grafi la massima distanza è 7 mentre la media è circa 3.850 per tutti.

3.2 Clustering

I coefficienti di clustering ottenuti sono circa: 0.192 sul grafo Completo, 0.283 sul grafo dei Follower, 0.276 sul grafo dei Following. Possiamo dire che nei due sottografi si può rilevare una tendenza a formare delle *terzine* che, socialmente parlando, rappresentano i pattern di relazione di amicizia.

Nodo

3.3 Misure di centralità

• Betweenness e Closeness

Betweenness

Grafo

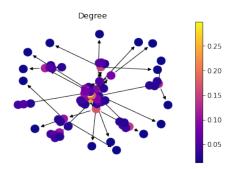
Completo	0.319	mizzaro	0.306	mizzaro	
Follower	0.158	mizzaro	0.224	OlegZendel	
Following	0.158	mizzaro	0.384	$Miccighel_$	
Bet	weenness	_		Closeness	
	• • •	- 0.14		•	- 0.200
- TX		- 0.12	•		- 0.175
		- 0.10			- 0.150
		- 0.08			- 0.125
		- 0.06			- 0.100
					- 0.075
		- 0.04	•		- 0.050
	•	- 0.02		• 🔓 👅	- 0.025
		0.00			0.000

Closeness

Nodo

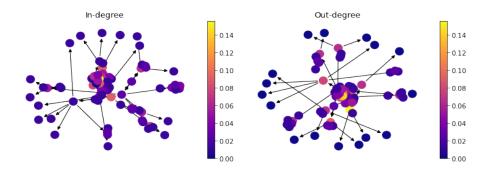
\bullet Degree

Grafo	Degree	Nodo
Completo	0.234	sophiaalthammer
Follower	0.298	sophiaalthammer
Following	0.298	sophiaalthammer



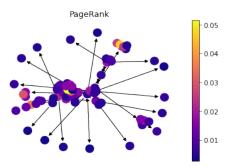
• In-degree e Out-degree

Grafo	In-degree	Nodo	Out-degree	Nodo
Completo	0.117	sophiaal thammer	0.117	sophiaalthammer
Follower	0.155	sophiaal thammer	0.155	$rodger_benham$
Following	0.155	rodger benham	0.155	sophiaalthammer



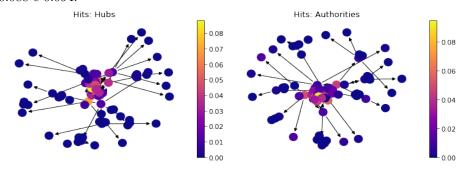
\bullet Pagerank

Grafo	Page Rank	Nodo
Completo	0.338	$rodger_benham$
Follower	0.051	sophia althammer
Following	0.084	Outsider289



• HITS

In tutti i grafi i valori più alti di authorities e di hub sono di sophiaalthammer. Nello specifico nel grafo dei Follower i valori più alti di ciascuno sono 0.088 e 0.094.



3.4 Small-world-ness

Essendo Sigma maggiore di 1 possiamo affermare che tutti i grafi si comportano come uno "Small-World" inoltre, grazie al valore $\tt Omega$ compreso tra $\tt O$ e 1, possiamo affermare che è uno "Small-World" con tendenza ad un grafo randomico (se fosse stato compreso tra $\tt O$ e -1 avremo una tendenza a un grafo reticolare).

Grafo	Omega	Sigma
Completo	0.297	2.263
Follower	0.293	2.485
Following	0.295	2.518

3.5 Analisi delle correlazioni di Pearson e Kendall

Tra le tabelle di Pearson e Kendall non vi sono differenze tali da dare risultati diversi, quindi per l'osservazione dei dati abbiamo scelto la correlazione lineare

di Pearson. Guardando la tabella del grafo Completo si nota subito che la correlazione tra Degree, In-Degree e Out-Degree è circa la stessa ed è tendente a 1, a dimostrazione che i due sottografi sono uno speculare dell'altro. Guardando la tabella del grafo dei Follower si nota una leggera correlazione tra la Betweenness e i vari Degree, mentre una forte correlazione si può notare tra Degree e In/Out-Degree.

	Betweenness	Closeness	Degree	In-Degree	Out-Degree
Betweenness	1.000	0.411	0.574	0.573	0.574
Closeness	0.411	1.000	0.682	0.681	0.682
Degree	0.574	0.682	1.000	0.999	0.999
In-Degree	0.573	0.681	0.999	1.000	0.998
Out-Degree	0.574	0.682	0.999	0.998	1.000

Tabella 1: Pearson grafo completo.

	Betweenness	Closeness	Degree	In-Degree	Out-Degree
Betweenness	1.000	0.426	0.722	0.658	0.708
Closeness	0.426	1.000	0.508	0.550	0.419
Degree	0.722	0.508	1.000	0.941	0.952
In-Degree	0.658	0.550	0.941	1.000	0.795
Out-Degree	0.708	0.419	0.952	0.795	1.000

Tabella 2: Pearson Follower

4 Conclusioni

Per l'osservazione dei dati abbiamo scelto il grafo dei Follower, principalmente perché il grafo completo ha un numero elevato di nodi non connessi che alterano troppo i risultati, e il grafo dei Following non è niente altro che lo speculare di quello dei Follower. Osservando il grafo dei Follower ottenuto graficamente (follower network graphs.html) si vede che:

- Solo una delle due radici segue l'altra e l'unico follower in comune è ChriShot90.
- Nei follower di Miccighel_ si formano dei piccoli gruppi che in parte tendono a seguirsi a vicenda formando anche dei *triangoli*, ricordando il modello e pattern di amico di Facebook.
- Nei follower di mizzaro vi sono 3 gruppi di cui uno molto grande e con la maggior parte dei nodi che si seguono a vicenda.