### UNIVERSITÀ DI ROMA TOR VERGATA

Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

Tesi di Laurea Magistrale

## Riduzione del grado di controversia delle reti sociali connettendo punti di vista opposti



Rela	tore:
------	-------

Giuseppe F. Italiano

Correlatore:

Nikos Parotsidis

Laureando:

Stefano Agostini matricola: 0234240

A.A. 2017/2018

Da inserire qui tutte le dediche della mia tesi...

#### Sommario

Esistono, e sono sempre esistiti, particolari temi, detti *controversi*, per i quali ognuno di noi si schiera come sostenitore o come oppositore; tali temi possono riguardare contesti politici, sociali o culturali. L'effetto quasi immediato è la divisione della popolazione in due gruppi che hanno visioni opposte sull'argomento controverso in considerazione e che difficilmente scambiano tra loro informazioni e punti di vista, non facendo altro che acutizzare la loro inconciliabilità di opinione: gruppi di individui di questo genere sono anche detti echo chambers. Gli invidui facenti parte della stessa echo chamber hanno quindi le stesse credenze e lo stesso parere riguardo all'argomento *controverso*: essi rinforzano a vicenda le proprie opinioni e sono scarsamente esposti a punti di vista opposti ai propri (i.e. le opinioni che caratterizzano l'altra echo chamber). Non è immune da tale fenomeno il mondo dei social media. In particolare, Twitter identifica un particolare topic mediante un hashtaq (e.g. #novax) e la discussione riguardo a tale topic viene descritta mediante un endorsement graph, ovvero un grafo diretto in cui ciascun nodo rappresenta un utente che partecipa alla discussione e vi è un arco diretto da un nodo x ad un nodo y se e solo se l'utente x approva l'opinione dell'utente y (per mezzo dello strumento del retweet). Quando il topic in considerazione è controverso, la struttura dell'endorsement graph mette in luce la presenza di gruppi (di utenti) molto connessi al loro interno ma che comunicano poco tra loro: la distanza di opinione che separa tali gruppi (o echo-chambers) viene quantificata mediante il così detto indice di controversia del grafo, che viene misurato, nel lavoro di tesi proposto, utilizzando una metrica basata sui random walks. Endorsement graphs con elevati indici di controversia sono caratterizzati da echo chambers poco connesse tra loro, in ciascuna delle quali è

amplificata una visione univoca ed acritica sull'argomento controverso considerato. Con l'obiettivo di ridurre efficacemente tale indice di controversia, è stato implementato un framework, utilizzando il linguaggio Python e con l'ausilio della libreria NetworkX, il quale:

- 1. acquisisce i dati necessari per costruire l'endorsement graph associato ad un hashtag controverso, presente nella social network di Twitter, fornito in input. Cattura la collezione dei dati necessari mediante la libreria Python Tweepy che accede all'API di Twitter;
- 2. esegue un algoritmo che identifica le echo chambers;
- 3. implementa un edge-recommendation system che permette di individuare k archi diretti (k fornito in input) che, se aggiunti al grafo, riducono il suo grado di controversia;
- 4. offre un tool di visualizzazione degli archi individuati all'interno del grafo.

Con riferimento al punto 3, il problema di ottimizzazione che si vorrebbe risolvere sarebbe quello di trovare il set di k archi diretti che, se aggiunti al grafo, minimizzano il qrado di controversia. Poiché gli endorsement qraphs delle social networks sono generalmente costituiti da un numero molto elevato di nodi (indicato con n), risolvere tale problema di ottimizzazione considerando tutte le possibili combinazioni degli archi a gruppi di k (complessità  $O\binom{n^2}{k}$ ) (approccio brute force) è evidentemente molto costoso dal punto di vista computazionale e molto inefficiente anche per quanto riguarda i tempi di esecuzione. Pertanto l'approccio seguito è quello adottato nell'articolo [3], che consiste nel considerare solo un sottoinsieme degli archi possibili (i.e. un sottoinsieme degli archi non ancora materializzati nell'endorsement graph) ed estrarre da questo sottoinsieme i k più promettenti. Chiaramente questa soluzione potrebbe restituire archi meno efficaci, per quanto riguarda la riduzione del grado di controversia che consentono, rispetto a quelli restituiti dall'approccio brute force ma apporta un miglioramento in termini di efficienza computazionale; in particolare, l'euristica che specifica la modalità di scelta del sottoinsieme degli archi candidati è cruciale. L'euristica utilizzata in questo lavoro di tesi è quella proposta

nell'articolo [3], la quale consiste nel considerare solo gli archi diretti che permettono di connettere i vertici di grado alto della prima comunità (o echo chamber) con i vertici di grado alto della seconda comunità e viceversa: da questo sottoinsieme di archi vengono estratti i k più promettenti in termini di riduzione del grado di controversia che consentono.

La bontà di tale euristica è stata valutata considerando due algoritmi alternativi, utilizzati per estrarre i k archi più promettenti dal sottoinsieme considerato:

- non-greedy: vengono scelti in un solo step i k archi che porterebbero al grado di controversia più basso qualora venissero aggiunti al grafo individualmente;
- greedy: vengono scelti k archi in k steps, in ognuno dei quali viene estratto l'arco migliore, tra quelli rimanenti, in termini di decremento del grado di controversia che apporterebbe se fosse aggiunto al grafo.

Nel lavoro di tesi verranno descritte le modalità di implementazione di tali algoritmi e successivamente verranno confrontati tra loro in termini di efficacia (ossia in termini del decremento del grado di controversia che consentono, qualora tutti gli archi che consigliano venissero accettati) ed in termini di tempi di esecuzione ed efficienza computazionale: a tal fine sono stati condotti tests su tre endorsement graphs di Twitter corrispondenti ad hashtags particolarmente controversi (#beefban,#russia\_march,#indiana), volutamente scelti da contesti sociali e culturali diversi in modo tale da ottenere un'analisi più attendibile.

L'algoritmo greedy si rivelerà più preciso in quanto ad ogni step si limita a proporre uno ed un solo arco, ossia l'arco migliore in termini del decremento del grado di controversia che consentirebbe se fosse accettato; inoltre, ad ogni step dell'algoritmo la scelta dell'arco migliore viene condotta solo dopo aver aggiunto al grafo tutti gli archi consigliati negli steps precedenti.

Al contrario, l'algoritmo non-greedy propone in un solo passo i k archi migliori utilizzando come metrica il decremento del grado di controversia che ciascuno di essi apporterebbe se fosse aggiunto individualmente: poichè viene valutato il loro impatto individuale e viene ignorato il fatto che tale impatto potrebbe decrementare

rispetto a quanto valutato man mano che essi vengono aggiunti al grafo, quest'algoritmo rappresenta un'approssimazione dell'algoritmo greedy e consente, in generale, un decremento minore del grado di controversia. D'altra parte l'algoritmo greedy richiede di scansionare tutti gli archi considerati k volte (una volta per step) mentre l'algoritmo non-greedy una volta sola: questo si traduce in un sostanziale vantaggio dal punto di vista dei tempi di esecuzione, ottenibile utilizzando l'algoritmo non-greedy.

I test condotti sugli endorsement graphs di Twitter considerati mostreranno che, spesso, l'algoritmo non-greedy conduce a risultati confrontabili con quelli ottenuti dall'algoritmo greedy e, pertanto, vista la sua maggiore efficienza computazionale può risultare una scelta più vantaggiosa.

Per finire, va sottolineato che, in generale, gli archi che vengono scelti dall'edgerecommendation system nella realtà non sempre si materializzano (l'utente potrebbe
rigettare il consiglio) e per questo è opportuno considerare come metrica anche la
probabilità di accettazione. Con il proposito di future estensioni, compresa l'introduzione di tale probabilità, il framework proposto è implementato in modo da prestarsi
perfettamente all'aggiunta di altre metriche per la scelta degli archi<sup>1</sup>.

 $<sup>^{1}</sup>$ Nel seguito verrà illustrata l'implementazione dell'algoritmo di Fagin, il quale permette di effettuare efficientemente l'ordinamento degli archi considerati secondo il prodotto della loro probabilità di accettazione con il decremento dell' $indice\ di\ controversia\ associato.$ 

# Indice

$\mathbf{S}\mathbf{c}$	Sommario	
1	Introduzione 1.1 Organizzazione della tesi	1 5
<b>2</b>	Quo	6
3	Qua	8
$\mathbf{A}$	An appendix	10
В	Another appendix	12
Ri	ferimenti bibliografici	14

# Elenco delle figure

# Elenco delle tabelle

# Listings

### Capitolo 1

#### Introduzione

Il fenomeno della polarizzazione degli utenti attorno a topic controversi che si propongono nei social media è ben noto ed il suo studio è già stato affrontato in alcuni articoli scientifici (tra cui [2][1]). Molto spesso i social media, mediante algoritmi di recommendation, espongono gli utenti a contenuti che si addicono e sono conformi alle loro opinioni e, pertanto, non fanno altro che aggravare il loro stato di polarizzazione. Il proposito di questa tesi, tuttavia, non è quello di ridurre la polarizzazione dei singoli utenti ma quello di minimizzare il livello di controversia dell'intera rete di endorsement mediante il bridging dei due lati opposti della disputa.

Il framework sviluppato acquisisce da Twitter i dati necessari per elaborare endorsement graphs di topic controversi, ne analizza la struttura estraendone le echo chambers ed infine implementa un edge-recommendation system che ha lo scopo di ridurre il grado di controversia creando connessioni (bridges) tra utenti che hanno punti di vista opposti (appartengono a echo chambers distinte). Infatti la naturale propensione degli individui a dare credito solo a notizie e contenuti che si addicono al proprio parere fa sì che, in assenza di un intervento esterno di edge-recommendation, essi rafforzino sempre più la propria convinzione, anche qualora questa fosse sbagliata o acritica.

Il sistema proposto in questo lavoro di tesi si compone di più fasi successive, attraverso le quali raggiunge l'obiettivo preposto; nel seguito vengono descritte sinteticamente tali fasi, fornendo le nozioni teoriche e le assunzioni sulle quali si fonda la loro implementazione.

La prima fase si occupa dell'acquisizione dei dati da Twitter e quindi della costruzione dell' $endorsement\ graph$  associato. Il framework utilizza la libreria  $Python\ Tweepy$  (che accede all'API di Twitter) per ottenere tutti i tweets e retweets emessi dagli utenti, riguardanti l'hashtag fornito in input, in un certo intervallo di tempo. Al termine della collezione di tali dati, essi vengono parsati per la costruzione dell' $endorsement\ graph$  che descrive la discussione. Gli  $endorsement\ graphs$ , nel particolare ambiente di Twitter, prendono anche il nome di  $retweet\ graphs$ . Dato un  $hashtag\ controverso$ , viene a formarsi naturalmente una discussione a riguardo, nella quale gli utenti esprimono una propria opinione e possono approvare il punto di vista delle così dette autorità: nel caso particolare di  $Twitter\ questa\ approvazione\ si\ realizza\ mediante lo\ strumento\ del\ <math>retweet$ , ossia se l'utente u fa  $retweet\ di\ un\ tweet\ prodotto\ dall'utente <math>v$  allora ne approva\ l'opinione. Ne deriva la formazione di un\ grafo\ diretto\ G(V,E) costituito da n nodi (gli utenti che partecipano\ alla discussione) ed i cui archi (retweets) esprimono relazioni di condivisione di opinione: proprio questo\ grafo\ rappresenta\ l'output\ di\ questa\ fase.

La seconda fase si occupa di rilevare le echo-chambers dell'endorsement graph in input e di calcolarne il grado di controversia. Le echo-chambers sono due sottoinsiemi dei nodi X, Y, ben separati tra loro (vi sono pochi archi che li congiungono) e tali che  $X \cup Y = V$  e  $X \cap Y = \emptyset$ . Tale ripartizione dei nodi può essere ottenuta mediante l'utilizzo di un algoritmo di graph-partitioning. Nel lavoro proposto è stato utilizzato l'algoritmo di Girvan-Newman: esso è un metodo gerarchico usato per rilevare le comunità in sistemi complessi e la cui esecuzione produce un dendrogramma, le cui foglie sono i nodi del grafo. Individuate le echo-chambers, questa fase si occupa di quantificare la controversia della discussione.

Il sistema sviluppato utilizza una metrica basata sul concetto di random walk per

misurare il grado di controversia associato al topic analizzato (attorno al quale si svolge la discussione nella social network di Twitter). Più precisamente, per misurare il grado di controversia della rete, viene utilizzata la funzione Random-walk controversy score:

$$RWC(G,X,Y) = (c_x - c_y)^T(r_x - r_y)$$

Dove  $c_x$  è un vettore di dimensione n (numero di vertici dell'endorsement graph) che ha valore 1 nelle coordinate corrispondenti ai vertici di grado alto dell'echo-chamber X e  $\theta$  altrove; similmente viene definito  $c_y$ . Infine  $r_x$  è il vettore di PageRank personalizzato per un random walk che parte dai nodi dell'echo-chamber X; similmente viene definito  $r_y$ . Valori alti di RWC(G,X,Y) indicano che, all'equilibrio del random walk, è bassa la probabilità di essere nell'echo-chamber opposta a quella di partenza: questo è indice di elevata controversia.

La terza fase ha lo scopo di ridurre il grado di controversia rilevato nella fase precedente mediante l'esecuzione di un edge-recommendation system. In particolare, il sistema implementato permette, utilizzando in alternativa un algoritmo greedy o uno non-greedy, di proporre k archi (che farebbero da bridges tra le due echo chambers) in grado di ridurre questo indice; l'edge-recommendation system proposto restituisce archi la cui efficacia approssima quella degli archi che sono soluzione del problema di ottimizzazione originario che, come detto precedentemente, ha una complessità di un livello troppo elevato  $O\binom{n^2}{k}$  per essere risolto in tempi accettabili. Di seguito la definizione del problema di ottimizzazione originario:

$$\label{eq:continuity} \begin{split} & \underset{E_{\mathbf{k}}}{\text{minimize}} & & RWC(G(V, E \cup E_{\mathbf{k}}), X, Y) \\ & \text{subject to} & & E \cap E_{\mathbf{k}} = \emptyset, |E_{\mathbf{k}}| = k \end{split}$$

L'euristica proposta in questo lavoro permette di restringere il dominio degli archi considerati, consentendo di ottenere risultati paragonabili con quelli ottenibili mediante la soluzione del problema di ottimizzazione appena descritto e con il vantaggio di avere una complessità computazionale di molto inferiore; essa, forniti in input i valori di  $k_1$  e  $k_2$  (interi positivi):

- 1. considera i  $k_1$  vertici con *in-degree* più alto dell'*echo-chamber* X e i  $k_2$  vertici con *in-degree* più alto dell'*echo-chamber* Y;
- 2. costruisce il dominio degli archi considerati come l'insieme di tutti i possibili archi diretti, non presenti ancora nel grafo, che abbiano come estremi un vertice dell'insieme  $K_1$  e uno dell'insieme  $K_2$ ;

Gli algoritmi greedy e non-greedy operano entrambi a partire dal dominio così definito. Hanno lo scopo di proporre i k archi più promettenti del dominio in termini del decremento del grado di controversia RWC(G,X,Y) che consentirebbero qualora si materializzassero nel grafo; la differenza sta nella modalità di selezione. In particolare:

- 1. l'algoritmo greedy sceglie avidamente ognuno dei k archi: esso impiega k passi, in ognuno dei quali sceglie l'arco più appetibile del dominio (ossia l'arco del dominio non ancora presente nel grafo associato al  $\delta RWC$  maggiore) e lo aggiunge al grafo.
- 2. l'algoritmo non-greedy ordina una sola volta tutti gli archi del dominio secondo il  $\delta RWC$  che ognuno consente e sceglie in un solo passo i k archi migliori. Ne deriva una maggiore efficienza nei tempi di esecuzione ma una minore precisione nella scelta degli archi da proporre.

In pratica, per ridurre la *controversia*, si propone ad un certo insieme di utenti il contenuto (i.e. *tweets*) di utenti che hanno posizioni sull'argomento opposte rispetto alle proprie, sperando che la maggior parte di loro possa farne *endorsement* mediante lo strumento del *retweet*: ciò provocherebbe la formazione di nuovi archi tra le due comunità (*echo chambers*) con l'effetto di ridurre il *grado di controversia* dell'intero *retweet graph*.

Il framework implementato è stato testato su tre retweet graphs di tre topics (ossia hashtags) controversi di Twitter: #beefban, #russia\_march, #indiana. I test sono stati prodotti seguendo l'approccio del paper[3], che ha lo scopo di mostrare il livello di controversia del grafo in funzione della quantità di archi al momento aggiunti. Tuttavia l'obiettivo dei test, in questa tesi, è in primo luogo quello di fornire un confronto dell'efficacia dell'edge-recommendation system basato sull'algoritmo greedy con l'efficacia dell'edge-recommendation system basato sull'algoritmo non-greedy. Per efficacia si intende:

Fissato come obiettivo il decremento del grado di controversia di una quantità  $\Delta RWC$ , la quantità di archi, consigliati, da dover accettare per poter raggiungerlo.

In secondo luogo i test hanno lo scopo di fornire un raffronto dei tempi di esecuzione dei due algoritmi al variare dell'entità del grafo in input, entità espressa in termini del numero di nodi n e del numero di archi e.

Per terminare, il framework offre un tool per la visualizzazione degli archi proposti, evidenziando le caratteristiche dei nodi coinvolti tra cui l'in degree (ossia il grado in ingresso); inoltre è utilizzato un algoritmo di coloring per classificare (colorandoli in maniera differente) tali nodi a seconda dell'echo-chamber a cui appartengono. Di seguito è illustrata brevemente l'organizzazione della tesi.

#### 1.1 Organizzazione della tesi

#### Capitolo 2

#### Quo

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

#### Capitolo 3

#### Qua

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

#### Appendice A

### An appendix

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

#### Appendice B

### Another appendix

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

## Bibliografia

- [1] J. C. Losada R. M. Benito A. J. Morales J. Borondo. «Measuring Political Polarization: Twitter shows the two sides of Venezuela». In: (2015), pp. 1–10. DOI: 10.1063/1.4913758. URL: https://arxiv.org/pdf/1505.04095.pdf.
- [2] Charalampos E. Tsourakakis Cameron Musco Christopher Musco. «Minimizing Polarization and Disagreement in Social Networks». In: (2017), pp. 1–19. URL: https://arxiv.org/pdf/1712.09948.pdf.
- [3] Aristides Gionis Michael Mathioudakis Kiran Garimella Gianmarco De Francisci Morales. «Reducing Controversy by Connecting Opposing Views». In: (2017), pp. 1–10. DOI: 10.1145/3018661.3018703. URL: https://melmeric.files.wordpress.com/2010/05/reducing-controversy-by-connecting-opposing-views.pdf.