

Polarizzazione delle opinioni sui Social Network

Confronto tra modello e realtà

Introduzione

Presentazione dei dati

Emotion shapes the diffusion of moralized content in social networks

Brady et al. 2017

Abstract

Political discourse concerning moralized issues is increasingly common in online social networks. However, moral appraisals have yet to incorporate the study of social networks to investigate processes by which some moral ideas spread more rapidly or broadly than others. Here, we show that the expression of moral tone is a key for the spread of moral and political ideas in online social networks, a process we call "moral contagion." Using a large sample of social media communications about three polarizing moral/political issues in 2013-2015, we observed that the presence of moral-emotional words in messages increased their diffusion by a factor of 20%. For well-diffused words, furthermore, we found that moral contagion was bounded by group membership: moral-emotional language increased diffusion more strongly within liberal and conservative networks, and less between them. Our results highlight the importance of emotion in the social transmission of moral ideas and also demonstrate the utility of social network methods for studying morality. These findings offer insights into how people are exposed to moral and political ideas through social networks, thus expanding models of social influence and group polarization in people as big data increasingly permeated in social media networks.

Il grafo di contagio

Fig. 3. Network graph of moral contagion shaded by political identity. The graph represents a snapshot of messages containing moral and emotional language, and their relevant ethical actions of political belief content (contagion). Nodes represent a user's moral identity (liberal, conservative, and edges (edges) represent a user's emotional state. The large orange nodes represent a user's emotional state. The large orange nodes represent a user's emotional state. The large orange nodes represent a user's emotional state.

Epidemiology and Statistical Mechanics - Alexander Finkbeiner

L'accordo con i dati

L'accordo con i dati

- Per effettuare l'accordo con i dati bisognerà, come prima cosa, comprendere quale caso andare a studiare. La scelta ricade sul caso «**Menzioni + Retweets con nodi neutrali**», in quanto l'assenza dei nodi neutrali porta ad un maggiore numero di like, quindi ad una conseguente diminuzione dei nodi liberali e conservatori.
- Per effettuare l'accordo con i dati occorrerà utilizzare la **discesa del gradiente**, definendo anche il parametro di decadimento α e la funzione di Loss.

I vari casi da studiare

| | Numero di isole | Polarizzazione |
|---|-----------------|----------------|
| Menzioni + Retweets con nodi neutrali | 286 | 0.56 ± 0.03 |
| Menzioni + Retweets senza nodi neutrali | 605 | 0.62 ± 0.03 |
| Menzioni con nodi neutrali | 135 | 0.004 ± 0.002 |
| Menzioni senza nodi neutrali | 452 | 0.004 ± 0.002 |

La discesa del gradiente

$$L = \left(\frac{1}{k} \sum_i \text{pol}_{mod,i} - \text{pol}_{pe} \right)^2$$

$$\text{pol}_{target} = \frac{1}{k} \sum_i \text{pol}_{mod,i}$$

$$\alpha \propto \frac{1}{t}$$

$$\frac{dt}{d\beta} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{(\text{pol}_{pe} - \text{pol}_{target}(\beta + \epsilon))^2 - (\text{pol}_{pe} - \text{pol}_{target}(\beta))^2}{\epsilon}$$

$$\beta^{(n+1)} = \beta^{(n)} - \alpha \frac{dt(\beta^{(n)})}{d\beta}$$

Optimization and Statistical mechanics - Alexander Panfili

Il modello usato

Introduzione al modello

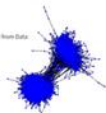
- Il modello consiste nella combinazione di:
 - Modello di ising;
 - Modello Preferential attachment.
- Ogni nuovo nodo che viene inserito effettua un collegamento con un nodo già esistente, con probabilità $P_k(t)$ di effettuare i collegamenti una volta che arriva al valore massimo (r_{max}).
- Il processo continua per ogni nuovo nodo che entra nel network e si ferma una volta raggiunto il volume desiderato.
- Il nostro modello è **indiretto** e **senza pesi**.

Modello Preferential attachment

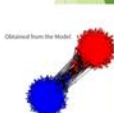
$$P_k = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

Modello di Ising

$$P_{\vec{p}|\vec{\sigma}} = \frac{e^{-\beta \sum_{i,j} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_i h_i \sigma_i}}{\sum_{\vec{\sigma}} e^{-\beta \sum_{i,j} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_i h_i \sigma_i}}$$



Obtained from Data



Obtained from the Model

$$P_k(t) = \frac{e^{-\beta \sigma_0 \sigma_k} K_k(t)}{\sum_j e^{-\beta \sigma_0 \sigma_j} K_j(t)}$$

Optimization and Statistical mechanics - Riccardo Fieschi

Alla ricerca di ulteriori modelli

Nuovi modelli

- Poiché, confrontandolo con i dati sperimentali, il modello non riesce a determinare il corretto numero di collegamenti tra nodi con la stessa ideologia e nodi con ideologia diversa, ho studiato diversi metodi per ottenere una migliore corrispondenza:
 - come prima cosa ho posto che μ_{max} vari dinamicamente con t seguendo una distribuzione di probabilità;
 - ho quindi provato a generalizzare il modello proposto sfruttando il **modello di Heisenberg** al posto del modello di Ising;
 - infine ho generalizzato il modello ponendo una potenza sulla parte di **Preferential attachment**.

**Variazione del coefficiente di Polarizzazione
rispetto al valore di Omofilia (Con base
modello di Heisenberg)**

Modello di Heisenberg

$$P_{\beta}(x) = \frac{e^{-\beta \sum_{i,j} h_i q_i q_j - \mu \sum_j h_j q_j^2}}{\sum_{\{q\}} e^{-\beta \sum_{i,j} h_i q_i q_j - \mu \sum_j h_j q_j^2}}$$

optimization and statistical mechanics - alexander panaceu

Machine Learning

Google BERT

Machine Learning - Google BERT

- Abbiamo sviluppato diversi modelli di Machine Learning con l'obiettivo di assegnare un Orientation ad un qualunque utente estraneo al training set. In particolare mi sono concentrato sullo studio del modello Google BERT.
- BERT è l'acronimo di Bidirectional Encoder Representations from Transformers ed è un tipo di rete neurale pre-trainata molto utilizzata nell'ambito del linguaggio naturale. Il modello presenta circa 110 milioni di parametri ed è stato pre-trainato con un dataset di circa 3,3 Milardi di parole.
- È stato quindi necessario andare a modificare i dati di input così da farli combaciare con quelli richiesti da BERT.

The diagram illustrates the BERT model architecture. It shows a sequence of input tokens (words and subwords) being processed by an embedding layer to create input embeddings. These embeddings are then passed through the BERT model, which outputs predicted tokens and calculates the loss.

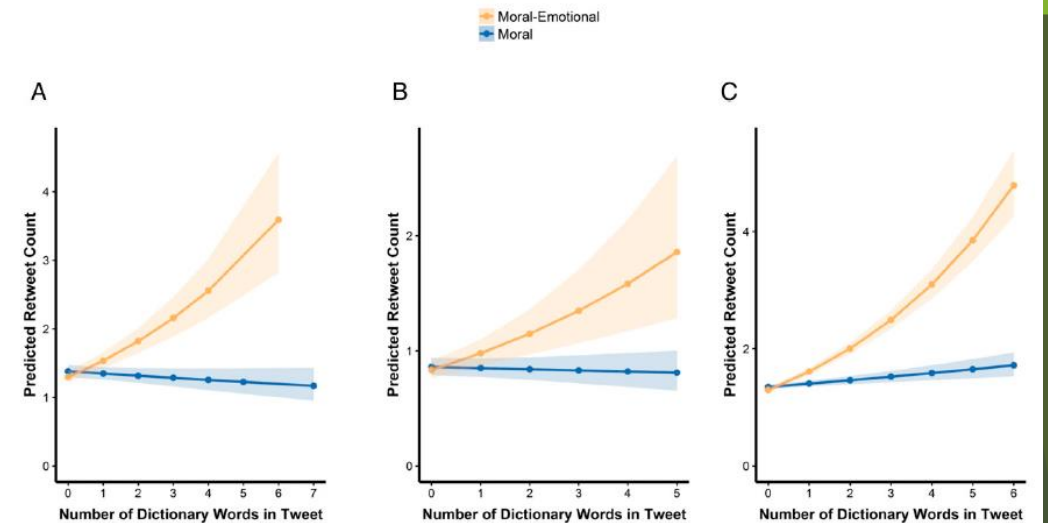
Emotion shapes the diffusion of moralized content in social networks

Brady et al. 2017

Abstract

Political debate concerning moralized issues is increasingly common in online social networks. However, moral psychology has yet to incorporate the study of social networks to investigate processes by which some moral ideas spread more rapidly or broadly than others. Here, we show that the expression of moral emotion is key for the spread of moral and political ideas in online social networks, a process we call “moral contagion.” Using a large sample of social media communications about three polarizing moral/political issues ($n = 563,312$), we observed that the presence of moral-emotional words in messages increased their diffusion by a factor of 20% for each additional word. Furthermore, we found that moral contagion was bounded by group membership; moral-emotional language increased diffusion more strongly within liberal and conservative networks, and less between them. Our results highlight the importance of emotion in the social transmission of moral ideas and also demonstrate the utility of social network methods for studying morality. These findings offer insights into how people are exposed to moral and political ideas through social networks, thus expanding models of social influence and group polarization as people become increasingly immersed in social media networks.

L'influenza delle parole Moral-Emotional e Moral



Il grafo di contagio

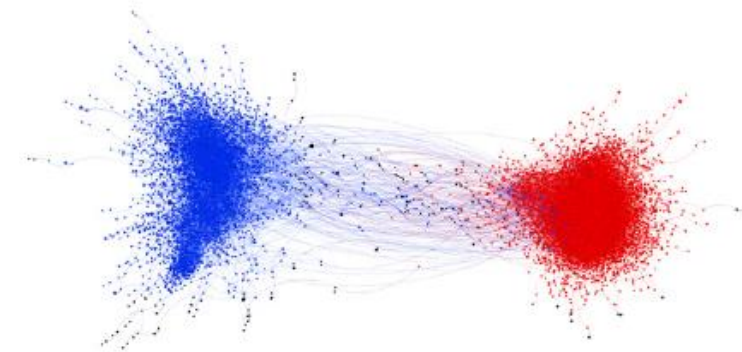
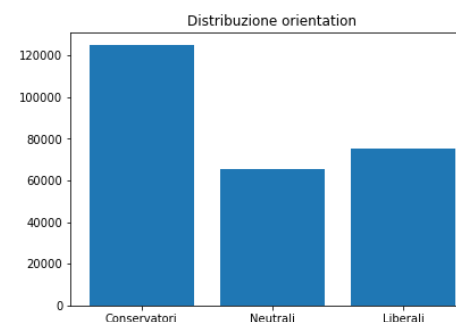


Fig. 3. Network graph of moral contagion shaded by political ideology. The graph represents a depiction of messages containing moral and emotional language, and their retweet activity, across all political topics (gun control, same-sex marriage, climate change). Nodes represent a user who sent a message, and edges (lines) represent a user retweeting another user. The two large communities were shaded based on the mean ideology of each respective community (blue represents a liberal mean, red represents a conservative mean).

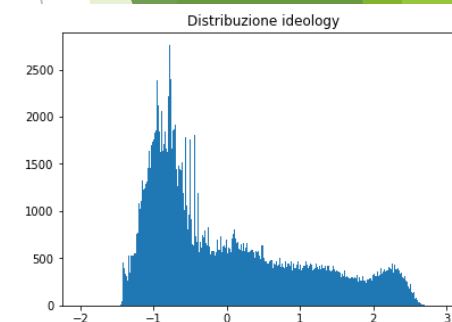
Presentazione dati

- Di ogni utente si conoscono diverse caratteristiche, per il nostro progetto useremo le colonne di:
 - «**user.id_str**»;
 - «**text**»;
 - «**ideology**».
- L'orientamento politico del nodo è definito dal valore di **ideology**, i **valori negativi** sono associati a utenti **conservatori** e i **valori positivi** a utenti **liberali**. Maggiore è il modulo, più forte è l'opinione.
- In seguito ho definito l'**Orientation** come una versione discretizzata dell'**ideology**:
 - +1 ai nodi liberali;
 - 0 ai nodi neutrali;
 - -1 ai nodi conservatori.

Distribuzioni



Orientation



Ideology

Numero Utenti

Raw data

| id_str | timestamp | retweeted_status.id_str | user.id_str | user.screen_name | user.location | user.description |
|--------|----------------------|-------------------------|--------------|------------------|---------------|------------------|
| text | user.followers_count | user.verified | contains.url | contains.media | ideology | |

Introduzione al modello

- Il modello consiste nella **combinazione** di:
 - **Modello di Ising**;
 - **Modello Preferential attachment**.
- Ogni nuovo nodo che viene inserito effettua un collegamento con un nodo già esistente, con probabilità $P_k(t)$ e cessa di effettuare i collegamenti una volta che arriva al valore massimo (r_{max}).
- Il processo continua per ogni nuovo nodo che entra nel network e si ferma una volta raggiunto il volume desiderato.
- Il nostro modello è **indiretto** e **senza pesi**.

Il modello utilizzato

$$P_k(t) = \frac{e^{-\beta \sigma_0 \sigma_k} K_k(t)}{\sum_j e^{-\beta \sigma_0 \sigma_j} K_j(t)}$$

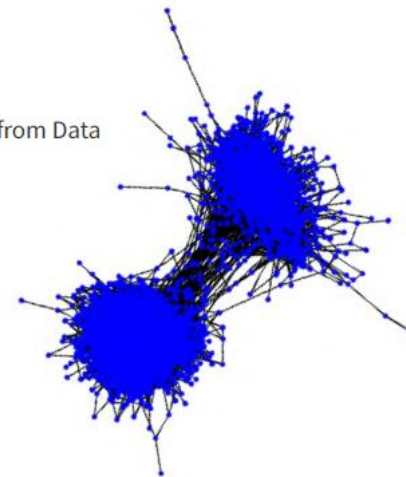
Modello Preferential attachment

$$P_i = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

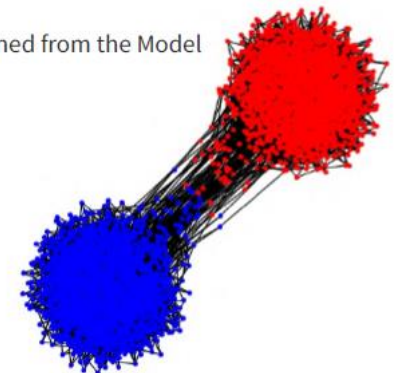
Modello di Ising

$$P_{\beta(\sigma)} = \frac{e^{-\beta \sum_{\langle i j \rangle} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_j h_j \sigma_j}}{\sum_{\sigma} e^{-\beta \sum_{\langle i j \rangle} J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_j h_j \sigma_j}}$$

Obtained from Data



Obtained from the Model



La polarizzazione

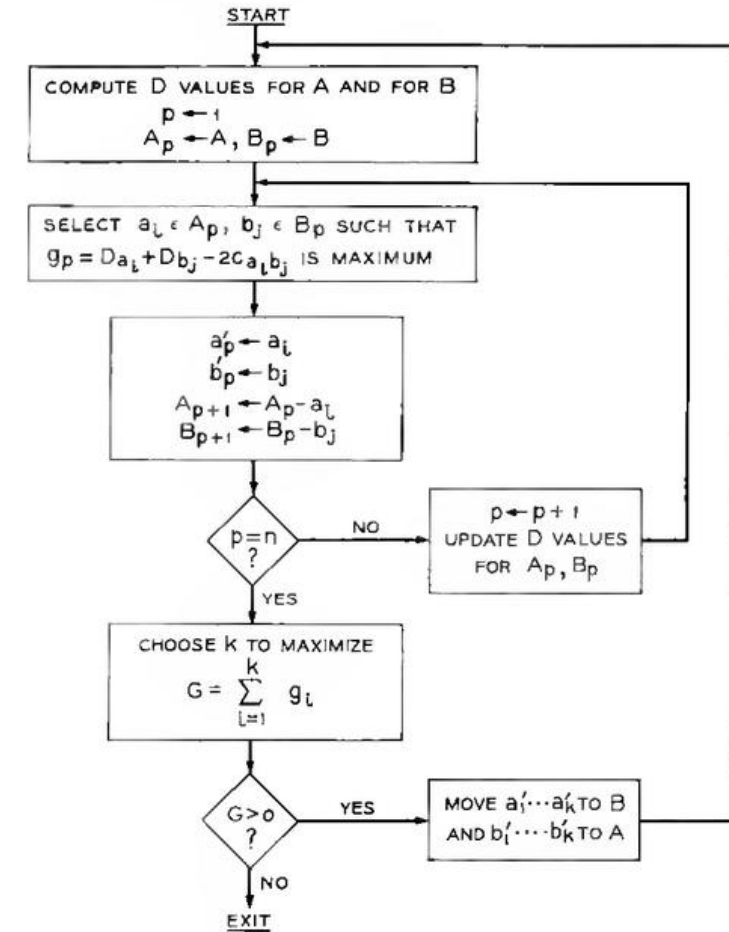
- Per definire la polarizzazione dobbiamo stabilire un modo per individuare i due poli del sistema.
- Per fare ciò utilizziamo l'algoritmo **Kerninghan-Lin Bisection**.
- Definiamo la quantità **m**, cioè la forza di ogni community, come:

$$m_j = \frac{\sum_i \sigma_{i,j}}{|c_j|}$$

- Quindi definiamo la **polarizzazione** come:

$$Pol = \sigma^2\{m_1, m_2\}$$

Flowchart della Kerninghan-Lin Bisection



L'accordo con i dati

- Per effettuare l'accordo con i dati bisognerà, come prima cosa, comprendere quale caso andare a studiare. La scelta ricade sul caso «**Menzioni + Retweets con nodi neutrali**», in quanto l'assenza dei nodi neutrali porta ad un maggiore numero di isole, quindi ad una conseguente diminuzione dei nodi liberali e conservatori.
- Per effettuare l'accordo con i dati occorrerà utilizzare la **discesa del gradiente**, definendo anche il **parametro di decadimento** α e la **funzione di Loss**.

| | Numero di isole | Polarizzazione |
|---|-----------------|-------------------|
| Menzioni + Retweets con nodi neutrali | 286 | $0,56 \pm 0,03$ |
| Menzioni + Retweets senza nodi neutrali | 605 | $0,62 \pm 0,02$ |
| Menzioni con nodi neutrali | 135 | $0,001 \pm 0,003$ |
| Menzioni senza nodi neutrali | 452 | $0,004 \pm 0,002$ |

La discesa del gradiente

$$L = \left(\frac{1}{k} \sum_i^k pol_{mod,i} - pol_{spe} \right)^2$$

$$pol_{target} = \frac{1}{k} \sum_i^k pol_{mod,i}$$

$$\frac{dL(\beta)}{d\beta} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{(pol_{spe} - pol_{target}(\beta + \varepsilon))^2 - (pol_{spe} - pol_{target}(\beta))^2}{\varepsilon}$$

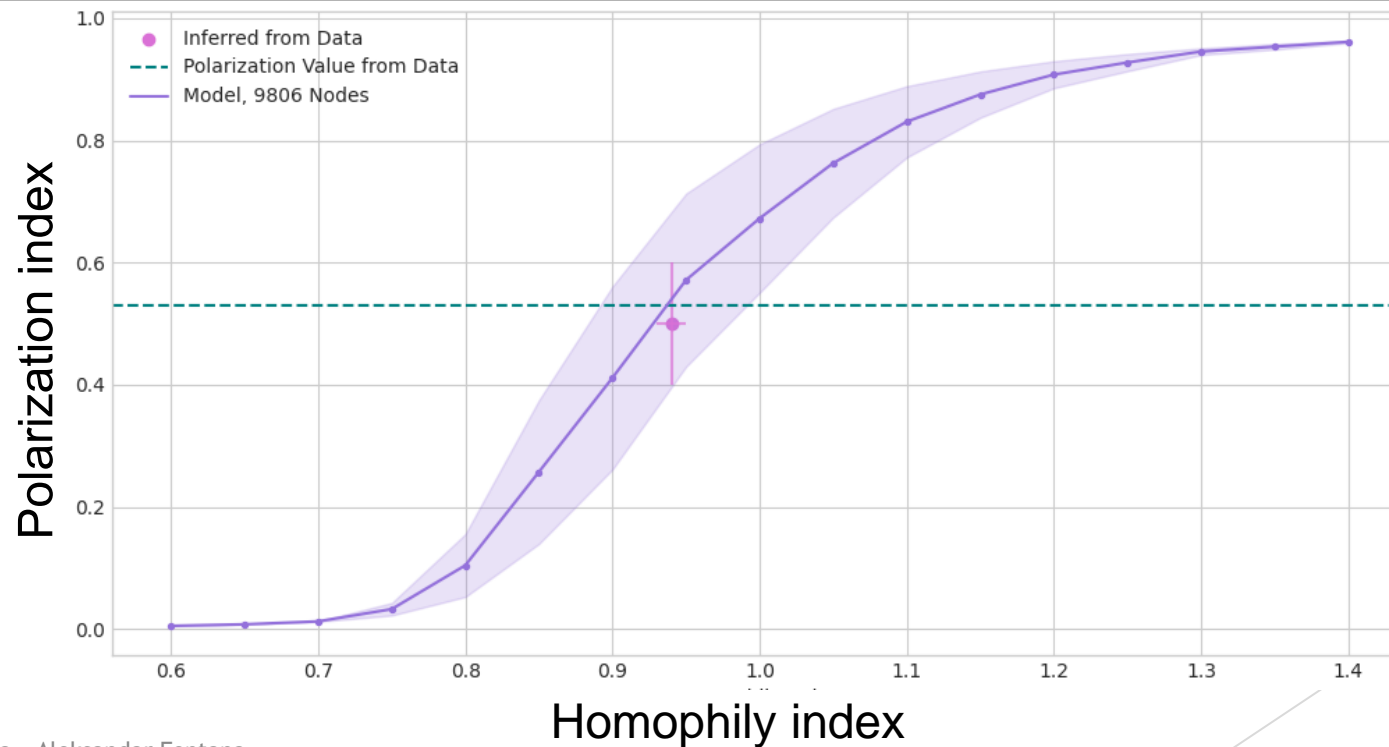
$$\alpha \propto \frac{1}{t}$$

$$\beta^{(n+1)} = \beta^{(n)} - \alpha \frac{dL(\beta^{(n)})}{d\beta}$$

L'accordo con i dati

- Ho quindi variato il **valore di omofilia**, β , così da far combaciare il valore di polarizzazione del modello con i dati sperimentali.

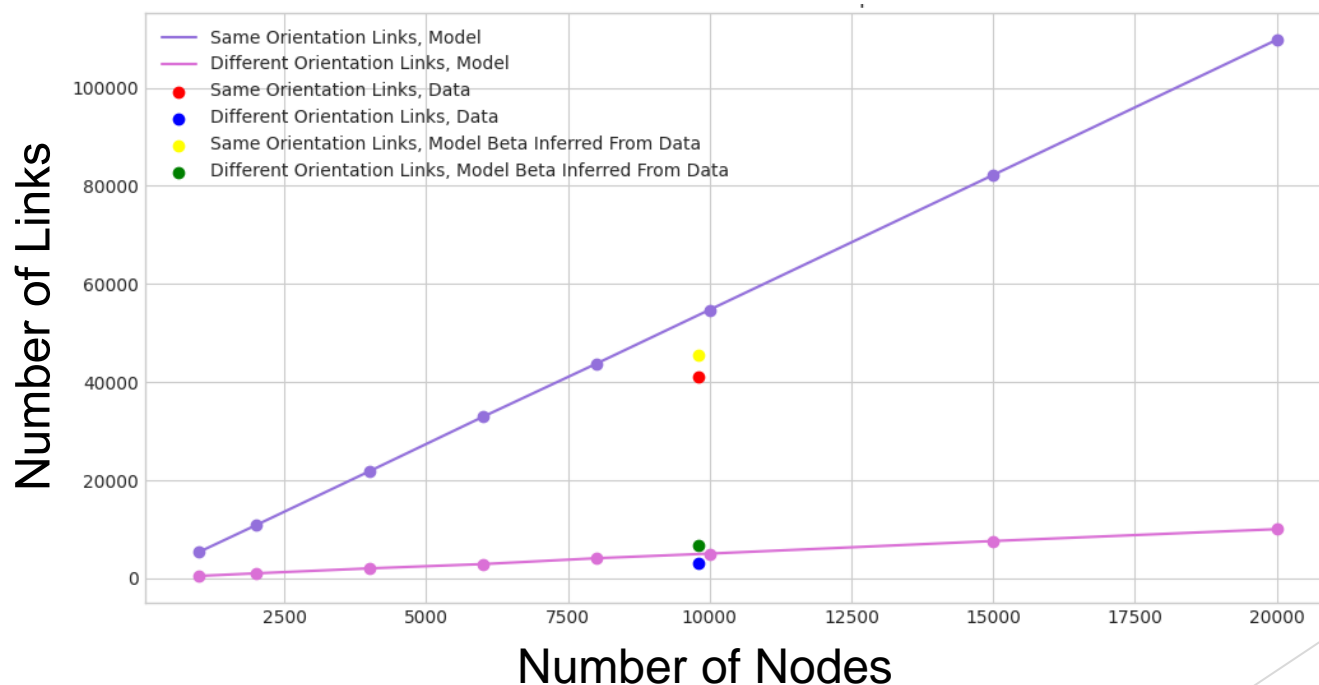
Variazione del coefficiente di Polarizzazione rispetto al valore di Omofilia (Modello e dati)



Confronto tra same orientation link e different orientation link

- Raggiunto l'accordo del modello con i dati sperimentali in relazione al valore di polarizzazione, si vuole cercare di studiare altri parametri.
- Si procede pertanto allo studio del numero dei collegamenti tra nodi con la stessa ideologia e nodi con ideologia diversa.

Numero di nodi rispetto al numero di collegamenti per l'orientation



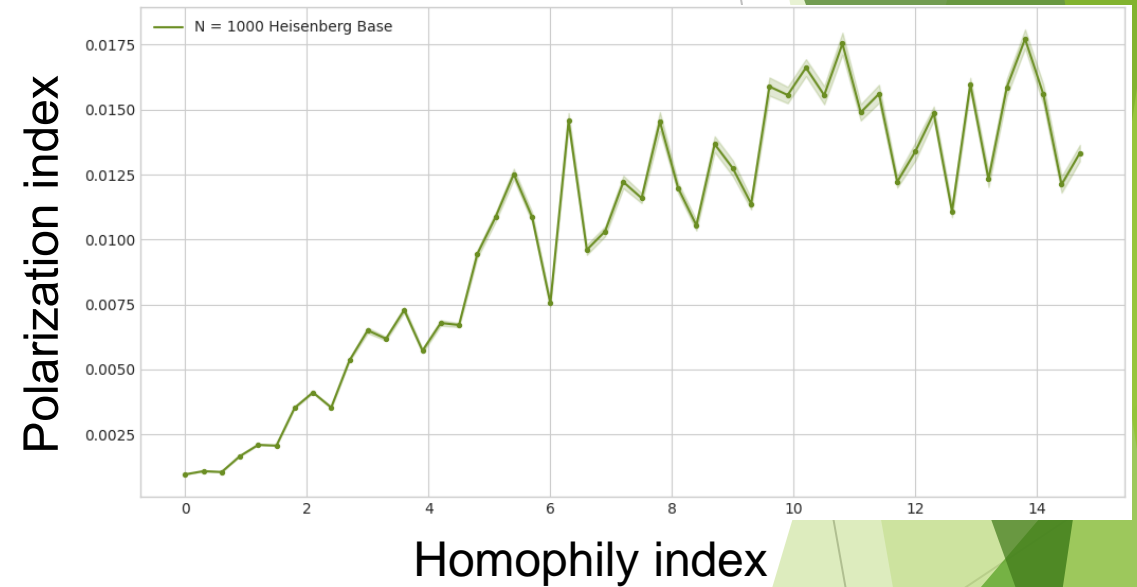
Nuovi modelli

- Poiché, confrontandolo con i dati sperimentali, il modello non riesce a determinare il corretto numero di collegamenti tra nodi con la stessa ideologia e nodi con ideologia diversa, ho studiato diversi metodi per ottenere una migliore corrispondenza:
 - come prima cosa ho posto che r_{max} vari dinamicamente con t seguendo una distribuzione di probabilità;
 - ho quindi provato a generalizzare il modello proposto sfruttando il **modello di Heisenberg** al posto del modello di Ising;
 - infine ho generalizzato il modello ponendo una potenza sulla parte di **Preferential attachment**.

Modello di Heisenberg

$$P_{\beta(\sigma)} = \frac{e^{-\beta \sum_{\langle i,j \rangle} \bar{J}_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_j h_j \sigma_j^Z}}{\sum_{\sigma} e^{-\beta \sum_{\langle i,j \rangle} \bar{J}_{ij} \sigma_i \sigma_j - \mu \sum_j h_j \sigma_j^Z}}$$

Variazione del coefficiente di Polarizzazione rispetto al valore di Omofilia (Con base modello di Heisenberg)



Nuovi modelli

- Per lo studio della variazione di r_{max} ho scelto una distribuzione Normale ($\mu = 2,97$, $\sigma^2 = 1$) e una distribuzione di Poisson ($\lambda = 2,28$).

Modello Generalizzato

$$P_k(t) = \frac{e^{-\beta\sigma_0} \sigma_k k_k^s(t)}{\sum_j e^{-\beta\sigma_0} \sigma_j k_j^s(t)}$$

Tabella studio collegamenti nodi con ideologia simile e diversa

| | Polarizzazione | Collegamenti tra nodi con stessa Orientation | Collegamenti tra nodi con diversa Orientation |
|--|-----------------|--|---|
| Dati sperimentali | $0,56 \pm 0,03$ | 41118 | 3078 |
| Modello Base, Distribuzione Normale | $0,5 \pm 0,2$ | 40300 ± 100 | 3740 ± 60 |
| Modello base, Distribuzione Poisson | $0,5 \pm 0,2$ | 40000 ± 300 | 4000 ± 100 |
| Modello generalizzato, Distribuzione Normale | $0,5 \pm 0,2$ | 41000 ± 500 | 3300 ± 500 |
| Modello generalizzato, Distribuzione Poisson | $0,5 \pm 0,2$ | 41300 ± 500 | 3100 ± 400 |

Punti critici del modello rispetto ai dati sperimentali

- Il modello e le tecniche proposte presentano alcuni punti critici:
 - l'assenza di nodi neutri;
 - l'impossibilità di usare un modello diretto e con pesi;
 - la divisione in community data dalla bisezione di Kerningham-Lin, non ottimale per il nostro studio.

Confronto con il modello «Polarizing independent cascade»

L'algoritmo PIC

Algorithm 1: PIC

Given:

- $G = (V, E)$: An undirected graph representing a set of connected users
- $Q = \{q_u \in [-1, 1], u \in V\}$: The set of every node's opinion
- $C = \{c_{uv}, (u, v) \in E\}$: The set of every edge's connection strength
- $I = \{i_i \in [-1, 1], 1 \leq i \leq T\}$: The set of every simulated news items' opinion score
- $S = \{s_i, 1 \leq i \leq T\}$: The set of initial spreader nodes for every news item
- η : The update rate for opinion and connection strength
- B, μ : Parameters for the logistic function (optional)

Procedure:

for $i = 1$ to T do // For every news item

/* Initialize variables:

- t : current time step, set to 1 at the beginning of every news item's spread
- A_t^i : the set of nodes that can still spread news item i at t
- Inf^i : the set of nodes that have been infected by news item i

*/

$t \leftarrow 1$;

$A_t^i \leftarrow S_i$;

$Inf^i \leftarrow Inf^i \cup S_i$;

while $A_t^i \neq \emptyset$ do

for $u \in A_t^i$ do // While an active node exists

for $v: c_{uv} \in E, v \notin Inf^i$ do // Spread to uninfected neighbors

if $Random() < P_{uv}(q_v, c_{uv}, i_i)$ then

// Neighbor become infected and active

$Inf^i \leftarrow Inf^i \cup \{v\}$;

$A_{t+1}^i \leftarrow A_t^i \cup \{v\}$;

// Opinion shifts and connection strengthens

$q_v \leftarrow U_q(u_v, i_i, \eta) = q_v + (\eta \times sign(i_i - q_v))$;

$c_{uv} \leftarrow U_c(q_{uv}) = c_{uv} + \eta$;

else

// Connection weakens

$c_{uv} \leftarrow U_c(q_{uv}) = c_{uv} - \eta$;

end

end

end

// Go to next time step

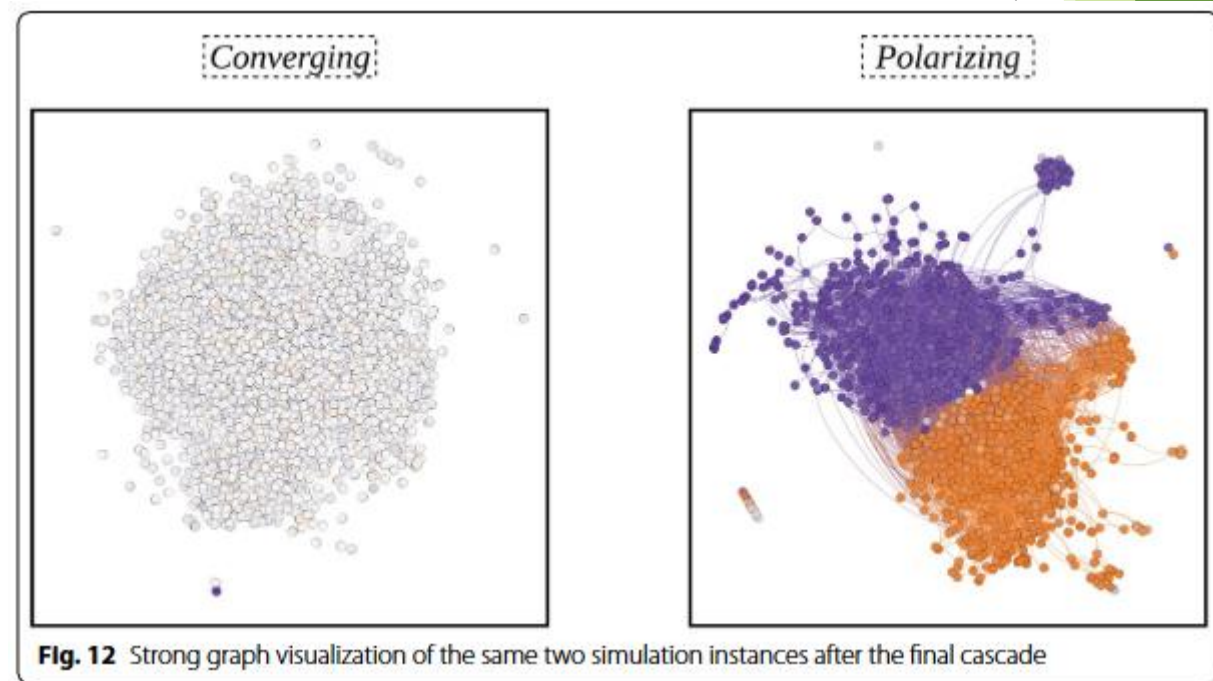
$t \leftarrow t + 1$;

end

Il loro termine di omofilia

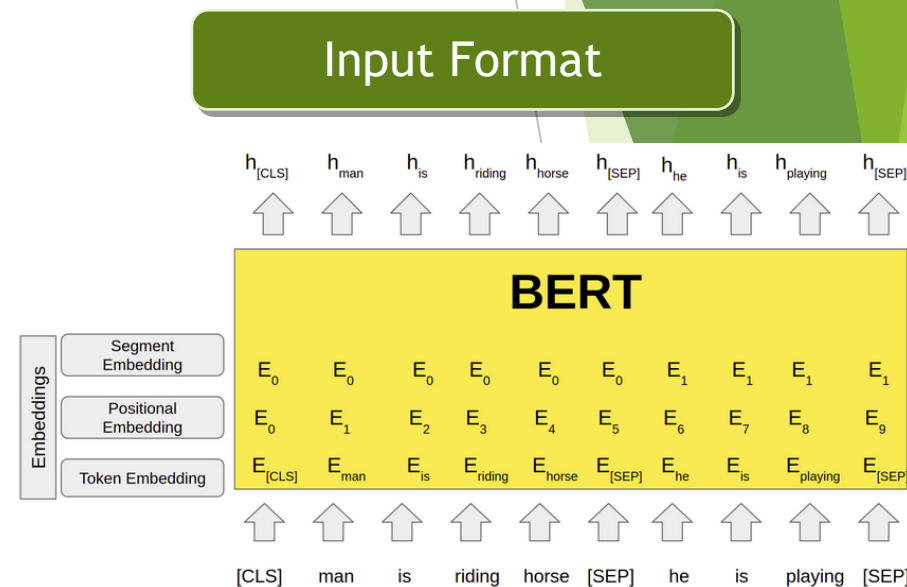
$$\overline{\text{hom}}_w = \frac{\sum_{e(u,v)} c_{uv} q_u q_v}{\sum_{e(u,v)} c_{uv}}$$

Alcuni grafi simulati con il PIC



Machine Learning - Google BERT

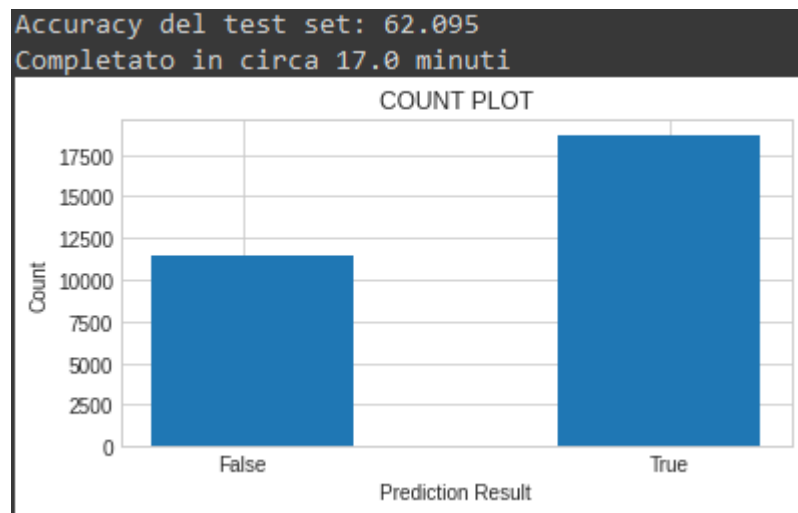
- Abbiamo sviluppato diversi modelli di Machine Learning con l'obiettivo di assegnare un Orientation ad un qualunque utente estraneo al training set. In particolare mi sono concentrato sullo studio del modello **Google BERT**.
- **BERT** è l'acronimo di **Bidirectional Encoder Representations from Transformers** ed è un tipo di rete neurale pre-trainata molto utilizzata nell'ambito del linguaggio naturale. Il modello presenta circa 110 milioni di parametri ed è stato pre-trainato con un dataset di circa 3,3 Miliardi di parole.
- È stato quindi necessario andare a modificare i dati di input così da farli combaciare con quelli richiesti da BERT.



Google BERT - i risultati

- Ho effettuato quindi l'operazione di Fine Tuning assicurandomi di usare il maggior numero di testi disponibili.
- Dopo 2 ore di fine tuning alla fine i risultati di accuracy sul test set sono del **62%**.

Risultati



Dataset usato

Training Set

| | Text | Ideology |
|-------|--|----------|
| 0 | Better Dead than Red! RT @tomemurtha Bill Gate... | 1 |
| 1 | World's climate pledges not yet enough to avoi... | 0 |
| 2 | Ted Cruz: Climate change is not science, its... | 1 |
| 3 | Activists Who Are Putting Their Bodies On The ... | 0 |
| 4 | Yet another lunatic fortune-teller worshipping ... | 1 |
| ... | ... | ... |
| 22154 | @TwitchyTeam Climate change is being used as t... | 1 |
| 22155 | @FriendsOScience yes we know all these graphs ... | 0 |
| 22156 | RT @FAOclimate: RT @faonews: Healthy soils can... | 1 |
| 22157 | .@MartinOMalley: We need to wrap the challenge... | 0 |
| 22158 | RT @danmericaCNN: Clinton lists "climate chang... | 1 |

[22159 rows x 2 columns]

Test Set

| | Text | Ideology |
|------|--|----------|
| 0 | RT @enbclimate: .@OECD Publishes 2015 Indicato... | 0 |
| 1 | RT @drawandstrike: @danmericaCNN @JammiewF "Lo... | 1 |
| 2 | RT @mr_bellis: Let's all stop and smell [look ... | 0 |
| 3 | RT @FreemarketJay: Climate change catastrophism... | 1 |
| 4 | RT @NSunners: Today's dose of laughter comes f... | 0 |
| ... | ... | ... |
| 9492 | My second 500-year rain/flood event in the pas... | 0 |
| 9493 | #NewYork AG going after #ExxonMobil over #clim... | 1 |
| 9494 | RT @TEDTalks: "Climate change is the greatest ... | 0 |
| 9495 | RT @redsteeze: When Obama talks about dangers ... | 1 |
| 9496 | Er, please to explain? https://t.co/SClQomUGt8 ... | 0 |

[9497 rows x 2 columns]

Conclusione

- Ciò che ho appreso grazie a questo progetto è:
 - come fare un'analisi completa e approfondita dei dati grezzi di uno studio;
 - i metodi di validazione di un proprio modello con i dati sperimentali;
 - come trovare le criticità del proprio approccio e cercare di superarle.
- Il confronto con il modello PIC mi ha permesso di conoscere un nuovo metodo di approccio alla modellizzazione della polarizzazione nei social media, metodo la cui utilità, già comprovata nell'ambito social, potrebbe, auspicabilmente, rivelarsi altrettanto valida nel campo della fisica.
- In conclusione lo studio del modello Google BERT mi ha permesso di comprendere come funzionano alcuni dei più moderni modelli di machine learning, insegnandomi allo stesso tempo che non sempre il modello più complesso è il migliore.