

Analisi dell'algoritmo di Facebook

individuare le potenzialità di manipolazione dell'algoritmo nei confronti degli utenti. Misurare l'impatto che ha nella circolazione di informazioni.

Creazione non affiliata, prodotta da analisti durante le elezioni Italiane 2018. Per rendere visibile l'effetto, altrimenti invisibile, degli algoritmi che personalizzano la nostra informazione. Scritto e realizzato da tracking-exposed. A fine documento la descrizione del gruppo.

Abstract

Filter bubble e *censura mediata dall'algoritmo*, sono due concetti noti da anni, ma per la natura segreta, complessa ed in continuo mutamento dell'algoritmo non ci è dato sapere come abbiano un impatto sulla società. I due fenomeni sono una conseguenza degli *algoritmi di personalizzazione*, e se Facebook rendesse trasparenti le sue logiche algoritmiche avremmo strumenti più completi per capirne il potere e l'influenza, ma al momento non è così.

Il progetto <https://facebook.tracking.exposed> (*fbtrex*) vuole assumere una posizione di terzietà, indipendente, per spiegare a cittadini connessi ed istituzioni l'effetto che questi algoritmi hanno sulla circolazione delle informazioni. La tecnologia sviluppata assiste gli utenti mentre sono connessi a Facebook. Le informazioni che ricevono sono trattate dall'algoritmo e servite in un'esperienza effimera, temporanea, che svanirà al prossimo aggiornamento. *Fbtrex* crea una copia personale della bacheca (o *timeline*, o *newsfeed*). Da quella copia sarà possibile, in un secondo momento, comparare le esperienze informative degli utenti che vi partecipano e comprendere se e cosa, complessivamente, è stato avvantaggiato o penalizzato dalle logiche dell'algoritmo. Non si può fare un processo di ingegneria inversa, perchè la potenza tecnologica di Facebook è unica al mondo, ma ciò nonostante, abbiamo trovato diversi modi per interpretare lo spazio entro il quale le esperienze utente si differenziano. Abbiamo svolto analisi con utenti reali e non, arrivando a misurare situazioni in cui l'algoritmo, solo per pochi *like* di differenza, arrivasse a dare esperienze informative radicalmente diverse tra loro. Il test spiegato in questo documento è stato realizzato durante le elezioni italiane 2018. Esploriamo diversi metodi per giudicare l'algoritmo. Per avvantaggiare partnership e per raccogliere più interpretazioni, rilasciamo alcuni selezionati dati provenienti da fonti pubbliche, sotto licenza libera. L'obiettivo è stimolare riflessioni, analisi e dibattito su questa istituzione invisibile, ma incredibilmente influente, che sono gli algoritmi di personalizzazione.

Introduzione

Installando la nostra estensione per il browser, l'utente invia una copia dei post pubblici (quelli condivisi per tutti, con l'icona del mondo) verso un server. Questa copia può consentire la prima

analisi, che è svolta dall'utente stesso, che può rivedere le proprie timeline in un'esperienza meno immersiva.

Due utenti che ipoteticamente possono considerarsi simili (compagni di classe, coppia, colleghi), possono comparare le proprie timeline perchè se l'algoritmo sta mostrando loro una versione personalizzata della sfera pubblica (*bias*¹), solo confrontandosi su un canale differente sarà possibile mettere in prospettiva la qualità della propria informazione.

Questi primi due casi d'uso sono rivolti ad un pubblico educato ed attento, mentre per realizzare ricerche formali, si possono studiare gruppi di utenti, contesti specifici e/o gruppi di controllo. Per giudicare quanto un algoritmo di personalizzazione è bilanciato, dobbiamo per forza di cosa metterle a confronto con qualcosa di simile. Questo è stato l'uso principale che ne abbiamo fatto durante il 2017: abbiamo usato l'estensione in casi e contesti di conflitto, di confronto, o nei casi in cui la sensibilità ad una corretta informazione è più alta. Li chiamiamo *test* perchè sono analisi limitate nello scopo, con l'obiettivo di capire se l'algoritmo sta avvantaggiando, o penalizzando, alcuni contenuti ad esempio nascondendo dei *post* chiave di una delle parti.

Stato dell'arte

Ricercatori accademici hanno realizzato² vari studi, ma questi si basano su dati acquisiti dalla piattaforma, relativi a come gli utenti hanno interagito tra loro. Implicitamente le interazioni studiate erano già influenzate dall'algoritmo. Sono validi per spiegare come si comportano le comunità connesse, ma non ci è possibile scindere la responsabilità dell'algoritmo in queste interazioni da quelli che sono fenomeni sociali.

Facebook in questi mesi ha confermato come l'algoritmo sia una risorsa, segreta, e non viene fatto mistero che l'azienda lo usi per guidare i rapporti interpersonali³ che sviluppano sulla piattaforma.

Esperimenti completati

L'algoritmo ha influenza tutto l'anno, in ogni parte del mondo, ma per poter sviluppare racconti più vicini ai problemi percepiti, ci siamo focalizzati sui momenti in cui l'attenzione pubblica è più alta: le elezioni.

Le abbiamo scelte anche perché, i temi di riservatezza, neutralità dell'informazione, parità dei mezzi in competizione sono giudicati e monitorati dalle commissioni elettorali. In aggiunta, queste istituzioni non hanno modo di applicare analisi sviluppate nel mondo analogico all'equivalente digitale. Un esempio su tutti: la pubblicità mirata. Per definizione è visibile solo ai soggetti scelti e non può essere soggetta a giudizio pubblico come lo è invece un cartellone affisso o uno spot in TV. Ed è su questa comunicazione mirata che lo scandalo

¹ <https://en.wikipedia.org/wiki/Bias>

² [Science vs conspiracy: collective narratives in the age of \(mis\) information.](#)

³ <https://newsroom.fb.com/news/2018/01/news-feed-fyi-bringing-people-closer-together/>

Cambridge-Analytica si sviluppa⁴. Ma anche altre ipotesi di ricerca possono essere esplorate, come: “*Facebook ha penalizzato gli articoli che parlavano di Facebook stessa e dello scandalo cambridge-analytica?*”. Esperti hanno sospetti⁵, ma solo con i dati di Facebook o un meccanismo di osservatorio collaborativo potrebbero avere risposte concrete.

Olanda, primavera 2017: Il primo test è stato veramente sperimentale. Il giornale Olandese oneworld.nl pubblicò un invito a scaricare l'estensione per il browser, 60 persone la installano. Non molte, ma è sufficiente a farci comprendere la difficoltà di questo approccio. Che non è tanto legata alla quantità di utilizzatori (quello, se vogliamo, dipende dal fatto che ci muovemmo in ritardissimo ed avessimo un solo partner editoriale). Il fatto è che per fare una comparazione delle timeline si deve avere qualcosa in comune sulla quale confrontarle, invece le esperienze di utenti reali sono troppo uniche, diverse tra loro. Servirebbero, forse, decine di migliaia di persone per fare *alcune* analisi, ma ancora saremmo distanti dalla condizione, statisticamente robusta, per effettuare una revisione terza dell'algoritmo.

Francia 2017, Argentina 2017 (In collaborazione con un'altra fondazione, che rilascerà il report ad Aprile 2018) ed **Italia 2018** sono state fatte utilizzando utenti sotto il nostro controllo. In questo modo ci era possibile ridurre le variabili che, nel caso Olandese, hanno rappresentato un bias non ignorabile. Questi utenti, sotto il nostro totale controllo, ci hanno permesso di capire entro quali limiti si muove l'algoritmo.

Metodologia e risultati, elezioni italiane 2018

Abbiamo:

1. Creato 6 utenti nuovi, ognuno di loro senza amici.
2. Scelto 5 orientamenti politici (sinistra, centro-sinistra, destra, estrema-destra, movimento 5 stelle)
3. Scelte 6 pagine per ogni orientamento politico (un giornale online, una community, una pagina di partito, due politici di riferimento), per un totale di 30.
4. Ad ognuno dei 6 utenti abbiamo fatto *seguire* tutte 30 pagine
5. Attribuito agli utenti un orientamento politico tra i 5 (uno di questi era l'indeciso, non orientato)
6. Messo *like* ai contenuti appropriati per il proprio orientamento (quindi l'utente M5S metteva like solo ai contenuti condivisi dalle 6 pagine afferenti al M5S, e così via). Questa operazione di like è durata per i mesi dell'esperimento, e veniva gestita da volontari.
7. Un sistema automatizzato faceva in modo che i profili aprissero la loro bacheca Facebook alla stessa ora, scorressero automaticamente per tre minuti, ed *fbtrex* memorizzasse le loro timeline.

⁴ <https://www.ilpost.it/2018/03/19/facebook-cambridge-analytica/>

⁵ Giornalista di buzzfeed riporta che la visibilità di un articolo che parla di Facebook ha meno traffico rispetto a quello che Facebook normalmente porta loro
<https://twitter.com/RMac18/status/979741459497680896>

8. A campagna elettorale in corso era già possibile scaricare i dati raccolti ed iniziare le analisi comparative. Ci sono stati alcuni intoppi tecnici dovuti a complessità di Facebook o della nostra infrastruttura, pertanto consideriamo solo 24 giorni di massima precisione.

Inoltre, tramite le API Facebook ufficiali, abbiamo scaricato ogni giorno tutti i post pubblicati dalle 30 pagine, per poter evidenziare la differenza tra ciò che gli utenti hanno ricevuto e quello che avrebbero potuto ricevere, sulla base degli aggiornamenti operati.

Effettiva visibilità dei post pubblicati dalle 30 fonti, come sono stati visti dai nostri 6 utenti 147.000 post prodotti in 60 giorni

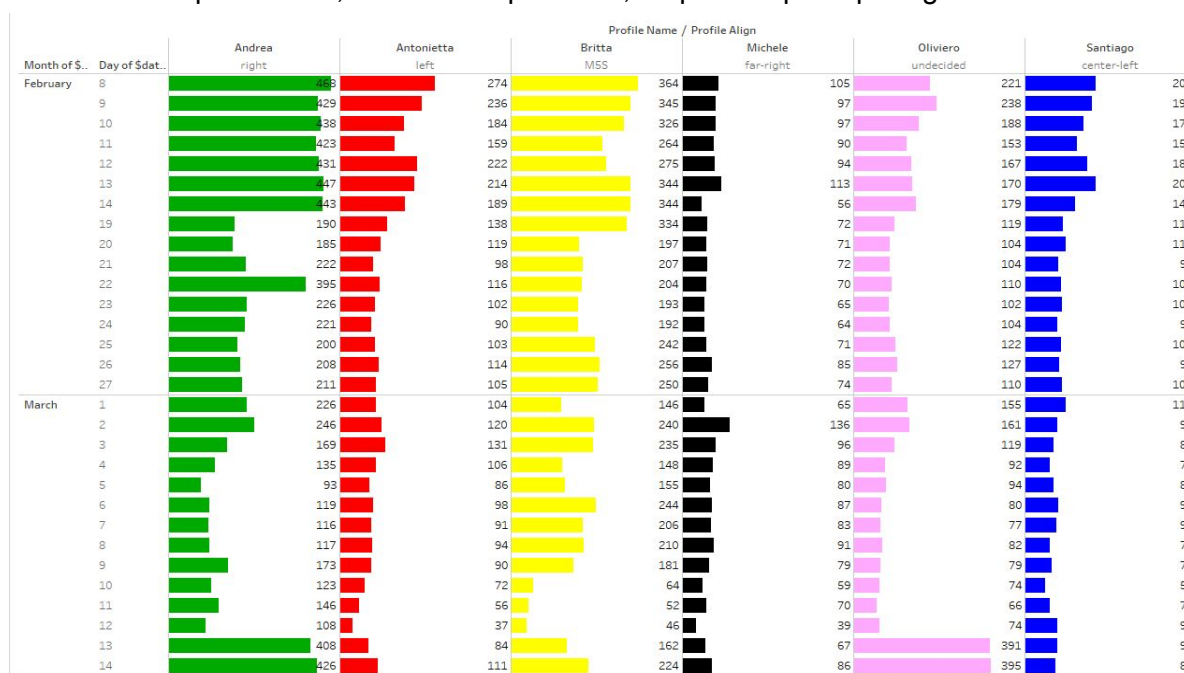


Il rettangolo in alto a sinistra ha una grandezza proporzionale al numero totale di post prodotti dalle 30 fonti, il rettangolo sottostante, con scritto “**visibilità, numero di volte 1**” rappresenta tutti i post che sono apparsi almeno una volta sui nostri 6 profili. E così di seguito, i post che godono di alta visibilità sono sempre minori del gruppo precedente.

La conferma più interessante è misurare due cose: quali e quanti post non vengono **mostrati agli utenti che hanno sottoscritto alle pagine** (21.078 - 44.136, più della metà non sono mai stati visti), e **la frequenza con la quale un post viene riproposto**. Infatti, Facebook preferisce mostrare contenuti più volte piuttosto che darci materiale nuovo. Con *fbtrex*, possiamo dimostrare, verificare e interrogarci su quali post non sono stati giudicati meritevoli dall’algoritmo.

Nel prossimo grafico segue un’analisi comparata tra i 6 utenti, ai quali viene associato un codice colore (verde Destra, rosso Sinistra, giallo M5S, nero Estrema-Destra, rosa l’indeciso e blu Centro-Sinistra). Sono stati presi in considerazione i 24 giorni nei quali tutti i profili sono

funzionati in equal misura, 13 accessi quotidiani, 45 post acquisiti per ogni accesso.



Le barre rappresentano il numero unico di post visti. Se infatti un utente accede alle 9:05 e vede un post della fonte X, ma poi lo ritrova anche alle 10:05 ed alle 11:05, quel post sarà conteggiato una sola volta ai fini di questo grafico.

Più è alto il numero, e quindi più lunga la barra corrispondente, e più possiamo assumere ci sia stata **diversità informativa**. Facebook ha dato una quantità di aggiornamenti più vari, diversi, freschi agli utenti.

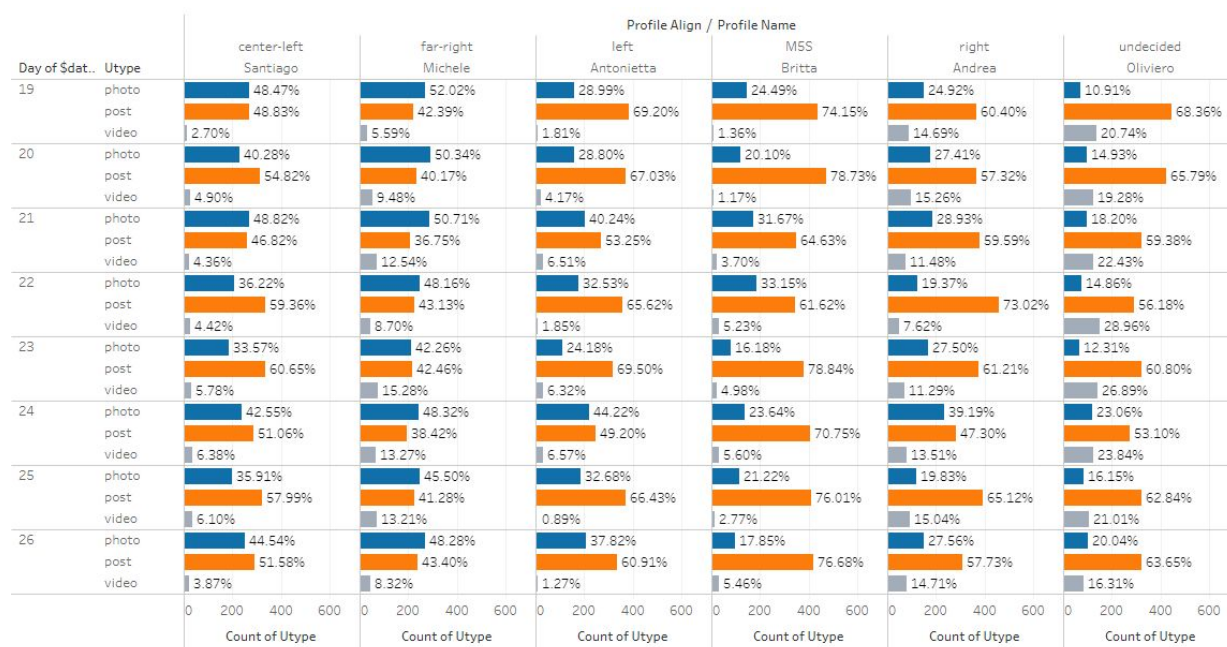
Dal grafico si deduce che:

1. I cambiamenti su questa diversità sono stati sostanziali durante il mese di Febbraio (Andrea, verde, tra il 14 ed il 19 ha avuto più di un dimezzamento ed è stato così fino al 12 di Marzo)
2. Alcuni utenti (Andrea in verde e Britta in giallo) hanno mediamente una diversità informativa più alta degli altri. L'utente Michele, nero, ha avuto meno diversità di tutti.

Non abbiamo ancora analizzato la diversità in contenuti di questi post, ma solo la loro diversità. La diversità informativa è un passaggio intermedio per avvicinarsi a capire se e come funziona la *filter bubble*. Questo passo può aiutare ad attribuire le giuste responsabilità ai tre attori che hanno controllo, in qualche modo, delle esperienze informative, e sono: le pagine (chi pubblica), gli utenti (chi legge), e Facebook, (l'algoritmo).

La tipologia dei post

Uno dei metodi per comprendere le differenze è guardare il numero totale di post e considerare il **tipo** di contenuto servito agli utenti. Nel grafico che segue: **foto** (blu), **video** (grigio), **post/links** (arancione)



Per l'utente nella seconda colonna, l'utente di estrema-destra ha una maggioranza costante di foto rispetto agli altri contenuti, mentre per tutti gli altri utenti la tendenza è quella di dare più post/link.

Conclusioni

Il sistema di osservazione collaborativo permette di uscire dalla esperienza immersiva e soggettiva nella quale le piattaforme ci tengono come parte della loro *gamification*. La tecnologia in questa fase non è in grado di estrarre in modo automatico metadati dai post, per poter capire i contenuti di un'immagine, i testi di un *meme* o i nomi e gli aggettivi presenti negli articoli mostrati. Considerando che i dati collezionati sono vere e proprie risorse, qualora fosse possibile fare analisi di contenuti, queste potrebbero essere applicate retroattivamente anche al dataset delle elezioni 2018.

Istituti di ricerca stanno usando questi dati e questo approccio per svolgere analisi, qualitative e quantitative, con l'uso degli open data è anche possibile esplorare altri linguaggi per definire l'algoritmo. Lo scopo del progetto, in questa fase è di capitalizzare i risultati delle analisi per costruire partnership, ed a medio termine, consolidare un sistema di analisi terza, indipendente, dell'algoritmo di Facebook come di altre piattaforme.

Opendata

Il dataset qui illustrato è documentato e scaricabile a:

<https://github.com/tracking-exposed/experiments-data/tree/master/e18>

Il Gruppo

Il progetto <https://facebook.tracking.exposed> può essere usato per test in altri contesti. (Non solo le elezioni, ad esempio la WebFoundation ha prodotto un report per analizzare la circolazione delle informazioni <https://webfoundation.org/research/the-invisible-curation-of-content-facebooks-news-feed-and-our-information-diets/>). Tra le varie persone che hanno contribuito negli anni, menzione speciale a chi ha lavorato su questo test italofono: Claudio Agosti, Federico Sarchi, Costantino Carugno, Barbara Gianessi, Riccardo Coluccini, Raffaele Angus, Laura Boschi, Gianluca Oldani, Umberto Boschi, Manuel d'Orso.

