LUISS

Corso di Laurea Magistrale in
Governo, Amministrazione e Politica

Cattedra di Comunicazione Digitale e Social Media

Il monitoraggio della politica sui social media, un'analisi di caso: la comunicazione dei presidenti di Regione su Facebook in relazione ai territori

Professore Gianluca Giansante

RELATORE

Professore Michele Sorice

CORRELATORE

Enrico Amadori

CANDIDATO

Anno Accademico 2022/2023

Indice

Introduzione.....**5**

1 Software per il monitoraggio della comunicazione politica sui social media.**8**

1.1 Il ruolo dei social media in politica.....8

1.2 Perché monitorare i social media..... 13

1.3 Raccolta dati e le diverse tipologie di dati..... 15

1.4 Pre-elaborazione dei dati.....18

1.5 Natural Language Processing.....21

1.6 Sentiment analysis e emotional detection..... 23

2 Un esempio di software di analisi dei social media per la politica: Bellerofonte.....**27**

2.1 Raccolta dati e pre-elaborazione.....27

2.2 Sentiment analysis ed emotion recognition per l'analisi dei commenti.....29

2.3 Riassunto dei commenti e wordcloud..... 33

2.4 Shitstorm..... 36

2.5 Altre funzioni..... 39

3 Applicazione: analisi della comunicazione dei presidenti di Regione in riferimento ai territori su Facebook.....**40**

3.1 Motivazione dell'analisi.....40

3.2 Metodologia..... 43

3.2.1 Arco Temporale.....43

3.2.2 Presidenti di Regione sottoposti ad analisi.....44

3.2.3 Fonte dei dati.....45

3.2.4 Divisioni territoriali.....46

3.2.5 Indice di errata comunicazione territoriale..... 50

3.3 Risultati..... 51

3.3.1 Confronto della comunicazione territoriale su Facebook..... 51

3.3.2 Analisi dei territori eccessivamente menzionati..... 55

3.3.3 Quali variabili predicono la comunicazione locale dei presidenti di Regione: un'analisi quantitativa.....57

3.3.4 Tre Italie?..... 64

4 Conclusioni, limiti della ricerca, sviluppi futuri e applicazioni pratiche..... **67**

Appendice 1.....**71**

Appendice 2.....**82**

Bibliografia..... **84**

Riassunto.....**88**

Ringraziamenti..... **95**

Tutti i testi in inglese sono traduzione dell'autore.

Introduzione

La rilevanza dei social media negli ultimi anni è aumentata notevolmente in ogni settore della società, anche in ambito politico. I social media, infatti, hanno modificato radicalmente la comunicazione istituzionale, politica ed elettorale aprendo nuove strade. L'attività di comunicazione politica tramite i social media, oltre a comprendere l'immissione di contenuti sulle piattaforme digitali, riguarda il monitoraggio di quanto avviene sulle piattaforme stesse. Al fine di svolgere quest'ultimo compito al meglio è opportuno avvalersi di appositi software di analisi dei social media, alcuni dei quali sono stati sviluppati con apposite funzioni per l'ambito politico.

Sulla base di queste considerazioni, la presente tesi si pone l'obiettivo di analizzare e confrontare la comunicazione su Facebook dei presidenti di Regione rivolta ai territori. Si ritiene che questa analisi sia rilevante per due principali motivazioni. In primo luogo, attualmente non si riscontra la presenza di simili studi in letteratura, quindi si reputa utile proporre la componente della comunicazione rivolta ai territori negli studi di comunicazione politica. In seconda battuta, la comunicazione ai territori risulta particolarmente significativa in Italia in quanto il 46,7% degli abitanti risiede in comuni con una popolazione inferiore ai 20mila abitanti, percentuale che sale al 69,6% considerando i comuni fino ai 60mila abitanti (elaborazione propria su dati Istat 01/01/2022). In un simile contesto per i soggetti politici e istituzionali sarebbe di fondamentale importanza comunicare al territorio in modo omogeneo, ovvero rispettando la distribuzione della popolazione, mentre si ritiene che sia presente uno sbilanciamento a favore dei grandi centri. L'ambito di analisi è limitato a Facebook in quanto ogni piattaforma necessiterebbe di un approfondimento dedicato.

L'analisi esposta nella presente tesi, inoltre, delinea uno strumento originale di monitoraggio e di calibrazione della comunicazione digitale. Gli attori politici e istituzionali di diverso livello, dal comunale al nazionale, potrebbero adottare questo strumento in circostanze differenti, sia per la comunicazione

istituzionale sia per quella elettorale. Attraverso questo sistema potrebbero comprendere se la propria comunicazione digitale diretta ai territori risulta equilibrata secondo diversi parametri a scelta e correggerla di conseguenza. Questa tipologia di analisi potrebbe poi essere integrata con diverse funzioni, come la *sentiment analysis* o il *microtargeting*, al fine di aumentare esponenzialmente le possibilità offerte dallo strumento stesso.

Nello specifico, la tesi è articolata in quattro capitoli.

Il primo si concentra sui software per il monitoraggio dei social media in ambito politico. L'inizio del capitolo è dedicato ad una riflessione sull'importanza dei social media per i soggetti politici e istituzionali e sulla rilevanza del monitoraggio delle piattaforme social. Segue un'approfondita disamina del funzionamento dei software di monitoraggio, con particolare attenzione al processo di elaborazione dei dati, dalla raccolta di questi fino al risultato. Si pone inoltre l'accento sull'importanza dell'elaborazione del linguaggio naturale (*Natural Language Processing*), una branca cruciale per la comprensione dei discorsi politici sui social media.

Il secondo capitolo illustra le caratteristiche principali di Bellerofonte, il software di analisi dei social media sviluppato dall'agenzia Piave e destinato all'uso in ambito politico. Si illustrano alcune delle funzioni del software, evidenziando come l'uso sinergico di tali funzionalità possa supportare la comunicazione digitale nel contesto politico. Il software in questione è stato fondamentale per la raccolta dei dati dell'analisi proposta nel terzo capitolo.

Nel terzo capitolo si propone un'analisi originale delle pagine Facebook dei presidenti di Regione relativamente alla comunicazione al territorio. L'interesse è rivolto all'esigenza dei presidenti di Regione di comunicare tramite i social media ad ogni area del territorio che amministrano, evitando di sovrarappresentare nella propria comunicazione digitale determinate aree a discapito di altre. Grazie a un'approfondita metodologia, ai dati estratti dal software Bellerofonte e all'utilizzo di alcune tecniche statistiche, l'analisi individua: quanto ogni presidente di Regione comunica al territorio e un indice di

errata comunicazione territoriale per ogni soggetto, rilevando coloro che nella propria comunicazione rispecchiano al meglio le caratteristiche territoriali della propria Regione; quali territori sono maggiormente sovrarappresentati nella comunicazione su Facebook di ogni presidente di Regione e per quale motivo; quali variabili spiegano la comunicazione su Facebook in riferimento ai territori, sia tramite un modello complessivo sia tramite modelli per macroaree. Una visione complessiva delle tre componenti appena citate indicherà la presenza di caratteristiche comuni alle diverse macroaree geografiche in cui generalmente l'Italia è suddivisa, ovvero nord, centro e sud, in altre parole le "tre Italie".

Il quarto e ultimo capitolo si focalizza sulle conclusioni, sui limiti della ricerca svolta, sugli sviluppi che contributi futuri potranno apportare alla presente analisi e sulle applicazioni pratiche dello strumento emerso dall'analisi svolta nel terzo capitolo. Le ultime pagine dell'elaborato, infatti, sono dedicate all'esposizione di come lo strumento di monitoraggio e di calibrazione della comunicazione territoriale possa essere adottato da una moltitudine di soggetti, sia istituzionali sia politici, dal livello nazionale fino al livello comunale e in circostanze differenti, sia per la comunicazione istituzionale sia per quella elettorale. Al fine di mostrare le numerose possibili applicazioni, si espongono alcuni esempi pratici in cui lo strumento, anche in sinergia con altri come la *sentiment analysis* e il *microtargeting*, potrebbe supportare le attività di comunicazione politica e istituzionale.

1 Software per il monitoraggio della comunicazione politica sui social media

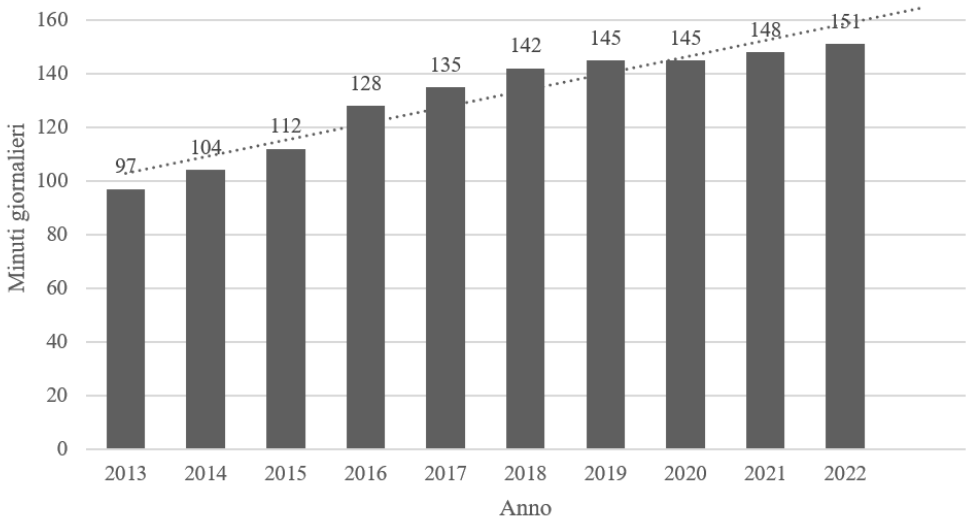
1.1 Il ruolo dei social media in politica

Negli ultimi anni i social media hanno incrementato notevolmente la propria rilevanza in ogni ambito della società. I social media sono definiti come "servizi basati sul Web che consentono a individui, comunità e organizzazioni di collaborare, connettersi, interagire e creare comunità consentendo loro di creare, co-creare, modificare, condividere e interagire con contenuti generati dagli utenti o da programmi automatizzati" (Nau et al., 2022).

La maggior parte della popolazione mondiale accede quotidianamente al web e ai social media. I dati pubblicati nel report *Digital 2023 Global Overview* prodotto da Meltwater e We Are Social (2023) permettono di comprendere questo fenomeno. Gli utenti di internet alla fine del 2022 sono 5,16 miliardi, ovvero il 64,4% della popolazione mondiale. Allo stesso tempo, gli utenti attivi dei social media sono attualmente 4,76 miliardi, un dato che corrisponde al 59,4% della popolazione mondiale. Di conseguenza, si può dedurre che la maggior parte degli utenti del web sia presente sui social media.

Un'altra metrica rilevante per comprendere la rilevanza che questi strumenti hanno nella società è il tempo che occupano nella vita degli utenti. Lo stesso report sintetizza i risultati delle survey di GWI condotte dal 2013 al 2022 su un campione di utenti di internet da tutto il mondo compresi dai 16 ai 64 anni di età e rileva che il tempo passato sui social media è aumentato nell'arco dell'ultimo decennio, fino a raggiungere le due ore e trentuno minuti al giorno a fine 2022 (Figura 1). Il tempo che gli individui passano sui social media è inversamente proporzionale all'età e questo suggerisce che la tendenza sarà ancora in crescita (Meltwater e We Are Social, 2023).

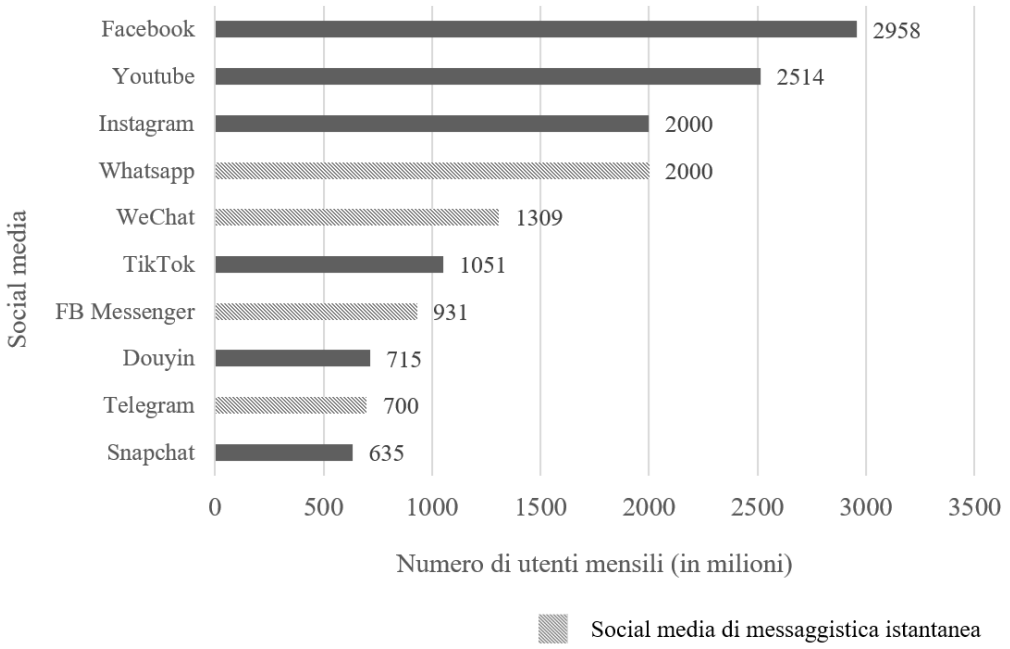
Figura 1
Minuti giornalieri che gli utenti di internet dai 16 ai 64 anni passano sui social media



Fonte: tratto da Meltwater e We Are Social (2022) basato sulle survey condotte da GWI dal 2013 al 2022

Le piattaforme social sono diverse tra loro per la tipologia di pubblico alle quali si rivolgono, per la diversa natura dei contenuti immessi, per la modalità di fruizione di questi e sono in continua evoluzione. Gli utenti di Internet utilizzano in media 7,2 piattaforme social diverse ogni mese. I social media più utilizzati, senza considerare gli strumenti di messaggistica istantanea come Whatsapp e Telegram, sono Facebook con quasi 3 miliardi di utenti mensili e 2,5 miliardi di utenti giornalieri, Youtube con 2,5 miliardi di utenti mensili, Instagram con 2 miliardi di utenti mensili e TikTok con 1,5 miliardi di utenti mensili (Figura 2) (Meta, 2023; Meltwater e We Are Social, 2023).

Figura 2
I dieci social media con il maggior numero di utenti attivi nel mondo
(dati in milioni)



Fonte: elaborazione propria sui dati Meltwater e We Are Social (2022)

Alla luce dei dati fino ad ora mostrati, si può comprendere la rilevanza che i social media hanno ottenuto nei diversi ambiti della società. Questi strumenti, infatti, sono adottati sempre più frequentemente in ambito politico, sia per la comunicazione istituzionale sia nelle campagne elettorali (Stieglitz e Dang-Xuan, 2013).

Nonostante l'influenza dei social media nel determinare il comportamento elettorale sia fortemente discussa sia in letteratura sia tra i professionisti del settore, le potenzialità sono innegabili. I social media, infatti, non si prestano ad un impiego predefinito, ma si adattano alle diverse esigenze di coloro che li utilizzano. Giansante (2014) individua cinque principali azioni per le quali il web e i social media sono utili all'attività politica: *diffondere il proprio messaggio politico*, *ascoltare ciò che viene detto online*, *stimolare e organizzare la partecipazione*, *influenzare l'agenda* e *raccogliere fondi*.

Il web e i social media, infatti, hanno modificato notevolmente il modo in cui si *diffonde il proprio messaggio politico* in quanto hanno permesso di superare l'intermediazione dei media tradizionali, consentendo così ai politici e alle istituzioni di scegliere le notizie da comunicare e la rilevanza da riservare a ognuna di queste. Tramite il web è possibile anche creare contenuti che poi vengono ripresi dai media tradizionali raggiungendo un pubblico più ampio. In questo senso, un uso accurato delle piattaforme digitali potrebbe permettere di contrastare l'accusa secondo cui la politica è lontana dalle persone. Dall'altro lato, la mancata intermediazione di un giornalista potrebbe aumentare il rischio di disinformazione. Questo pericolo risulta particolarmente urgente dal momento che il 34,2% degli utenti dei social media tra i 16 e i 64 anni dichiara di aver utilizzato queste piattaforme per leggere notizie (Crilley e Gillespie, 2018; Giansante, 2014; Meltwater e We Are Social, 2023).

Il web permette di *ascoltare le discussioni online*. La comprensione di come gli utenti parlano del candidato e dell'istituzione permette di migliorare la propria attività politica. L'ascolto delle opinioni degli utenti riguardanti i propri avversari, invece, risulta utile per individuare i loro punti deboli (Giansante 2014).

È possibile, inoltre, *stimolare e organizzare la partecipazione*. Il pubblico che visita i siti e le pagine social dei politici generalmente li sostiene, quindi è possibile attivarli come attivisti e volontari. Il web è uno strumento utile per contattare i potenziali volontari e per organizzare le attività in cui mobilitarli sia online sia offline. Le campagne elettorali di Obama del 2008 e del 2012 hanno mostrato per la prima volta le potenzialità del web nel coordinamento dei volontari, tanto da aver creato un modello di successo che è stato emulato da molti partiti in Europa (Giansante, 2014; Theviot, 2016, p.161).

La quarta azione utile a fini politici è *influenzare l'agenda*. La rete, infatti, ha permesso di creare nuove forme di organizzazioni consentendo alle persone di unirsi per una causa comune, rivoluzionando le modalità tradizionali di partecipazione (Giansante, 2014, p. 82-83).

Infine, il web ha stravolto un'attività fondamentale per la politica, ovvero la *raccolta fondi*. In particolare, attraverso la rete è più semplice raccogliere piccole offerte da una grande quantità di sostenitori. I donatori possono così dare il proprio contributo, anche minimo, alla campagna elettorale sentendosi coinvolti. Questa azione può aprire la strada ad altre azioni, ad esempio si può chiedere loro di attivarsi come volontari (Giansante, 2014, pp. 87-92).

Attraverso la rete è possibile colpire i propri avversari, gestire crisi di comunicazione, e altro ancora, difendere la propria reputazione, costruire il proprio programma. Come si può dedurre da questa rassegna relativa alle possibilità che la rete offre all'attività politica, la costruzione del consenso e l'aumento dei voti che un candidato o un partito ricevono sono solamente uno dei possibili risultati di queste azioni. Di conseguenza, sarebbe estremamente riduttivo ricondurre l'obiettivo della comunicazione digitale per la politica al solo aumento dei voti. Inoltre, gli strumenti digitali sono particolarmente rilevanti e utili per i candidati nelle competizioni locali (come le elezioni di quartiere, di circoscrizione, comunali, e probabilmente in futuro provinciali) in quanto gli effetti delle attività svolte sono più facilmente misurabili e l'accesso ai mezzi di comunicazione tradizionale è più complesso e oneroso. Tuttavia, è necessario ricordare che la comunicazione digitale e i social media sono solamente uno strumento che permettono di ottenere i risultati desiderati se opportunamente inserito in una buona strategia, con un'organizzazione efficace e un buon candidato (Giansante, 2014).

In conclusione, i social media e la rete hanno modificato radicalmente le attività politiche, aprendo nuove possibilità sia per le campagne elettorali sia per la comunicazione istituzionale.

1.2 Perché monitorare i social media

Oltre a immettere contenuti nei social media, è fondamentale monitorare ciò che avviene sulle piattaforme stesse. Secondo Stieglitz e Dang-Xuan (2013), le principali motivazioni per cui i soggetti politici e le istituzioni hanno interesse ad analizzare i social media sono riassumibili in due categorie: gestire la propria reputazione e monitorare i contenuti generati dagli utenti.

In primo luogo, questa attività permette di gestire la propria reputazione comprendendo in che modo le persone parlano online dei soggetti interessati e prevenendo così eventuali scandali che potrebbero danneggiare la propria immagine pubblica. Attraverso un'attenta analisi dei social network è possibile, infatti, individuare una crisi di comunicazione (anche detta *shitstorm*) sul nascere, concedendo così al soggetto politico o istituzionale maggiore tempo per agire al fine di contenere la crisi (Stieglitz e Dang-Xuan, 2013).

In seconda battuta, grazie all'analisi dei social media è possibile monitorare i contenuti generati dagli utenti sulle diverse piattaforme comprendendo di quali argomenti si discute online e quali temi politici preoccupano maggiormente i cittadini. Il monitoraggio dei social media può offrire dei vantaggi rispetto ai sondaggi con domande prestabilite, pur non potendo sostituire le survey in alcun modo. Sui social media, infatti, gli utenti esprimono le loro opinioni più liberamente ed è possibile analizzare le opinioni di una grande quantità di persone, mentre i sondaggi sono generalmente basati su un campione limitato. Il monitoraggio dei social media è particolarmente utile in campagna elettorale. In questa circostanza il monitoraggio andrebbe attivato fin dalla prima fase di pianificazione al fine di comprendere al meglio il contesto politico in cui si svolge la competizione e il proprio pubblico. Allo stesso tempo, per un candidato potrebbe essere utile monitorare gli avversari al fine di individuare le critiche che i cittadini muovono verso di loro e utilizzare questi elementi a proprio vantaggio (Giansante, 2014, pp. 63-64, Stieglitz e Dang-Xuan, 2013).

L'analisi dei social media può anche essere utilizzata come strumento predittivo dei risultati elettorali basandosi sui sentimenti espressi dagli utenti in relazione ai candidati o ai partiti. In particolare, diverse ricerche hanno utilizzato i dati di Twitter per la previsione di alcune competizioni politiche. Il primo tentativo in questa direzione è stato intrapreso da Tumasjan et al. (2010). Questo studio aveva l'obiettivo di pronosticare a posteriori il risultato delle elezioni federali tedesche del 27 settembre 2009 tramite l'analisi di oltre 100mila tweet pubblicati nelle settimane prima del voto. Gli autori hanno confrontato la percentuale delle menzioni dei principali partiti e dei politici più in vista con la percentuale ottenuta al voto. I risultati sono incoraggianti in quanto non si distaccano molto dai sondaggi elettorali. Nonostante ciò, lo studio presenta dei limiti. Innanzitutto, si tratta di una ricerca a posteriori e non di un vero e proprio tentativo di prevedere i risultati elettorali. Ancora, è stata criticata la premessa semplicistica e la metodologia debole (Jungheer et al., 2011). Tuttavia, ricerche successive svolte a priori hanno ottenuto risultati decisamente incoraggianti. Burnap et al. (2016) hanno utilizzato i dati di Twitter per pronosticare le elezioni politiche britanniche del 2015. Attraverso l'uso della *sentiment analysis*, di cui si parlerà approfonditamente nel paragrafo 1.6, gli autori hanno creato un modello finalizzato a generare una precisa assegnazione dei seggi in parlamento ai diversi partiti. Nonostante le previsioni si siano rivelate imprecise, il modello ha predetto correttamente l'ordine dei primi tre partiti. Il contributo maggiore della ricerca consiste nell'aver messo in luce un importante limite dell'analisi dei social per predire i risultati delle elezioni in un sistema elettorale con collegi uninominali e con un sistema politico multipartitico con partiti regionalisti di maggioranza. In un simile contesto sarebbe utile poter geolocalizzare i tweet o i post degli utenti al fine di poter stimare la forza dei partiti nei singoli collegi.

L'analisi dei social media (SMA) può, in definitiva, essere definita come "lo sviluppo e la valutazione di strumenti e framework informatici per raccogliere, monitorare, analizzare, riassumere e visualizzare i dati dei social media, solitamente guidati da requisiti specifici di un'applicazione target" (Zeng et al., 2010).

1.3 Raccolta dati e le diverse tipologie di dati

L'analisi dei social media richiede, in prima battuta, la presenza di dati da fornire agli strumenti informatici, così che questi li possano analizzare. La raccolta dati è la prima fase dell'analisi dei social media e determina i passaggi successivi.

Stieglitz e Dang-Xuan (2013) individuano cinque approcci di tracciamento dei dati per le istituzioni politiche basati sugli obiettivi dell'analisi dei dati. Il primo, definito *self-involved approach*, consiste nel raccogliere tutti i contenuti prodotti dagli account riconducibili al soggetto interessato con i relativi commenti e allo stesso tempo i contenuti con alcune parole chiave riconducibili al soggetto stesso, ad esempio il nome e il cognome del candidato. Questo approccio risulta particolarmente funzionale per i soggetti che hanno interesse a comprendere come gli utenti parlano di loro sui social media. Il secondo metodo, *keyword/topic-based approach*, è applicato per gli attori politici che intendono monitorare determinati argomenti politici, per cui si tracciano i contenuti che contengono determinate parole chiave. Ancora, l'approccio *actor-based* acquisisce i tweet e i post degli utenti più influenti in quanto si ritiene che questi abbiano un ruolo chiave nei processi di formazione dell'opinione pubblica. Il quarto sistema è definito r*andom/exploratory approach* e individua in modo casuale una selezione di dati e li analizza alla ricerca dei principali argomenti politici con le relative reazioni degli utenti. Infine, l'approccio *URL-based* acquisisce i link condivisi nei post di diverse piattaforme social. Esso parte dal

presupposto che sui social media viene premiata la sintesi, per cui i pochi caratteri di un post o di un tweet non possono approfondire un argomento. Di conseguenza, si ricercano maggiori informazioni nei link allegati ai post oppure ai tweet.

Una volta identificato l'approccio di tracciamento che si adatta al meglio alle proprie esigenze, è necessario individuare una fonte che permetta di estrarre i dati in modo continuo, automatizzato e legittimo. Questo processo avviene generalmente tramite le cosiddette API, ovvero *Application Programming Interface*. Le API sono degli strumenti che le principali aziende informatiche sviluppano per i propri servizi e distribuiscono a sviluppatori esterni. Tramite le API, gli sviluppatori terzi possono collegare i propri servizi a quelli più complessi forniti dalle grandi aziende informatiche come Google, Facebook, Instagram o Twitter. Le API sono onnipresenti nell'industria informatica e il loro accesso è generalmente fornito in modo gratuito (Qiu, 2016). Nonostante ciò, in seguito allo scandalo Facebook-Cambridge Analytica del 2018, le piattaforme digitali hanno fortemente limitato la possibilità di accedere ai dati attraverso API al fine di garantire il rispetto della privacy degli utenti (Tromble, 2021).

Gli sviluppatori dei software volti ad analizzare i social media possono, quindi, attingere alle API messe a disposizione dai social media stessi al fine di ottenere i dati di cui necessitano. Questi dati possono essere classificati in due categorie: i metadati e i dati non strutturati. I primi comprendono le informazioni che non necessitano di elaborazione per essere utilizzati, per esempio i nomi utente, le informazioni demografiche relative agli account, il numero di "like", di "reazioni", di condivisioni, di commenti ecc. I metadati possono essere immediatamente utilizzati senza particolari trattamenti. I dati non strutturati, invece, comprendono in gran parte i contenuti testuali generati dagli utenti, come il testo dei post e dei commenti su Facebook oppure il contenuto dei tweet su Twitter. I dati non strutturati contengono informazioni qualitative fondamentali per l'analisi dei social media a fini politici in quanto i candidati e le istituzioni hanno l'esigenza di comprendere, ad esempio, di quali temi si parla online e soprattutto in che modo. Queste informazioni sono contenute generalmente nel

testo dei post o dei tweet. Tuttavia, i dati non strutturati possono essere utilizzati solamente in seguito a una adeguata elaborazione o trasformazione degli stessi (Stieglitz e Dang-Xuan, 2013).

I dati raccolti possono comprendere anche i contenuti multimediali presenti sui social media, come le immagini e i video. Gli attori politici e istituzionali, infatti, potrebbero essere interessati a comprendere l'effetto di una particolare fotografia o di un video sul proprio pubblico. I contenuti multimediali possono essere catalogati sia come dati strutturati se si intende registrare solamente la loro presenza o assenza, sia come dati non strutturati se l'interesse è rivolto al contenuto dell'immagine o del video. In questo secondo caso è necessaria l'elaborazione del contenuto tramite l'individuazione di oggetti all'interno delle immagini. Questa elaborazione permette di estrapolare informazioni dalla fotografia o dal video.

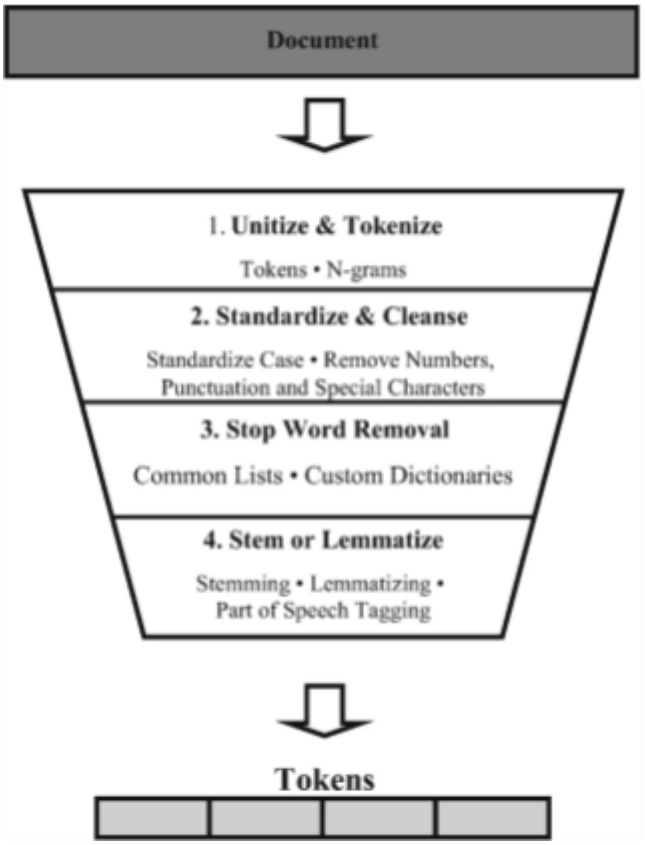
Oltre ai dati raccolti direttamente tramite i social media, è possibile utilizzare database già strutturati ed esistenti. Ad esempio, i dati ISTAT forniscono importanti informazioni relative alla popolazione italiana. Le fonti di dati già strutturate, se opportunamente integrate con i dati raccolti tramite i social media, possono arricchire la ricerca fornendo informazioni che non sarebbero accessibili con una sola fonte di dati.

La diversa natura dei dati che si possono estrarre richiede che l'analisi dei social media si avvalga del supporto di varie discipline, in particolare l'informatica, la statistica e la linguistica computazionale. Queste discipline forniscono una varietà di tecniche di tracciamento, modellazione, analisi e *mining* per affrontare le sfide relative ai dati provenienti dai social media (Stieglitz et al., 2014).

1.4 Pre-elaborazione dei dati

Come detto, i dati testuali raccolti sono spesso non strutturati e per poterli elaborare è necessario sottoporre il testo a un processo di pre-elaborazione (*pre-processing*) che include quattro fasi (Figura 3): unitizzazione e tokenizzazione, standardizzazione e pulizia dei dati, rimozione delle *stop-word* e, infine, derivazione o lemmatizzazione. Ogni passaggio riduce le informazioni per favorire la semplicità di calcolo e di elaborazione dei dati (Anandarajan et al., 2018).

Figura 3
Le fasi di pre-elaborazione dei dati di testo



Fonte: Anandarajan et al., 2018

La prima fase consiste nella segmentazione del testo in parole, bigrammi o piccole frasi e il risultato è detto *token*. La suddivisione in singole parole è solitamente la scelta più semplice e immediata. Questo procedimento di *tokenizzazione* è necessario in quanto sarebbe più difficile per il computer decidere come suddividere il testo. La frase "questo posto è molto bello" in seguito alla tokenizzazione può diventare "questo", "posto", "è", "molto", "bello" (Damerau et al., 2005; Nandwani e Verba, 2021). Generalmente in questa fase è preferibile suddividere i *token* senza considerare la grammatica e la loro posizione all'interno del testo originale. Questa pratica è definita *Bag of Words* (BOW), ovvero sacco di parole, in quanto tutte le parole vengono raccolte senza un ordine (Anandarajan et al., 2018).

In seguito, si procede con la standardizzazione e la pulizia dei dati. In questa fase tutte le lettere maiuscole vengono sostituite con lettere minuscole al fine di uniformare il testo, così che durante l'analisi il software non rilevi le parole "Tesi" e "tesi" come diverse. Inoltre, viene rimossa ogni forma di punteggiatura, si eliminano i caratteri numerici e i caratteri speciali come le emoji e si cancellano eventuali spazi bianchi in eccesso (Anandarajan et al., 2018).

La fase successiva consiste nella rimozione delle *stop-word*. Queste sono le parole che si incontrano frequentemente nei testi e non caratterizzano un particolare argomento. Sono tipiche di ogni singola lingua e sono, ad esempio, le congiunzioni, gli articoli e le preposizioni. Vengono rimosse in quanto sono ritenute irrilevanti e la loro presenza rallenterebbe solamente il processo di analisi del testo (Uysal e Gunal, 2014; Abdi et al., 2019). Al fine di identificare le parole standard da rimuovere si utilizzano dei dizionari di *stop-word* standard che contengono le parole maggiormente utilizzate in una determinata lingua. Tuttavia, è possibile escludere ulteriori parole creando un dizionario di *stop-word* specifico per il proprio progetto. Questa potrebbe essere una valida alternativa per escludere le parole che si incontrano frequentemente in un linguaggio specialistico o tematico (Anandarajan et al., 2018).

Le tecniche utilizzate nell'ultima fase della pre-elaborazione dei dati sono tre: identificazione della parti del discorso (*part of speech tagging, o POS tagging*), derivazione (*stemming*) e lemmatizzazione (*lemmatization*). L'identificazione delle diverse parti di un discorso, è una tecnica che analizza le informazioni lessicali e sintattiche dei *token* e assegna ad ogni parola la giusta etichetta. Ad esempio, il termine "simpatico" verrà contrassegnato come "aggettivo", mentre la parola "libro" come "sostantivo", e così via (Sun et al., 2017). I processi di derivazione e lemmatizzazione sono simili tra loro. La derivazione consiste nel semplice troncamento dei suffissi delle parole. Per esempio, "pescatore" e "pescato" vengono convertiti in "pesca". La lemmatizzazione, invece, si avvale dell'utilizzo di un vocabolario e dell'analisi morfologica al fine di rimuovere solamente le desinenze flessive, così da restituire la forma base di una parola, detta lemma, così come questa è presente nel dizionario (Ahuja et al., 2019; Ghanbari-Adivi e Mosleh, 2019; Manning et al., 2009).

Infine, è necessario convertire il testo in numeri tramite un processo denominato vettorizzazione. Questo è un passaggio fondamentale per permettere alla macchina di elaborare il testo. Il risultato della vettorizzazione è generalmente una matrice di dati nella quale ogni riga rappresenta una frase, mentre ogni colonna corrisponde a una determinata parola contenuta nel dizionario. Di conseguenza, i valori presenti in ogni singola cella della matrice dei dati rappresenta una parola contenuta nella frase (Nandwani e Verba, 2021).

1.5 Natural Language Processing

La maggior parte dei dati che l'analisi dei social media a fini politici deve analizzare sono testuali, ad esempio i commenti, i contenuti dei post, gli articoli di giornale, i tweet ecc. Al fine di ricavare informazioni utili da questi testi sarebbe necessario l'intervento umano in quanto una persona potrebbe leggerli, comprenderli ed elaborarli al fine di estrarre le informazioni necessarie. Tuttavia, a causa dell'enorme quantità di dati che vengono immessi ogni giorno sui social media, l'intervento umano sarebbe estremamente dispendioso in termini di tempo e di energie. Per questo motivo ci si affida all'elaborazione del linguaggio naturale (*Natural Language Processing*), ovvero "una gamma di tecniche computazionali per la rappresentazione e l'analisi automatica dei linguaggi umani" (Chowdhary, 2020, p. 645).

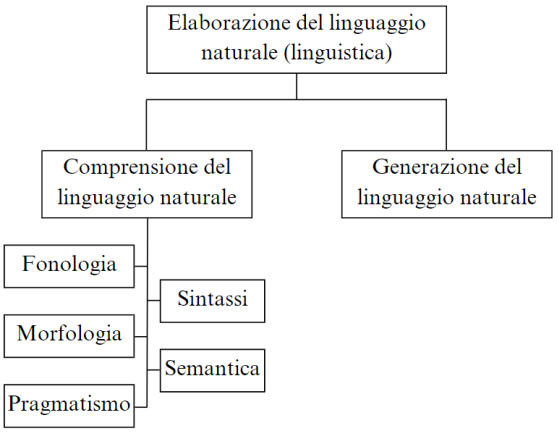
L'elaborazione del linguaggio naturale è uno strumento nato originariamente per la traduzione di testi da una lingua a un'altra. La traduzione automatica necessita dell'elaborazione del linguaggio naturale al fine di poter tradurre un testo mantenendo intatto il significato della frase originale. L'evoluzione dell'elaborazione del linguaggio naturale ha permesso di applicare questa tecnologia a molti altri campi. Tra questi, i più rilevanti sono la ricerca di informazioni (*information retrieval*), l'estrazione di informazioni rilevanti da un testo (*information extraction*), la produzione di riassunti, l'elaborazione di risposte alle domande, l'estrazione di opinioni dal testo e il rilevamento della posta indesiderata (Chowdhary, 2020, p. 606; Khurana et al., 2023). Come si vedrà nel capitolo 4, l'estrazione di informazioni è uno strumento particolarmente rilevante per questa tesi.

Le applicazioni pratiche di questo strumento sono numerose e in continua espansione. Ad esempio, il funzionamento del noto software ChatGPT è basato sull'elaborazione del linguaggio naturale. Questo permette al software di comprendere e generare linguaggio naturale, interpretare le domande degli utenti, ricercare le informazioni e fornire risposte coerenti. Anche i motori di ricerca

utilizzano l'elaborazione del linguaggio naturale per individuare in maniera più efficace le informazioni di cui l'utente necessita. Nel capitolo 4 si illustreranno in maniera approfondita gli strumenti di un software di analisi dei social media per la politica.

Il *Natural Language Processing* può essere suddiviso in comprensione del linguaggio naturale (*Natural Language Understanding*) e generazione del linguaggio naturale (*Natural Language Generation*), a loro volta queste due branche si diramano in ulteriori livelli (Figura 4). Il primo ha l'obiettivo di guidare la macchina nella comprensione e nell'analisi profonda del linguaggio umano con il fine ultimo di estrarre gli elementi utili dal testo, per esempio i concetti principali, le emozioni o le parole chiave. La comprensione del linguaggio naturale si compone poi di diversi livelli: la fonologia, la morfologia, il lessico, la sintassi, la semantica, il livello del discorso e il livello pragmatico. Tramite lo studio di queste diverse componenti del linguaggio è possibile comprendere al meglio il linguaggio umano. Il processo di generazione del linguaggio naturale, invece, è l'opposto della comprensione e ha l'obiettivo di produrre frasi o testi (Khurana et al., 2023).

Figura 4
Le componenti dell'elaborazione del linguaggio naturale



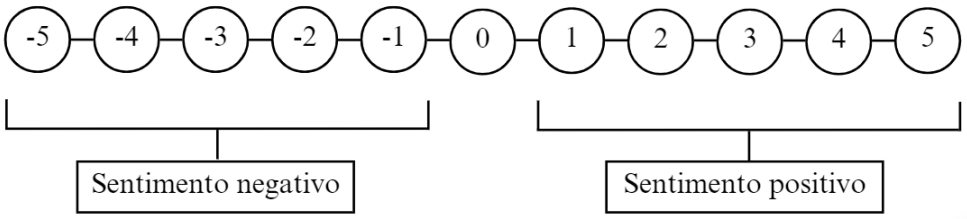
Fonte: tratto da Khurana et al. 2023, p. 3715

1.6 Sentiment analysis e emotional detection

Una delle tante applicazioni dell'elaborazione del linguaggio naturale più utilizzata nell'analisi dei social media è sicuramente la *sentiment analysis*. Questa è definibile come "lo studio computazionale delle opinioni delle persone, che aiuta gli utenti a raccogliere informazioni desiderabili per il processo decisionale" (Abdi et al. 2019, p. 1246). "La *sentiment analysis* è utilizzata per classificare la polarità di un dato testo, se l'opinione espressa è positiva, negativa o neutra" (Ibid.). Alcuni software, oltre a indicare la polarità dell'opinione espressa, forniscono un coefficiente numerico, così da aggiungere anche un elemento quantitativo relativo alla positività o alla negatività del testo. Il software Sentistrenght, per esempio, assegna un punteggio sia al sentimento positivo (con un valore di segno "+") sia a quello negativo (con un valore di segno "-") in una scala da 0 a 5 (Figura 5). Di conseguenza, un testo con poca negatività e molta positività potrà ottenere un punteggio complessivo pari a -2;+4 (Thelwall, 2022). La *sentiment analysis*, quindi, è una metrica basata su un'unica dimensione.

Figura 5

Scala dei valori del sentimento utilizzata dal software Sentistrenght



Fonte: elaborazione propria

La *sentiment analysis*, anche nota come *opinion mining*, può essere applicata a qualsiasi tipo di testo, sia online sia offline, che impiegherebbe troppo tempo ad essere letto integralmente. I primi software di sentiment analysis sono nati per rispondere all'esigenza di comprendere se una recensione di un prodotto fosse positiva o negativa, così da indicare rapidamente sia agli acquirenti sia ai venditori quali fossero i prodotti più apprezzati (Thelwall, 2022).

La *sentiment analysis* è diventata particolarmente rilevante in concomitanza con l'espansione dei social media. In queste piattaforme le persone esprimono i propri pareri e le proprie idee sugli argomenti più disparati. In particolare, i contenuti di natura politica attraggono un grande numero di commenti, sia di sostegno sia di forte critica. Di conseguenza, la *sentiment analysis* si dimostra un ottimo strumento nelle mani dei soggetti politici e delle istituzioni per monitorare i propri canali social e comprendere in modo rapido la risposta degli utenti ai propri contenuti.

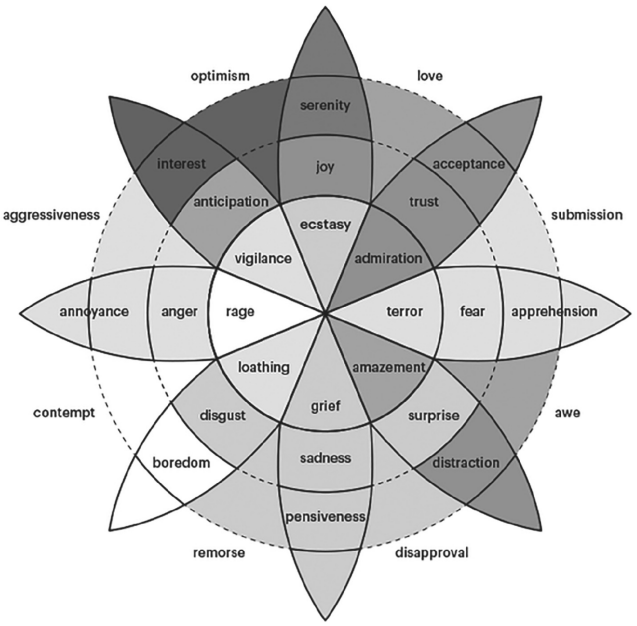
La *sentiment analysis* può essere condotta su tre diversi livelli: al livello del documento, della frase o della caratteristica. L'estrazione dell'opinione a livello del documento significa individuare il sentimento complessivo che emerge da un lungo testo. La *sentiment analysis* a livello di frase, invece, consiste nell'analisi del sentimento per ogni singola frase che compone il testo. Infine, estrarre il sentimento in base alla caratteristica significa individuare l'opinione relativa ai diversi aspetti che sono citati all'interno del testo (Nandwani e Verba, 2021, p. 3).

Le tecniche tradizionali per la sentiment analysis sono due, ovvero l'approccio basato sul lessico e l'approccio fondato sull'apprendimento automatico (*machine-learning*). La prima tecnica si avvale dell'utilizzo di un dizionario in cui a ogni parola corrisponde un valore positivo oppure negativo. Tramite il dizionario, a ogni parola presente nella frase o nel documento si assegna il relativo punteggio e sommando tutti i valori oppure calcolando la media si ottiene il risultato. L'approccio basato sull'apprendimento automatico, invece, prevede che il software assegni automaticamente i valori di *sentiment analysis* in

seguito a una fase di allenamento del software svolta dall'uomo. I due approcci fino ad ora descritti sono sempre meno utilizzati in quanto si preferisce affidarsi al *deep-learning*, ovvero algoritmi che simulano le reti neurali umane e permettono di ottenere risultati migliori senza la necessità della supervisione umana (Nandwani e Verba, 2021, pp. 9-11).

Un'applicazione dell'elaborazione del linguaggio naturale che spesso viene confusa con la sentiment analysis è il riconoscimento delle emozioni (*emotion detection* o *emotion recognition*), ovvero il processo che permette di identificare in modo automatico le emozioni che scaturiscono da un testo. Il riconoscimento delle emozioni necessità che queste vengano innanzitutto identificate e classificate. I modelli di emozioni rispondono a questa esigenza. Plutchik, ad esempio, ha proposto una ruota delle emozioni bidimensionale (Figura 6) (Acheampong et al., 2020, p. 3).

Figura 6
La ruota delle emozioni di Plutchik



Fonte: Acheampong et al., 2020, p. 4

Pur senza approfondire ulteriormente il vasto ambito di studio relativo alla classificazione delle emozioni, si può facilmente comprendere che il rilevamento delle emozioni fornisce informazioni sensibilmente più precise rispetto alla *sentiment analysis*, che tuttavia permette di ottenere un indice sintetico di rapida lettura.

Sia la *sentiment analysis* sia l'*emotional recognition* presentano alcuni limiti. Innanzitutto, questi software non riescono a comprendere l'ironia tipica del linguaggio umano. Un secondo ostacolo è rappresentato dai neologismi tipici del linguaggio giovanile e del web. "Non riuscire a identificare i neologismi può ridurre l'accuratezza dell'analisi del sentimento lessicale se le opinioni sono spesso espresse con parole troppo nuove per essere nel dizionario del sentimento" (Thelwall, 2021). Ancora, questi strumenti non sono in grado di analizzare il contesto in cui una frase viene detta. Il contesto, infatti, può incidere profondamente sul significato di un'espressione. Thelwall (2018, p. 54) rileva, infine, dei pregiudizi di genere nei software di sentiment analysis. Secondo l'autore, questi strumenti tendono a rilevare sentimenti più forti, sia positivamente sia negativamente, nelle donne rispetto agli uomini. Thelwall individua la causa del fenomeno nella modalità di comunicazione in quanto le donne utilizzerebbero un linguaggio più diretto rispetto agli uomini.

2 Un esempio di software di analisi dei social media per la politica: Bellerofonte

Bellerofonte è un software di analisi dei social media, utilizzato principalmente per contenuti politici. Avendo l'obiettivo di analizzare prevalentemente il contenuto dei post, gran parte delle sue funzioni si basa sul *natural language processing*. Bellerofonte è un software proprietario dell'agenzia Piave, sviluppato da Saverio Patruno nel 2019 e costantemente implementato con nuove funzionalità. Bellerofonte attualmente analizza i dati di Facebook e Twitter, ma è in corso la procedura di accreditamento per implementare i dati di Instagram.

Nei prossimi paragrafi si illustreranno le principali caratteristiche del software e come l'utilizzo sinergico degli strumenti di Bellerofonte può supportare la comunicazione digitale di un soggetto politico o istituzionale. Nel capitolo successivo si utilizzeranno i dati raccolti tramite Bellerofonte per un'analisi dati. La trattazione del software si limiterà a descrivere solamente gli strumenti di Bellerofonte per l'analisi di Facebook.

2.1 Raccolta dati e pre-elaborazione

L'obiettivo primario di Bellerofonte è monitorare determinati profili social, generalmente le pagine di cui l'agenzia segue la comunicazione, con i fini già esposti nel paragrafo 1.2. Prima di analizzare i dati, è necessario raccoglierli ed eseguire la pre-elaborazione.

Bellerofonte raccoglie i contenuti con un approccio self-involved, ovvero traccia i contenuti prodotti dai soggetti sotto osservazione con i relativi commenti e le relative metriche. A livello pratico si individuano innanzitutto i profili social di cui si desidera ricevere i dati. Avendo ricevuto l'autorizzazione da Meta e da Twitter, che hanno riconosciuto e approvato le finalità e le modalità di gestione

dei dati, ogni piattaforma tramite le API (*Application Programming Interface*) fornisce i dati richiesti che vengono importati automaticamente all'interno del *database* di Bellerofonte, più precisamente nel *data lake* in quanto ancora non sono strutturati.

Il dato viene sottoposto a fasi di pre-elaborazioni differenti in base alla sua tipologia e all'utilizzo che ne verrà fatto.

Per quanto riguarda il contenuto dei post, in primo luogo avviene la *tokenizzazione*, ovvero la divisione del testo in parti, generalmente singole parole. In seguito, si rimuovono eventuali errori e le *stop-word*, ovvero le parti del testo che non sono utili, ad esempio le emoji. Successivamente si raccolgono le parole maggiormente utilizzate identificandole in base alla loro funzione grammaticale. Questo permette di mostrare i monogrammi e i bigrammi maggiormente utilizzati nel testo, fornendo una visione complessiva degli argomenti trattati. Si procede poi con l'identificazione delle parti del discorso (*part of speech tagging*), un'operazione utile per comprendere se nel testo sono presenti determinate informazioni, ad esempio il nome di una città. Un ulteriore procedimento è la ricerca delle espressioni regolari (*regular expression*). Al fine di segnalare gli hashtag presenti nel post, infatti, si identificano tutte le parole precedute dal simbolo "#".

Un procedimento simile avviene per i commenti. A questi è dedicata una particolare attenzione in quanto custodiscono le informazioni necessarie per comprendere la reazione degli altri utenti rispetto ai contenuti postati. Come per il contenuto dei post, si esegue la divisione del testo in *token*, si individuano monogrammi e bigrammi tramite una sorta di analisi grammaticale, si eliminano le parole errate, le *stop-word* e le emoji.

Per quanto riguarda la pre-elaborazione dei dati finalizzata alla *sentiment analysis* e alla *emotion recognition*, il processo è più breve. Ad esempio, non è necessario rimuovere le emoji o le parole errate in quanto la *sentiment analysis* e l'*emotion recognition* si basano sul *machine learning*, ovvero una tecnologia che non necessita di una elaborata preparazione dei dati e della supervisione umana.

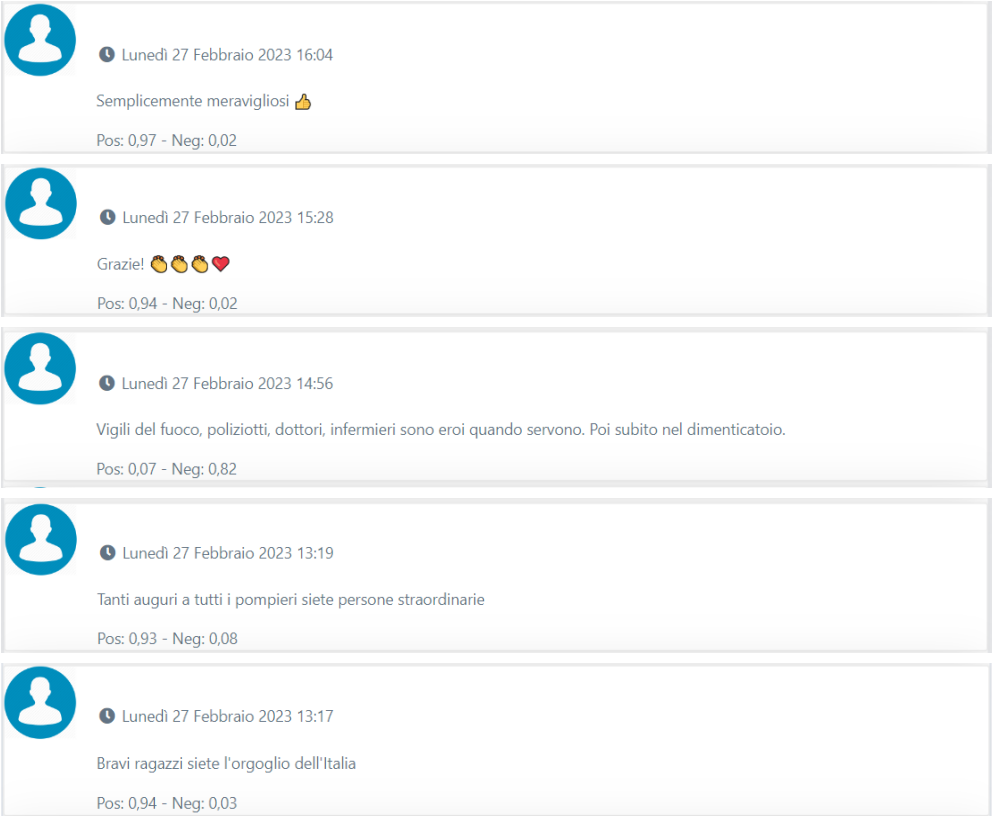
2.2 Sentiment analysis ed emotion recognition per l'analisi dei commenti

Uno dei principali strumenti di Bellerofonte è sicuramente la *sentiment analysis* applicata ai commenti relativi ai post sotto osservazione. Bellerofonte si avvale dell'utilizzo dell'apprendimento automatico (*machine-learning*) per valutare la presenza di sentimento positivo, negativo o neutro all'interno dei testi, in questo caso dei commenti.

Bellerofonte, oltre a indicare la polarità del sentimento, ne quantifica l'intensità, identificando per ogni commento un punteggio di sentimento positivo e un punteggio di sentimento negativo. Il punteggio ha un valore minimo di 0 e un valore massimo di 1 e può assumere ogni valore decimale tra 0 e 1. Di conseguenza, un punteggio di sentimento positivo di 0 è da interpretare come assenza di sentimento positivo, un punteggio di 0,5 come sentimento abbastanza positivo e 1 come sentimento fortemente positivo. Lo stesso ragionamento può essere applicato all'indice di sentimento negativo. Un singolo commento, quindi, presenta sia un indice di sentimento positivo sia un indice di sentimento negativo in quanto all'interno della stessa frase possono coesistere sentimenti di orientamento diverso.

Per esempio, la Figura 7 mostra la schermata relativa ad alcuni commenti rilasciati dagli utenti in riferimento al post in cui il presidente della Regione Liguria Giovanni Toti augura buon compleanno al corpo nazionale dei Vigili del Fuoco. Come si può facilmente intuire guardando l'indice di sentimento positivo "Pos" e negativo "Neg", la maggior parte dei commenti sono fortemente positivi in quanto ringraziano a loro volta il corpo nazionale dei Vigili del Fuoco. Tuttavia, il terzo commento è negativo: l'utente accusa Toti di strumentalizzare determinate categorie di lavoratori, infatti presenta un indice positivo di 0,07 e un indice negativo di 0,82.

Figura 7
Sentiment analysis di alcuni commenti nel post del 27/02/2023 di Giovanni Toti in cui augura buon compleanno al corpo nazionale dei Vigili del Fuoco

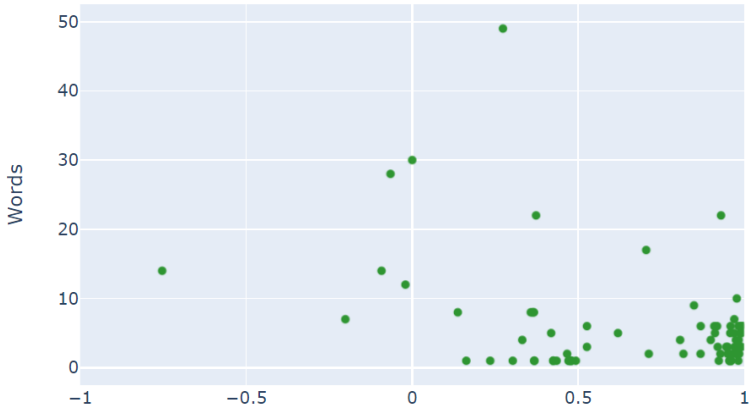


Fonte: acquisizione schermata da Bellerofonte

Bellerofonte fornisce per ogni post una visione sommaria dei commenti tramite un grafico con due dimensioni (Figura 8). L'asse delle ascisse contiene il valore medio del sentimento di ogni commento, mentre l'asse delle ordinate il numero di parole di cui è composto il commento. Questa seconda metrica risulta importante in quanto identifica l'intensità con la quale l'utente ha espresso il proprio messaggio. In altre parole, i due commenti "Auguri" e "Grazie mille per quello che fate, per essere umili senza mania di protagonismo <3" hanno indici di sentimento molto simili, ma il secondo commento è decisamente più elaborato ed esprime un messaggio più profondo.

Come si può notare dalla Figura 8, il grafico di riepilogo della *sentiment analysis* del post di Giovanni Toti è caratterizzato da una concentrazione di punti in corrispondenza di alti valori di sentimento positivo e bassi numeri di parole per commento. Questo è dovuto alla presenza massiccia di commenti come "Auguri" e "Grazie", ovvero commenti positivi, ma brevi. I commenti con un maggior numero di parole si collocano generalmente in prossimità di valori bassi di *sentiment analysis*. Questo avviene in quanto i commenti più lunghi contengono generalmente delle opinioni più complesse, elaborate e con più sfaccettature.

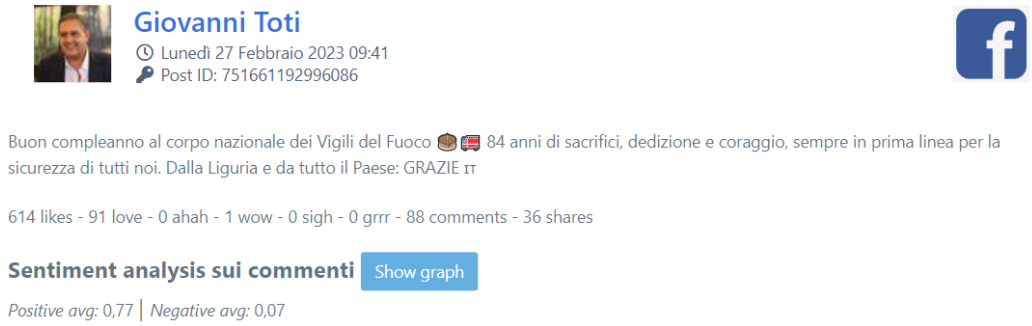
Figura 8
Riepilogo di *sentiment analysis* del post del 27/02/2023 di Giovanni Toti



Fonte: acquisizione schermata da Bellerofonte

Bellerofonte calcola per ogni post un indice di sentimento positivo medio positivo e un indice di sentimento medio negativo. Questo indice viene mostrato sotto al numero di like, di reazioni, di commenti e di condivisioni di ogni post così da fornire una metrica immediata circa le opinioni espresse nei commenti. Il post di Giovanni Toti utilizzato fino ad ora come esempio ha ottenuto un punteggio medio positivo di 0,77 e un punteggio medio negativo di 0,07, in linea con quanto visto fino ad ora (Figura 9). Si può immediatamente comprendere che la reazione degli utenti al post è stata fortemente positiva e le critiche sono poche o contenute.

Figura 9
Sentiment analysis complessiva relativa al post del 27 febbraio 2023 di Giovanni Toti in cui augura buon compleanno al corpo nazionale dei Vigili del Fuoco



Fonte: acquisizione schermata da Bellerofonte

Al fine di comprendere l'affidabilità dello strumento, si analizza di seguito il riepilogo della *sentiment analysis* dei post di diversi presidenti di Regione relativi allo stesso argomento, ovvero la scomparsa del conduttore televisivo Maurizio Costanzo. Nello specifico, la Tabella 1 mostra i valori di punteggio medio positivo e di punteggio medio negativo per i presidenti di Regione di Toscana (Eugenio Giani), Veneto (Luca Zaia), Liguria (Giovanni Toti), Friuli-Venezia Giulia (Massimiliano Fedriga), Campania (Vincenzo De Luca), Calabria (Roberto Occhiuto) e Puglia (Michele Emiliano). Questo confronto, pur non avendo la pretesa di rappresentare un test di affidabilità, mostra empiricamente la coerenza tra la *sentiment analysis* rilevata in post diversi dal contenuto simile. I punteggi medi positivi di tutti i post, infatti, si attestano attorno a un valore di 0,49 e quelli negativi a un valore di 0,94 con variazioni minime. Considerando quanto sopra, si può affermare che il software Bellerofonte ha individuato tramite la *sentiment analysis* una risposta simile tra contenuti potenzialmente diversi sullo stesso argomento, un possibile indicatore di affidabilità dello strumento.

Tabella 1
Confronto tra i punteggi medi positivi e negativi di sette presidenti di Regione relativi allo stesso argomento

Presidente di Regione	Punteggio medio positivo	Punteggio medio negativo
Eugenio Giani	0,51	0,10
Luca Zaia	0,46	0,09
Giovanni Toti	0,48	0,11
Massimiliano Fedriga	0,45	0,10
Vincenzo De Luca	0,48	0,09
Roberto Occhiuto	0,53	0,09
Michele Emiliano	0,55	0,08

Fonte: elaborazione propria basata sui dati di Bellerofonte

Infine, è attualmente in corso lo sviluppo dell'*emotion detectio*n come strumento parallelo alla *sentiment analysis*. Grazie all'implementazione di questa nuova funzionalità, è possibile comprendere con una maggiore precisione la reazione degli utenti ai contenuti pubblicati. Mentre la *sentiment analysis*, infatti, fornisce indicazioni rispetto alla polarità dell'opinione espressa e alla sua intensità, l'*emotion detection* aggiunge informazioni relative all'emozione specifica che emerge dal commento. Ad esempio, sarà possibile distinguere tra rabbia e paura, mentre la sentiment analysis classificherebbe entrambe come sentimento negativo.

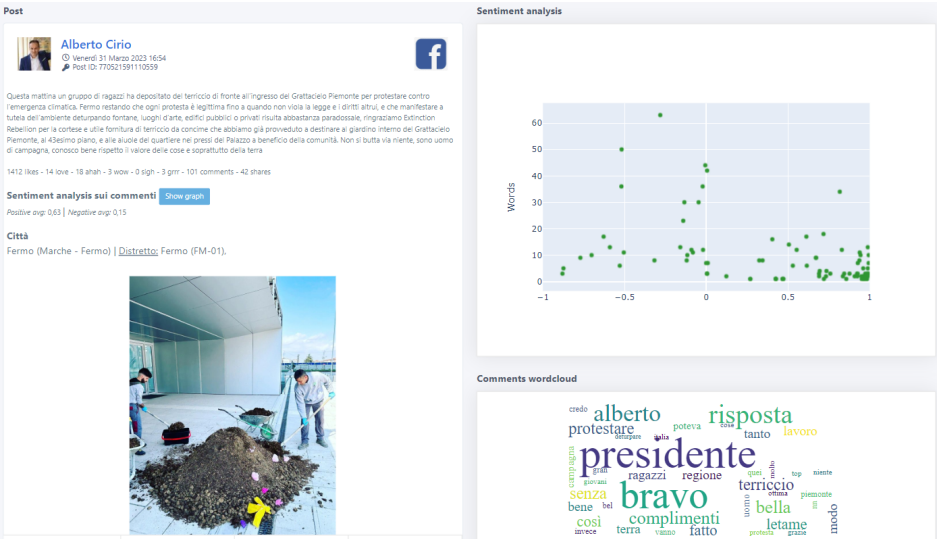
2.3 Riassunto dei commenti e wordcloud

I post dei soggetti politici e delle istituzioni, specialmente se il loro livello di notorietà è alto, potrebbero raccogliere un alto numero di commenti la cui lettura integrale sarebbe estremamente dispendiosa in termini di tempo. Per questo

motivo Bellerofonte si avvale di due strumenti per permettere una lettura sentita dei commenti: le nuvole di parole (*wordcloud*) e il riassunto dei commenti.

Le *wordcloud* sono una funzione che mostra le parole utilizzate con maggiore frequenza nei commenti relativi al post in fase di analisi. La Figura 10 mostra, ad esempio, un post del presidente della Regione Piemonte Alberto Cirio e la relativa *wordcloud*. Il post contiene la risposta di Cirio a un atto di protesta del gruppo ambientalista Extinction Rebellion. La *wordcloud* conferma il risultato della *sentiment analysis* (indice medio positivo di 0,63 e indice medio negativo di 0,15). Alcune delle parole maggiormente utilizzate, infatti, sono "bravo", "complimenti", "bella", "risposta", "top" ecc.

Figura 10
Post del 31 marzo 2023 di Alberto Cirio con relativa *sentiment analysis* e *wordcloud* dei commenti



Fonte: acquisizione schermata da Bellerofonte

Per fornire una visione ancora più dettagliata dei commenti, Bellerofonte ne produce anche un riassunto. Questi potrebbero essere i commenti rilasciati sotto al post che il software ritiene più rappresentativi oppure dei commenti originati dal software per sintetizzare al meglio il pensiero degli utenti. Ad

esempio, la Figura 11 mostra il riassunto dei commenti del post di Alberto Cirio analizzato precedentemente. La maggior parte dei commenti presenti nel riassunto sono positivi, infatti sono presenti i complimenti al presidente di Regione per la bella risposta che è riuscito a dare all'atto vandalico. Tuttavia, da un paio di commenti presenti nel riassunto emerge anche il pensiero di coloro che ritengono utile focalizzare l'attenzione sulla crisi climatica.

L'utilizzo sinergico dei diversi strumenti fino ad ora descritti, ovvero *sentiment analysis*, *wordcloud* e riassunto dei commenti, permette di cogliere in modo sintetico le diverse sfaccettature dell'andamento dei commenti. Come si è visto, la *sentiment analysis* descrive la polarità delle opinioni espresse dagli utenti nei commenti, mostrando così se la risposta degli utenti è stata positiva oppure negativa. Le caratteristiche qualitative sono fornite dalla *wordcloud* e dal riassunto dei commenti. Tramite la prima si individuano le parole maggiormente utilizzate, mentre il riassunto dei commenti mostra una selezione di commenti per comprendere le posizioni che sono emerse con più frequenza.

Figura 11
Riassunto dei commenti del post del 31 marzo 2023 di Alberto Cirio

Riassunto dei commenti

- Sapere che due carrettate di terra sono state messe in mezzo al roseto non credo sia un gran che come risposta... Una volta tanto hanno fatto cosa giusta Concordo ! Vedo che però non ne da di risposte a quei ragazzi.. emergenza idrica per esempio?
- Complimenti per la risposta e viva la terra...!
- Bella risposta... se lo sapevo chiedevo a quei ragazzise lo portavano a me in campagna... La risposta più elegante e utile che poteva dargli Presidente Facciamo pulirechi....
- Complimenti presidente...la risposta è sicuramente più efficace della protesta pulite anche le caditoie in caso di pioggia diventa un lago davanti all'ingresso comunque e non rispettano il bene comune .
- Da uomo di campagna, non credo le possa essere sfuggito che l'emergenza è già conclamata, il tempo dei dubbi è alle spalle... Bella risposta Presidente, semplice, efficace e da gran signore.

Fonte: acquisizione schermata di Bellerofonte

2.4 Shitstorm

Nell'attività di comunicazione digitale, in particolare nella comunicazione politica, è possibile che si incorra in situazioni di crisi. Nella comunicazione digitale le emergenze consistono generalmente nelle cosiddette *shitstorm*, ovvero nell'arrivo di un grande numero di commenti negativi rilasciati in un limitato arco di tempo da molti utenti. Il primo passo verso la risoluzione consiste nell'individuazione precoce della stessa. In altre parole, è fondamentale riconoscere la crisi di comunicazione sul nascere.

Per questo motivo il software Bellerofonte possiede uno strumento dedicato. Tramite l'analisi continua dei profili social sotto osservazione, Bellerofonte rileva repentinamente le *shitstorm* e lo notifica al soggetto interessato.

Inoltre, il sistema distingue le emergenze in tre livelli. Le *shitstorm* di livello 1 sono meno gravi, quelle di livello 2 identificano una situazione di media gravità, mentre il livello 3 riguarda le *shitstorm* preoccupanti.

Le *shitstorm* che vengono identificate nei commenti possono riguardare sia il soggetto interessato, sia un soggetto terzo. La prima circostanza è quella più nota e accade quando gli autori dei commenti negativi criticano l'autore del post. Tuttavia, potrebbe capitare che gli utenti esprimano opinioni negative nei confronti di una persona citata nel post oppure rispetto al tema di cui parla il post. È opportuno rilevare anche questa seconda circostanza in quanto, pur non essendo in crisi l'immagine del soggetto sotto osservazione, potrebbe essere necessario intervenire, ad esempio per moderare la propria community.

La rilevazione delle *shitstorm*, se utilizzata in sinergia con gli altri strumenti offerti da Bellerofonte, permette di identificare la crisi sul nascere e coglierne la gravità, il motivo e le parole chiave senza dover leggere i commenti. Questo permette di risparmiare tempo in una circostanza nella quale anche un piccolo lasso di tempo può essere determinante.

La Figura 12 mostra un esempio di rilevamento *shitstorm* di primo livello, quindi una situazione di bassa gravità. Il post è stato pubblicato il 20 febbraio dal presidente della Regione Veneto Luca Zaia e riguarda l'introduzione di un nuovo macchinario per la risonanza magnetica presso l'ospedale di Legnago, in Provincia di Verona. Come si può vedere dalla segnalazione, la crisi è iniziata alle ore 15:30 e si è conclusa alle ore 16:00, quindi il maggior numero di commenti negativi sono stati pubblicati in quel breve lasso di tempo.

Figura 12
Rilevazione di una shitstorm relativa al post del 20/02/2023 di Luca Zaia

Fonte: acquisizione schermata di Bellerofonte

Tramite il grafico della *sentiment analysis* e la *wordcloud* dei commenti si può rapidamente intuire la causa della segnalazione (Figura 13). Il grafico della *sentiment analysis* mostra la presenza di un grande numero di commenti negativi (punti a sinistra dell'asse 0). Grazie all'indicazione del numero di parole presente sull'asse delle ordinate, si nota che i commenti negativi sono decisamente lunghi, in particolare se paragonati ai commenti positivi. La *wordcloud* permette di comprendere il motivo dei commenti. Gli utenti hanno espresso il proprio dissenso verso le lunghe liste di attesa della sanità veneta, infatti le parole maggiormente utilizzate sono "liste", "attesa", "prenotare", "privato", "mesi", ecc. La stessa informazione viene confermata dalla lettura dei riassunti dei commenti. Questo esempio mostra come la *sentiment analysis* e la *wordcloud* permettono di comprendere immediatamente le dinamiche innescate nei commenti.

Figura 13
Sentiment analysis e wordcloud del post del 20/02/2023 di Luca Zaia

Fonte: acquisizione schermata di Bellerofonte

2.5 Altre funzioni

Fino ad ora sono state descritte solamente alcune delle funzioni di Bellerofonte per l'analisi dei contenuti postati su Facebook. Altri strumenti per l'analisi dei contenuti su Facebook riguardano, ad esempio, l'identificazione delle città citate nei post attraverso la tecnica del *pos tagging*, la possibilità di confrontare i profili social tra loro, la creazione di report giornalieri e settimanali e altro ancora.

È possibile, inoltre, analizzare contenuti testuali non presenti all'interno dei social media. Questa funzione permette di ottenere la *sentiment analysis*, la *wordcloud* e i riassunti per qualsiasi tipo di testo. Tutto ciò potrebbe rivelarsi particolarmente utile per l'analisi automatica degli articoli di giornale pubblicati online contenenti determinate parole chiave o il nome proprio del profilo social sotto osservazione.

Il software è in continua evoluzione e sono attualmente in fase di sviluppo nuove funzioni.

3 Applicazione: analisi della comunicazione dei presidenti di Regione in riferimento ai territori su Facebook

3.1 Motivazione dell'analisi

L'analisi dei social media, come già ampiamente descritto nel capitolo 1, è un'attività ormai fondamentale per qualsiasi soggetto politico o istituzionale per una vasta gamma di motivazioni, principalmente per gestire la propria reputazione e per monitorare i contenuti generati da altri utenti.

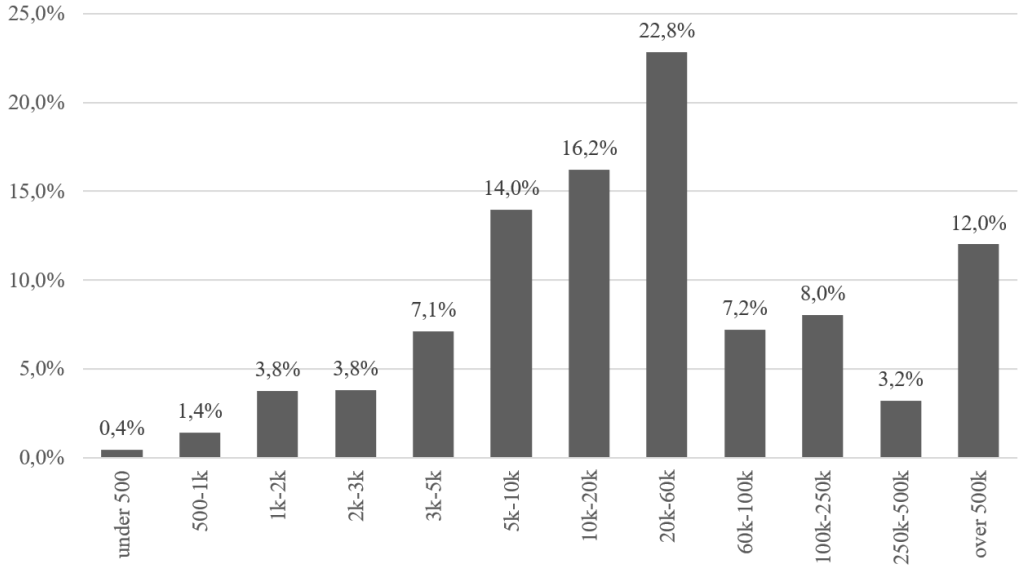
Il progresso nelle tecniche e negli strumenti, inoltre, ha reso l'analisi dei social media accessibile a una maggiore platea di utenti. In questo modo il monitoraggio delle piattaforme social non è appannaggio solamente dei partiti nazionali o delle istituzioni centrali, ma anche gli amministratori locali e i politici del territorio possono accedere a questi strumenti traendone i vantaggi per la propria attività politica o amministrativa. A livello locale, infatti, un'attenta analisi dei social media potrebbe permettere di cogliere direttamente le esigenze concrete e immediate dei cittadini. Ad esempio, un candidato alla carica di sindaco potrebbe utilizzare strumenti di ascolto del web al fine di costruire il proprio programma elettorale basato sui temi che maggiormente stanno a cuore ai cittadini di quel comune. Ancora, un candidato alla presidenza della Regione potrebbe individuare le esigenze specifiche dei cittadini in ogni territorio, differenziando così la propria comunicazione digitale e offline in base all'area geografica. Le applicazioni dell'analisi dei social media per fini politici sono innumerevoli e probabilmente non sono ancora state individuate tutte le loro potenzialità per la politica locale.

In questo capitolo si propone uno strumento originale basato sull'analisi dei social media per permettere ai politici e alle istituzioni di calibrare la propria comunicazione digitale in riferimento ai territori.

Si ritiene che questo esigenza sia particolarmente rilevante a riguardo del caso italiano in quanto una importante percentuale della popolazione abita in città di piccole e medie dimensioni. Il 46,7% della popolazione italiana, infatti, abita in comuni con una popolazione inferiore ai 20mila abitanti, percentuale che sale al 69,6% considerando i comuni fino ai 60mila abitanti (Figura 15). In altre parole, più di due italiani su tre abitano in un comune con meno di 60mila abitanti. Al contempo, la popolazione dei sei comuni italiani con più di 500mila abitanti rappresenta il 12% della popolazione italiana (Figura 14).

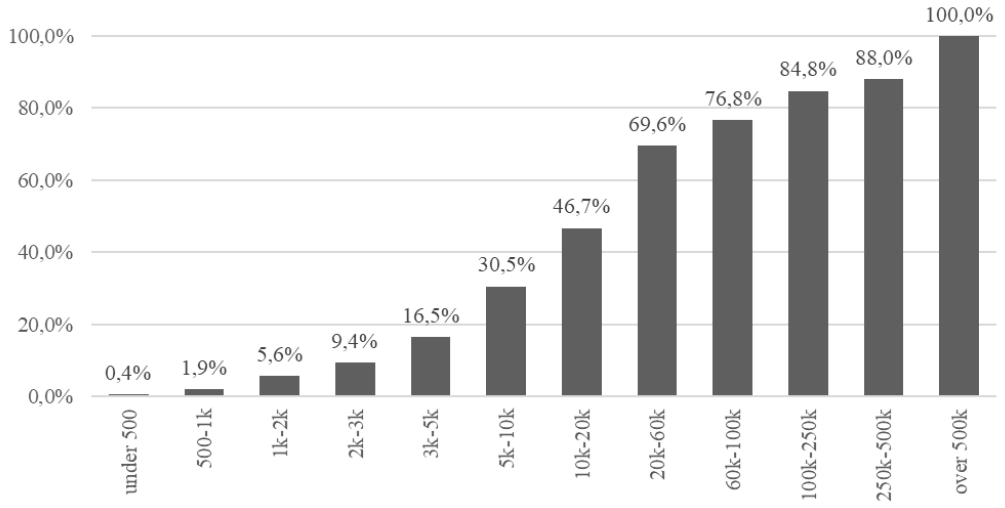
Alla luce dei dati appena esposti, è lecito pensare che il peso delle grandi città sia sovradimensionato nella comunicazione politica. Ad esempio, spesso si attendono con particolare attenzione i risultati elettorali delle grandi città per fare inferenze sull'andamento nazionale di un determinato partito. Tuttavia, come si è visto, la popolazione delle grandi città rappresenta una percentuale limitata rispetto alla popolazione dell'intero Paese. Allo stesso tempo, la maggior parte della popolazione risiede in comuni di piccole e medie dimensioni.

Figura 14
Percentuale di popolazione italiana per popolosità del comune in cui risiede



Fonte: elaborazione propria su dati Istat 01/01/2022

Figura 15
Percentuale di popolazione italiana per popolosità del comune in cui risiede (cumulata)



Fonte: elaborazione propria su dati Istat 01/01/2022

In questo capitolo, quindi, si utilizzeranno gli strumenti di analisi dei social media in sinergia con alcune tecniche statistiche al fine di analizzare la comunicazione dei presidenti di Regione su Facebook, con una particolare attenzione per l'aspetto territoriale. Nello specifico, l'interesse di questa analisi è rivolto all'esigenza dei presidenti di Regione di comunicare tramite i social media ad ogni area del territorio che amministrano, evitando di sovrarappresentare nella propria comunicazione determinate zone o città a discapito di altre. Potrebbe accadere, infatti, che l'attenzione dei presidenti di Regione, come di altri amministratori locali o politici nazionali, si focalizzi sulle grandi città o sui capoluoghi di Provincia e di Regione senza considerare il numero di abitanti che abitano queste città.

Tramite lo strumento proposto in questo capitolo è possibile individuare:

1. quanto ogni presidente di Regione comunica al territorio e un indice di errata comunicazione territoriale per ogni soggetto, individuando coloro che nella propria comunicazione rispecchiano al meglio le caratteristiche territoriali della propria Regione;
2. quali territori sono maggiormente sovrarappresentati nella comunicazione su Facebook di ogni presidente di Regione e per quale motivo;
3. quali variabili spiegano la comunicazione su Facebook in riferimento ai territori, sia tramite un modello complessivo sia tramite modelli per macroaree.

3.2 Metodologia

3.2.1 Arco Temporale

I dati sono stati raccolti nell'arco di tempo compreso tra il 1 ottobre 2022 e il 28 febbraio 2023, ovvero per cinque mesi (151 giorni). La scelta della tempistica non è casuale, ma rispecchia la volontà di prendere in esame un periodo in cui lo scenario politico non è stato attraversato da elezioni in quanto queste modificano radicalmente la comunicazione politica di ogni soggetto, anche dei presidenti di Regione, con il rischio di modificare i risultati della ricerca. La raccolta dati, infatti, inizia in un periodo successivo rispetto alle elezioni politiche del 25 settembre 2022. Inoltre, si è scelto di terminare la raccolta dati il 25 febbraio così da poter basare l'analisi su una consistente quantità di dati.

3.2.2 Presidenti di Regione sottoposti ad analisi

Al fine di ottenere risultati quanto più generalizzabili e affidabili, si è scelto di sottoporre all'analisi il maggior numero di pagine Facebook dei presidenti di Regione. Tuttavia, è stato necessario escludere alcune di queste per diverse motivazioni.

L'analisi non ha preso in considerazione i presidenti di Regione di Lazio e Lombardia poiché in queste si sono tenute le elezioni regionali il 12 e il 13 febbraio, ovvero durante l'arco temporale preso in esame. Questo avrebbe potuto incidere nella ricerca per due motivazioni: in prima battuta, avrebbe potuto comportare il cambio del presidente di Regione; in secondo luogo, la comunicazione elettorale di questi soggetti non sarebbe stata confrontabile con quella degli altri presidenti di Regione.

Ancora, si è scelto di non prendere in esame i presidenti di Regione di Valle d'Aosta e Sardegna in quanto non pubblicano contenuti nelle loro pagine Facebook da diverso tempo. In particolare, l'ultimo post di Erik Lavévaz (Valle d'Aosta) è datato 7 settembre 2021, mentre Christian Solinas non utilizza la propria pagina Facebook dal 13 aprile 2021.

L'ultima esclusione riguarda il presidente della Regione Trentino-Alto Adige poiché questo, a differenza di quanto accade nelle altre Regioni, è eletto dal consiglio regionale sulla base di criteri legati all'appartenenza linguistica. Sarebbe quindi comprensibile che il presidente nella propria comunicazione dedichi una particolare attenzione alle aree di appartenenza.

Si è deciso di includere nell'analisi i presidenti le cui Regioni affronteranno le elezioni nell'anno corrente in quanto la data del voto non rientra all'interno del periodo preso in esame. Questa fattispecie riguarda il Friuli-Venezia Giulia e il Molise, al voto rispettivamente il 2-3 aprile e il 25-26 giugno.

Si segnala, infine, il caso particolare del presidente della Regione Emilia-Romagna Stefano Bonaccini. Pur rimanendo alla guida della propria Regione durante tutto l'arco temporale preso in esame, Bonaccini si è candidato

per le elezioni primarie del Partito Democratico di febbraio 2023. Nei mesi precedenti alle primarie, quindi, la comunicazione su Facebook di Bonaccini comprendeva sia contenuti da candidato alla segreteria nazionale del PD sia contenuti da presidenti dell'Emilia-Romagna. Tuttavia, si è scelto di non rimuovere la sua pagina dall'analisi in quanto, come si vedrà più tardi, vengono prese in esame solamente le menzioni dei territori all'interno della Regione di cui il soggetto è presidente. Di conseguenza, questo metodo permette di isolare la comunicazione relativa al proprio territorio e per questo motivo si è scelto di includere Stefano Bonaccini all'interno dell'analisi, pur sottolineandone la caratteristica atipica.

In definitiva, i presidenti di Regione le cui pagine Facebook sono state sottoposte all'analisi sono quindici: Marco Marsilio (Abruzzo), Vito Bardi (Basilicata), Roberto Occhiuto (Calabria), Vincenzo De Luca (Campania), Stefano Bonaccini (Emilia-Romagna), Massimiliano Fedriga (Friuli-Venezia Giulia), Giovanni Toti (Liguria), Francesco Acquaroli (Marche), Donato Toma (Molise), Alberto Cirio (Piemonte), Michele Emiliano (Puglia), Renato Schifani (Sicilia), Eugenio Giani (Toscana), Donatella Tesei (Umbria), Luca Zaia (Veneto).

3.2.3 Fonte dei dati

L'analisi proposta in questo capitolo è stata realizzata grazie a Bellerofonte. Il software, grazie alle API di Facebook, ha raccolto i dati di ogni post pubblicato dai profili sotto esame nel periodo indicato e li ha elaborati come descritto nel capitolo 2.

Ai fini di questa analisi sono state utilizzate le informazioni relative al presidente di Regione autore del post, alla data di pubblicazione, alla città citata nel post con il relativo codice identificativo ISTAT. È stato operato un controllo sui dati raccolti e in alcuni casi si è intervenuti con integrazioni.

3.2.4 Divisioni territoriali

La ricerca si basa sulla partizione del territorio italiano in "Divisioni territoriali", ovvero l'unità di analisi. Questa scelta si basa sulla considerazione per cui un amministratore locale ha l'esigenza di comunicare alle diverse aree del proprio territorio, ma è inverosimile pensare che possa dedicare uno spazio a ogni comune. Per questo motivo, si è diviso il territorio italiano in aree utilizzando come base di partenza gli Ambiti Territoriali Sociali. Si ritiene che questi siano la suddivisione amministrativa ottimale ai fini dell'analisi in corso in quanto sono una segmentazione operata dalle Regioni stesse, tenendo conto quindi delle caratteristiche territoriali. Gli Ambiti Territoriali Sociali delle quindici Regioni sotto esame sono 420 e sono state eseguite le successive operazioni per ottenere le Divisioni territoriali che saranno utilizzate nel corso dell'analisi.

Innanzitutto, si è intervenuti sugli Ambiti Territoriali Sociali contenenti i comuni capoluogo di Regione e i capoluogo di Provincia. Nel caso in cui questi comuni fossero in un Ambito Territoriale Sociale insieme ad altri comuni limitrofi, si è creata una nuova area territoriale contenente solamente il comune capoluogo di Regione o di Provincia. Gli Ambiti su cui si è intervenuti sono stati rinominati con il nome del comune. Ad esempio, il comune di Fermo è capoluogo di Provincia ed appartiene all'Ambito Territoriale Sociale "Ats 19 - Fermo" insieme ad altri trenta comuni, quindi si è creato un nuovo Ambito contenente solamente il comune di Fermo. Questo primo passaggio è necessario per isolare i comuni con una rilevanza amministrativa.

In seconda battuta, si è operato sui comuni che in origine erano nello stesso Ambito Territoriale Sociale dei comuni capoluogo di Regione e di Provincia. Gli Ambiti Territoriali Sociali a cui è stato rimosso il comune capoluogo di Regione o di Provincia sono stati rinominati "Circondario". Nel caso in cui i comuni del circondario fossero inferiori a tre, si è effettuata una riassegnazione di questi all'Ambito Territoriale Sociale più vicino. Gli Ambiti Territoriali Sociali su cui non si è intervenuti hanno mantenuto la denominazione originale.

Le 478 suddivisioni geografiche ottenute tramite le operazioni appena descritte verranno chiamate “Divisioni territoriali” e sono suddivise tra le quindici Regioni analizzate come mostrato in Tabella 2.

Tabella 2
Numero di Divisioni territoriali per Regione

Regione	Numero di Divisioni territoriali
Abruzzo	24
Basilicata	9
Calabria	36
Campania	62
Emilia-Romagna	44
Friuli-Venezia Giulia	21
Liguria	21
Marche	28
Molise	9
Piemonte	38
Puglia	46
Sicilia	64
Toscana	36
Umbria	13
Veneto	27
Totale	478

In seguito, le Divisioni territoriali sono state classificate in base alla loro rilevanza amministrativa. Nello specifico, è stato assegnato il codice "3" ai comuni capoluogo di Regione, "2" ai capoluoghi di Provincia e "1" a tutti gli altri. I Distretti con codice "3" sono 15, quelli con codice "2" sono 72 e ai restanti 390 è stato assegnato il codice "1". Questo processo di operativizzazione rende possibile analizzare le Divisioni territoriali in base alla loro rilevanza amministrativa, permettendo così di comprendere se questa sia una variabile rilevante nella comunicazione locale dei presidenti di Regione.

Per ogni area territoriale sono stati calcolati i seguenti valori:

- la popolazione ottenuta sommando la popolazione dei comuni appartenenti alla Divisione territoriale;
- la percentuale di popolazione in relazione alla popolazione dell'intera Regione;
- l'estensione totale in km^2 sommando l'estensione dei comuni appartenenti alla Divisione territoriale;
- la densità di popolazione come quoziente tra la popolazione della Divisione territoriale e la sua estensione;
- il numero di volte in cui un comune appartenente alla Divisione territoriale è stato citato dal relativo presidente di Regione in un post su Facebook nel periodo di riferimento;
- la percentuale di citazioni della Divisione territoriale in relazione al numero di citazioni totali;
- la differenza tra la percentuale di citazioni della Divisione territoriale e la relativa percentuale della popolazione.

Quest'ultimo indicatore è particolarmente rilevante in quanto segnala l'esposizione della Divisione territoriale rispetto alla relativa popolazione. Nel caso in cui il valore fosse positivo, quanto più questo si discosta da "0" tanto più l'area territoriale è stata sovraesposta nella comunicazione su Facebook del presidente di Regione. Allo stesso tempo, un valore negativo suggerisce una sottoesposizione dell'area territoriale. Una differenza pari a "0" indica una

perfetta corrispondenza tra la popolazione dell'area territoriale e lo spazio dedicato a questa nella comunicazione.

A titolo esemplificativo, la Tabella 3 mostra il foglio di calcolo relativo alla comunicazione del presidente della Regione Piemonte Alberto Cirio. Il foglio è stato ordinato in modo decrescente in base alla differenza tra percentuale di citazioni e di popolazione. L'area relativa alla città di Torino, comune capoluogo di Regione, ha registrato una differenza tra percentuale di post e percentuale di popolazione di 12,1%, la differenza più alta a livello regionale. Questo significa che Cirio ha citato la città di Torino in modo eccessivo nella propria comunicazione su Facebook. La stessa riflessione riguarda la città di Cuneo in quanto ottiene una differenza di 6,3% e così via. Come si può notare a prima vista, le aree territoriali con maggiore rilevanza amministrativa ottengono generalmente differenze positive. Questa ipotesi verrà approfondita in seguito. Un simile foglio di calcolo è stato elaborato per ogni soggetto sotto esame (Appendice 1).

Tabella 3
Foglio di calcolo relativo alla comunicazione Facebook di Alberto Cirio

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza	Assoluti
Torino Citta'	Piemonte	3	848885	20,0%	130,01	6529,33	42	32%	12,1%	12,1%
Cuneo	Piemonte	2	55813	1,3%	119,67	466,39	10	8%	6,3%	6,3%
Alba	Piemonte	1	103.538	2,4%	781,30	132,52	11	8%	6,0%	6,0%
Bra	Piemonte	1	66.041	1,6%	331,19	199,40	8	6%	4,6%	4,6%
Cuneo Sud Est	Piemonte	1	83.187	2,0%	1495,08	55,64	7	5%	3,4%	3,4%
Cuneo Nord Ovest E Nord Est	Piemonte	1	167.428	3,9%	1813,98	92,30	9	7%	2,9%	2,9%
Ivrea – Cuorgne'	Piemonte	1	181.255	4,3%	1622,45	111,72	8	6%	1,8%	1,8%
Asti	Piemonte	2	73539	1,7%	151,31	486,00	4	3%	1,3%	1,3%
Vercelli	Piemonte	2	45141	1,1%	79,78	565,85	3	2%	1,2%	1,2%
Circondario Asti	Piemonte	1	122.917	2,9%	1226,07	100,25	5	4%	0,9%	0,9%
Biella	Piemonte	2	42761	1,0%	46,69	915,86	2	2%	0,5%	0,5%
Alessandria	Piemonte	2	90987	2,1%	203,57	446,96	3	2%	0,2%	0,2%
Verbania	Piemonte	2	29952	0,7%	37,49	798,88	1	1%	0,1%	0,1%
Circondario Alessandria	Piemonte	1	55.626	1,3%	604,05	92,09	1	1%	-0,5%	0,5%
Ovada	Piemonte	1	26.147	0,6%	255,61	102,29	0	0%	-0,6%	0,6%
Tortona	Piemonte	1	58.728	1,4%	625,39	93,91	1	1%	-0,6%	0,6%
Novara	Piemonte	2	101727	2,4%	103,05	987,15	2	2%	-0,9%	0,9%
Circondario Verbania	Piemonte	1	134.360	3,2%	2300,82	58,40	3	2%	-0,9%	0,9%
Acqui Terme	Piemonte	1	39532	0,9%	509,33	77,62	0	0%	-0,9%	0,9%
Cuneo Sud Ovest	Piemonte	1	104.879	2,5%	2341,99	44,78	2	2%	-0,9%	0,9%
Casale Monferrato	Piemonte	1	77.247	1,8%	737,87	104,69	1	1%	-1,1%	1,1%
Settimo Torinese	Piemonte	1	83.422	2,0%	118,06	706,63	1	1%	-1,2%	1,2%
Carmagnola	Piemonte	1	51.660	1,2%	230,88	223,76	0	0%	-1,2%	1,2%
Area Metropolitana Nord	Piemonte	1	86.299	2,0%	146,63	588,53	1	1%	-1,3%	1,3%
Chieri	Piemonte	1	101.230	2,4%	416,45	243,08	1	1%	-1,6%	1,6%
Novi ligure	Piemonte	1	69.760	1,6%	741,31	94,10	0	0%	-1,6%	1,6%
Nichelino	Piemonte	1	74.838	1,8%	74,75	1001,18	0	0%	-1,8%	1,8%
Moncalieri	Piemonte	1	75.368	1,8%	72,67	1037,12	0	0%	-1,8%	1,8%
Area Metropolitana Centro	Piemonte	1	141.436	3,3%	80,21	1763,40	2	2%	-1,8%	1,8%
Area Sud Novarese	Piemonte	1	83.253	2,0%	492,60	169,01	0	0%	-2,0%	2,0%
Valle Di Susa - Val Sangone	Piemonte	1	116.055	2,7%	1258,79	92,20	1	1%	-2,0%	2,0%
Circondario Vercelli	Piemonte	1	125.933	3,0%	1963,27	64,14	1	1%	-2,2%	2,2%
Area Metropolitana Sud	Piemonte	1	95.633	2,2%	120,75	791,99	0	0%	-2,2%	2,2%
Pinerolese	Piemonte	1	131.651	3,1%	1342,21	98,09	1	1%	-2,3%	2,3%
Circondario Biella	Piemonte	1	117.099	2,8%	747,97	156,56	0	0%	-2,8%	2,8%
Chivasso - San Mauro Torinese	Piemonte	1	118.030	2,8%	471,32	250,43	0	0%	-2,8%	2,8%
Cirie' - Lanzo	Piemonte	1	120.034	2,8%	937,81	127,99	0	0%	-2,8%	2,8%
Area Nord Novarese	Piemonte	1	150.888	3,5%	558,70	270,07	0	0%	-3,5%	3,5%

3.2.5 Indice di errata comunicazione territoriale

Come si è visto, per ogni singola Divisione territoriale è stata calcolata la differenza tra la percentuale di citazioni che la riguardano e la percentuale di popolazione che la abita. Il risultato rivela in modo efficace se la comunicazione su Facebook del presidente di Regione è rappresentativa di quel territorio. Tuttavia, è necessario creare un indice sintetico relativo a ogni presidente di Regione, così da individuare in modo rapido e comparabile quanto ogni presidente di Regione rispecchia le caratteristiche territoriali nella propria comunicazione su Facebook. Si calcola, quindi, l'Indice di errata comunicazione territoriale (I_{ect}), secondo la seguente formula:

$$I_{ect} = \frac{\sum_{i=1}^{n} |\,\%post_i - \%popolazione_i|}{2}$$

n = numero totale delle divisioni territoriali presenti in una Regione

In altre parole, l'Indice di errata comunicazione territoriale corrisponde alla sommatoria dei valori assoluti delle differenze tra le percentuali di post e percentuali di popolazione di ogni Divisione territoriale della Regione, diviso due. Il risultato è un valore percentuale. Un Indice basso significa che la comunicazione su Facebook in riferimento ai territori è ben calibrata rispetto alla popolazione. Al contrario, un Indice alto suggerisce la presenza di forti sovraesposizioni e sottoesposizioni delle Divisioni territoriali. A titolo esemplificativo, il presidente della Regione Piemonte Alberto Cirio ha ottenuto un Indice di errata comunicazione territoriale pari al 41,3%. Questo significa che il 41,3% delle citazioni dei comuni della propria Regione non rispettano la distribuzione della popolazione tra le diverse Divisioni territoriali.

Nelle prossime pagine si farà uso dell'I_{ect} al fine di confrontare la comunicazione territoriale dei quindici presidenti di Regione sotto esame.

3.3 Risultati

3.3.1 Confronto della comunicazione territoriale su Facebook

Le metriche fondamentali da analizzare al fine di comparare la comunicazione su Facebook dei presidenti di Regione in riferimento ai territori sono due: il numero di volte in cui hanno citato i comuni della propria Regione nel periodo di riferimento e l'Indice di errata comunicazione territoriale. La prima indica quanto i presidenti comunicano al territorio, mentre l'I_{ect} valuta se queste citazioni sono ponderate rispetto alla distribuzione della popolazione regionale. La Tabella 4 mostra entrambi i dati per ogni presidente di Regione analizzato.

Tabella 4
Numero di citazioni e I_{ect} per ogni presidente di Regione analizzato

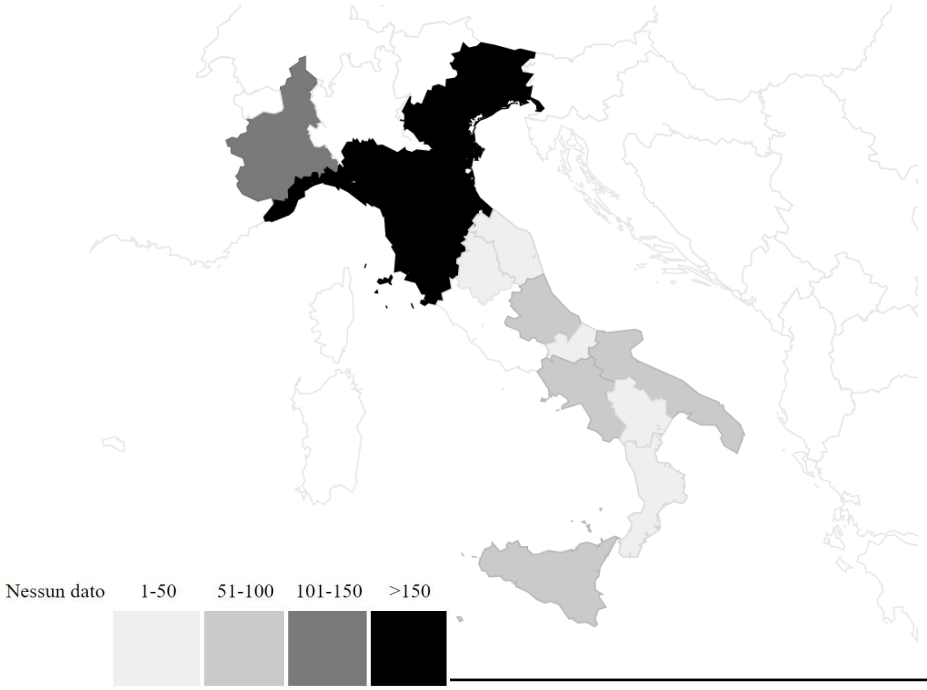
Regione	Presidente	Numero citazioni	I_{ect}
Abruzzo	Marco Marsilio	63	39,60%
Basilicata	Vito Bardi	28	22,92%
Calabria	Roberto Occhiuto	17	70,74%
Campania	Vincenzo De Luca	73	65,21%
Emilia-Romagna	Stefano Bonaccini	227	28,45%
Friuli-Venezia Giulia	Massimiliano Fedriga	163	32,06%
Liguria	Giovanni Toti	298	16,92%
Marche	Francesco Acquaroli	21	51,4%
Molise	Donato Toma	6	46,9%
Piemonte	Alberto Cirio	131	41,3%
Puglia	Michele Emiliano	83	38,65%
Sicilia	Renato Schifani	68	53,51%
Toscana	Eugenio Giani	238	26,21%
Umbria	Donatella Tesei	26	24,8%
Veneto	Luca Zaia	432	27,12%

Per quanto riguarda il numero di citazioni dei comuni si registra una forte eterogeneità tra le quindici pagine Facebook sotto esame. I cinque presidenti con il più alto numero di menzioni sono Luca Zaia (Veneto) con 432 citazioni, Giovanni Toti (Liguria) con 298, Eugenio Giani (Toscana) con 238, Stefano Bonaccini (Emilia-Romagna) con 227 e Massimiliano Fedriga (Friuli-Venezia Giulia) con 163. I cinque presidenti con meno menzioni sono, invece, Donato Toma (Molise) con 6 citazioni, Roberto Occhiuto (Calabria) con 17, Francesco Acquaroli (Marche) con 21, Donatella Tesei (Umbria) con 26 e Vito Bardi (Basilicata) con 28. Pur considerando le differenze regionali relative al numero di abitanti e al numero di comuni, l'eterogeneità dei dati è decisamente rilevante. Il Veneto, infatti, ha una popolazione di quasi 17 volte superiore a quella del Molise e il numero dei comuni è pari a quattro volte quello del Molise, tuttavia le menzioni dei comuni di Luca Zaia superano quelle di Donato Toma di quasi 72 volte. Lo stesso calcolo può essere svolto per altre coppie di presidenti di Regione. Ad esempio, il rapporto tra la popolazione del Friuli-Venezia Giulia e della Basilicata è di 2,2 e il rapporto tra i comuni delle due Regioni è di 1,6. Le menzioni dei comuni nella pagina Facebook di Luca Zaia, però, sono quasi sei volte le citazioni dei comuni da parte di Vito Bardi. In definitiva, l'eterogeneità delle menzioni dei comuni rimane presente anche considerando le differenze regionali circa la popolazione e il numero di comuni.

La rappresentazione dei dati tramite una mappa coropletica (Figura 16) permette di individuare una relazione tra il numero di citazioni e la localizzazione geografica. Il colore bianco segnala l'esclusione della Regione dall'analisi per i motivi descritti nel sottoparagrafo 3.2.2, mentre la tonalità di grigio diventa più scura all'aumentare delle menzioni dei comuni per Regione. Per semplificare la lettura si è scelto di utilizzare quattro categorie, ognuna distinta da una intensità diversa di grigio. Si rileva che in generale i presidenti delle Regioni del nord Italia menzionano con maggiore frequenza i comuni del proprio territorio nella propria comunicazione su Facebook rispetto ai presidenti delle Regioni del sud Italia. Nello specifico, tutte le Regioni del nord Italia prese in esame registrano un

numero di menzioni superiore a ogni Regione del sud Italia. Le tre Regioni del centro Italia sotto esame, ovvero Toscana, Umbria e Marche, mostrano caratteristiche non omogenee. Il presidente della Toscana Eugenio Giani registra un numero di menzioni che lo colloca al livello dei presidenti delle Regioni del nord, mentre la comunicazione di Donatella Tesei (Umbria) e Francesco Acquaroli (Marche) è in linea con i presidenti delle Regioni del sud Italia, probabilmente anche a causa della dimensione ridotta di queste due Regioni. Tuttavia, si ritiene poco prudente giungere a conclusioni generali per quanto riguarda il centro Italia in quanto non è stato possibile analizzare il Lazio, una Regione particolarmente rilevante in quanto il 70% della popolazione del centro Italia risiede nel Lazio. Si può concludere che i presidenti delle Regioni del nord comunicano maggiormente al proprio territorio rispetto ai presidenti delle Regioni del sud, mentre nelle Regioni del centro si registrano caratteristiche non omogenee.

Figura 16
Numero di volte in cui i presidenti di Regione hanno menzionato i comuni del territorio Regionale nelle loro pagine Facebook nel periodo analizzato

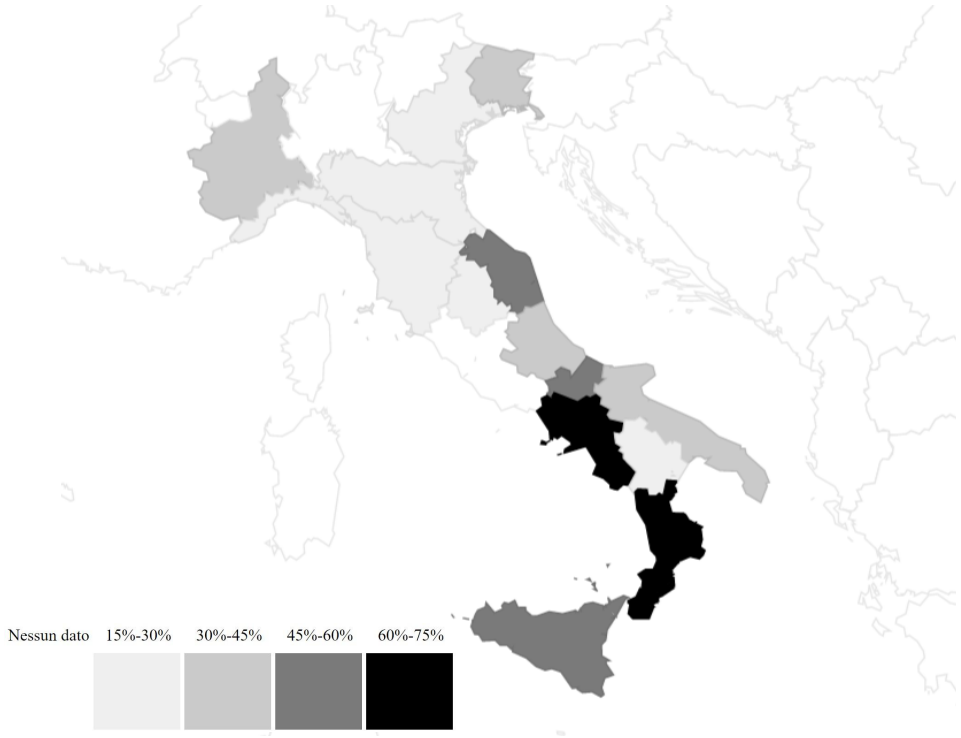


Analizzando l'Indice di errata comunicazione territoriale (I_{ect}) si rileva nuovamente una forte eterogeneità tra i diversi soggetti analizzati. I presidenti di Regione con I_{ect} più bassi, ovvero che rispettano maggiormente la distribuzione della popolazione nella loro comunicazione territoriale su Facebook, sono Giovanni Toti (Liguria) con un Indice di 16,92%, Vito Bardi (Basilicata) con 22,92%, Donatella Tesei (Umbria) con 24,8%, Eugenio Giani (Toscana) con 26,21% e Luca Zaia (Veneto) con 28,45%. Gli Indici più alti vengono registrati da Roberto Occhiuto (Calabria) con 70,74%, Vincenzo De Luca (Campania) con 65,21%, Renato Schifani (Sicilia) con 53,51% e Francesco Acquaroli (Marche) con 51,4%, Donato Toma (Molise) con 46,9%. In questa circostanza un basso numero di Divisioni territoriali e di comuni all'interno della Regione favorisce un basso I_{ect} in quanto è più probabile che la distribuzione delle menzioni sia omogenea tra le Divisioni.

Tuttavia, al netto di questa considerazione, la mappa coropletica dell'I_{ect} (Figura 17) permette di cogliere nuovamente la presenza di una relazione basata sulla posizione geografica delle Regioni. Pur con la presenza di alcuni casi eccezionali come quello rappresentato dall'I_{ect} relativo al presidente della Basilicata, si ripropone il modello in cui i presidenti delle Regioni del nord Italia dimostrano una maggiore attenzione nella loro comunicazione rispetto ai presidenti delle Regioni del sud Italia. L'I_{ect} medio dei cinque presidenti del nord Italia, infatti, è pari al 29%, mentre l'Indice medio dei tre presidenti del centro Italia si attesta al 34% e l'Indice medio dei sette presidenti del sud Italia è 48%.

Si rileva che i presidenti di Regione che hanno ottenuto un alto numero di comuni menzionati sono generalmente gli stessi che hanno ottenuto un buon livello di I_{ect}, ovvero un punteggio basso. Questa relazione suggerisce che una maggiore comunicazione rivolta al territorio permette di rappresentare al meglio la distribuzione della popolazione che lo abita.

Figura 17
Indice di errata comunicazione territoriale per Regione



3.3.2 Analisi dei territori eccessivamente menzionati

Fino ad ora sono state analizzate le differenze relative alla comunicazione territoriale dei diversi presidenti di Regione e si è rilevato che in ogni Regione sono presenti Divisioni territoriali menzionate in eccesso e altre in difetto. Si ricerca ora la presenza di caratteristiche comuni alle aree sovraesposte nella comunicazione territoriali dei presidenti di Regione. Per fare ciò, è stato creato un unico dataset di 477 righe tramite l'unione dei fogli di calcolo relativi a ogni presidente di Regione consultabili nell'Appendice. Ogni riga del dataset corrisponde così a una Divisione territoriale delle quindici Regioni sotto esame e permette di giungere a conclusioni generali superando le divisioni regionali. Come già detto, si ipotizza che le Divisioni territoriali con una maggiore rilevanza amministrativa presentino un'alta differenza positiva tra la percentuale di citazioni

e la percentuale di popolazione. Come si può notare, la maggior parte delle Divisioni territoriali con un'alta differenza positiva presenta un codice di Rilevanza amministrativa di “3” o “2”, ovvero sono comuni capoluogo di Regione o di Provincia. In altre parole, i presidenti di Regione tendono a riservare uno spazio eccessivo ai comuni capoluogo di Regione o di Provincia nella loro comunicazione territoriale su Facebook.

Tabella 5
Divisioni territoriali in ordine decrescente per differenza tra percentuale di citazioni e percentuale di popolazione

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
N01-10	Campania	3	914.758	16,4%	119,02	7685,54	43	59%	42,5%
Crotone	Calabria	2	58.478	3,2%	182,00	321,31	5	29%	26,2%
Palermo	Sicilia	3	630828	13,1%	160,59	3928,13	22	32%	19,2%
Catanzaro	Calabria	3	85.544	4,6%	112,72	758,88	4	24%	18,9%
Carnia	Friuli-Venezia Giulia	1	36.097	3,0%	1285,91	28,07	26	16%	12,9%
Ats 11 - Ancona	Marche	3	98.664	6,6%	124,84	790,31	4	19%	12,4%
Torino Citta'	Piemonte	3	848885	20,0%	130,01	6529,33	42	32%	12,1%
Distretti Sociosanitari 9 E 11	Liguria	3	560.688	36,1%	240,29	2333,36	142	48%	11,6%
Macerata	Marche	2	40.820	2,7%	92,53	441,18	3	14%	11,5%
Montagna Pescarese	Abruzzo	1	39.643	3,1%	524,1557	75,6321	9	14%	11,2%
N13	Campania	1	72.079	1,3%	50,81	1418,65	9	12%	11,0%
Città Di Matera	Basilicata	2	59.869	11,1%	392,09	152,69	6	21%	10,3%
Zona Sociale 6	Umbria	1	11.186	1,3%	834,14	13,41	3	12%	10,2%
Distr. Città Di Bologna	Emilia-Romagna	3	392.203	8,8%	140,86	2784,37	43	19%	10,1%
Ambito Territoriale di Brindisi	Puglia	2	83169	2,1%	332,98	249,77	10	12%	9,9%
Lagonegrese Pollino	Basilicata	1	63.368	11,7%	1598,53	39,64	6	21%	9,7%
Ambito Territoriale di Bari	Puglia	3	316140	8,1%	117,39	2693,09	14	17%	8,8%
- Unione Montana Marca Di Car	Marche	1	12.781	0,9%	723,61	17,66	2	10%	8,7%
D25	Sicilia	1	14937	0,3%	116,03	128,73	6	9%	8,5%
Ambito Territoriale di Taranto	Puglia	2	189171	4,8%	249,86	757,12	11	13%	8,4%
Udine	Friuli-Venezia Giulia	2	97.761	8,2%	57,17	1709,95	27	17%	8,4%
Unione Montana Alte Valli Poten	Marche	1	30.695	2,1%	530,37	57,87	2	10%	7,5%
D43	Sicilia	1	102713	2,1%	350,35	293,17	6	9%	6,7%
Cuneo	Piemonte	2	55813	1,3%	119,67	466,39	10	8%	6,3%
Zona Sociale 9	Umbria	1	45.625	5,3%	464,82	98,16	3	12%	6,2%

Per confermare ulteriormente questa ipotesi, si isolano i capoluoghi di Regione dal dataset e si dispongono in ordine decrescente per differenza tra percentuale di citazioni e di popolazione, ottenendo così la Tabella 6. Undici capoluoghi di Regione su quindici presentano una differenza positiva, ovvero sono stati menzionati in modo eccessivo su Facebook dai relativi presidenti di Regione. Inoltre, sette capoluoghi presentano una differenza superiore al 10%, ovvero una sovraesposizione decisamente rilevante. Il capoluogo di Regione con una maggiore differenza è Napoli (Divisione territoriale N01-10) in quanto viene citato eccessivamente del 42,5%, seguito da Palermo con un eccesso del 19,2% e

da Catanzaro con una differenza positiva di 18,9%. In definitiva, la maggior parte dei presidenti di Regione menziona in modo eccessivo i propri capoluoghi di Provincia e di Regione rispetto alla popolazione che li abita. Tra questi comuni, i capoluoghi di Regione sono particolarmente sovraesposti nella comunicazione dei soggetti sotto esame in quanto mostrano una differenza rilevante. Se da un lato questo fenomeno può essere comprensibile vista l'importanza economica e politica dei grandi centri, dall'altro si registrano differenze notevoli che in diversi casi superano il 10%.

Tabella 6
Divisioni territoriali capoluogo di Regione in ordine decrescente per differenza tra percentuale di citazioni e percentuale di popolazione

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
N01-10	Campania	3	914.758	16,4%	119,02	7685,54	43	59%	42,5%
Palermo	Sicilia	3	630828	13,1%	160,59	3928,13	22	32%	19,2%
Catanzaro	Calabria	3	85.544	4,6%	112,72	758,88	4	24%	18,9%
Ats 11 - Ancona	Marche	3	98.664	6,6%	124,84	790,31	4	19%	12,4%
Torino Citta'	Piemonte	3	848885	20,0%	130,01	6529,33	42	32%	12,1%
Distretti Sociosanitari 9 E 11	Liguria	3	560.688	36,1%	240,29	2333,36	142	48%	11,6%
Distr. Città Di Bologna	Emilia-Romagna	3	392.203	8,8%	140,86	2784,37	43	19%	10,1%
Ambito Territoriale di Bari	Puglia	3	316140	8,1%	117,39	2693,09	14	17%	8,8%
Venezia	Veneto	3	254.661	5,2%	415,90	612,31	46	11%	5,4%
Perugia	Umbria	3	163598	19,0%	449,51	363,95	6	23%	4,0%
Città Di Potenza	Basilicata	3	64.786	12,0%	175,43	369,29	4	14%	2,3%
Firenze	Toscana	3	367.150	10,0%	102,32	3588,30	22	9%	-0,7%
Trieste	Friuli-Venezia Giulia	3	200.594	16,8%	85,11	2357,02	26	16%	-0,8%
L'Aquila	Abruzzo	3	69.508	5,5%	473,9144	146,6678	1	2%	-3,9%
Campobasso	Molise	3	47334	16,3%	56,11	843,55	0	0%	-16,3%

3.3.3 Quali variabili predicono la comunicazione locale dei presidenti di Regione: un'analisi quantitativa

Nelle pagine precedenti è stata effettuata un'analisi descrittiva della comunicazione dei presidenti di Regione su Facebook in riferimento ai rispettivi territori. Si procede ora con la ricerca delle variabili che predicono la scelta dello spazio riservato ai singoli territori operando delle regressioni lineari (OLS) grazie al software Stata. Al fine di comparare l'effetto delle variabili, comprendendo quali risultano maggiormente predittive, si mostrano e si commentano anche le regressioni svolte con i coefficienti *beta*, ovvero con variabili standardizzate. In

questa sezione si farà uso del termine "spiega" in riferimento alla varianza, pur ricordando che la presente ricerca non indaga la causalità.

Il dataset utilizzato è stato creato unendo i diversi fogli relativi all'analisi dei presidenti di Regione. L'unità di analisi sono le Divisioni territoriali delle quindici Regioni analizzate.

La variabile dipendente nelle regressioni è la percentuale di citazioni della Divisione territoriale in relazione al numero di menzioni totali del relativo presidente di Regione. Le variabili indipendenti, invece, sono tre. La prima variabile è la percentuale di popolazione della Divisione territoriale in relazione alla popolazione dell'intera Regione. Si presuppone, infatti, che un presidente di Regione menzioni frequentemente una Divisione territoriale nella quale risiede un'alta percentuale della popolazione regionale. Si ipotizza una relazione diretta tra la percentuale di menzioni e la percentuale di popolazione. La seconda variabile dipendente è la densità di popolazione della Divisione territoriale e anche per questa l'ipotesi è di proporzionalità diretta in quanto si presuppone che una maggiore concentrazione di persone stimoli il politico a una maggiore attenzione verso quel territorio. La rilevanza amministrativa è la terza variabile indipendente. Questa, come già visto, è stata così codificata: si è assegnato valore "3" ai comuni capoluogo di Regione, "2" ai capoluoghi di Provincia e "1" a tutti gli altri. L'ipotesi è di proporzionalità diretta in quanto si ritiene che un presidente di Regione dedichi uno spazio maggiore ai territori con una maggiore importanza dal punto di vista amministrativo, quindi ci si aspetta che la percentuale di post cresca al crescere del valore di importanza amministrativa.

I modelli vengono stimati e commentati sia a livello nazionale sia divisi per tre macroaree geografiche, ovvero le Regioni del nord, del centro e del sud. Questa scelta permette di ottenere un quadro nazionale, pur evidenziando le peculiarità già emerse precedentemente tra le Regioni italiane.

La Tabella 7 mostra i risultati della regressione operata a livello nazionale, ovvero con tutte le 477 Divisioni territoriali. I primi tre modelli indagano l'effetto delle singole variabili indipendenti sulla variabile dipendente (percentuale di

citazioni della Divisione territoriale in relazione al numero di menzioni totali del relativo presidente di Regione), mentre il quarto contiene le tre variabili indipendenti. Tutte le variabili nei quattro modelli mostrano un alto livello di significatività, infatti il *p-value* di ogni variabile è sempre inferiore a 0,001, eccezione fatta per la variabile "densità di popolazione" nel Modello 4 in cui il p-value è comunque significativo con un valore inferiore a 0,01.

Il Modello 1 indaga l'influenza della variabile indipendente "percentuale di popolazione di una Divisione territoriale sulla popolazione regionale" sulla variabile dipendente. Il coefficiente è positivo, quindi si conferma la proporzionalità diretta. Nello specifico, se aumenta la percentuale di popolazione di una Divisione territoriale sulla popolazione regionale di una unità, allora la percentuale di citazioni della Divisione territoriale incrementa di 1,152. Il modello ha un potere predittivo rilevante in quanto il valore di adjusted R^2 è di 0,46. Il Modello 2 analizza la variabile indipendente "densità di popolazione". Si riscontra un rapporto di proporzionalità diretta, tuttavia con un limitato potere predittivo (adjusted R^2 = 0,08). Il Modello 3 relativo alla variabile "rilevanza amministrativa" presenta un valore di adjusted R^2 pari a 0,271. Il Modello 4 contiene le tre variabili indipendenti analizzate singolarmente nei modelli precedenti e il valore di adjusted R^2 si attesta a 0,539. Come già visto, ogni variabile rimane significativa.

La Tabella 8 mostra ancora i risultati della regressione operata a livello nazionale, ma utilizzando i coefficienti beta. Si ottengono così le variabili standardizzate che permettono di comparare l'effetto delle singole variabili sulla variabile dipendente "percentuale di citazioni della Divisione territoriale". I valori dei coefficienti indicano che la variabile con un maggiore effetto sulla dipendente è la percentuale di popolazione sulla popolazione regionale (0,678 nel Modello 1 e 0,551 nel Modello 4). La seconda variabile in ordine decrescente per effetto è la rilevanza amministrativa con un coefficiente di 0,522 nel Modello 3 e di 0,266 nel Modello 4. La variabile con un minore effetto è la densità di popolazione (0,285 nel Modello 2 e 0,103 nel Modello 4).

In sintesi, le tre variabili indipendenti analizzate risultano significative nella scelta dei presidenti di Regione di quanto menzionare le Divisioni territoriali nella propria comunicazione. Come è naturale pensare, la variabile più rilevante risulta essere la percentuale di popolazione, ovvero all'aumentare della popolazione relativa aumenta anche l'attenzione riservata a quel territorio. Anche l'effetto della rilevanza amministrativa è risultato degno di nota. Al netto della popolazione, infatti, la caratteristica di capoluogo di Provincia o di Regione influenza positivamente la percentuale di menzioni della Divisione territoriale. La densità di popolazione, pur essendo significativa, incide relativamente nella scelta dello spazio dedicato al territorio nella comunicazione dei presidenti di Regione.

Tabella 7
Regressione OLS a livello nazionale

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	1,152***			0,935***
densità di popolazione		0,0000149***		0,00000537**
rilevanza amministrativa			0,0611***	0,0311***
Intercetta	-0,00576*	0,0225***	-0,0438***	-0,0395***
N	477	477	477	477
R-sq	0,461	0,081	0,273	0,542
Adj. R-sq	0,460	0,080	0,271	0,539

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

Tabella 8
Regressione OLS a livello nazionale con i coefficienti *beta*

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	0,679***			0,551***
densità di popolazione		0,285***		0,103**
rilevanza amministrativa			0,522***	0,266***
N	477	477	477	477
R-sq	0,461	0,081	0,273	0,542
Adj. R-sq	0,460	0,080	0,271	0,539

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

Ora si riportano e commentano le regressioni lineari svolte sui *subset* contenti le Divisioni territoriali suddivise per macroarea geografica al fine di evidenziare e commentare le differenze. Le regressioni con i coefficienti *beta*, invece, sono riportate nell'Appendice 2.

La Tabella 9 mostra i risultati della regressione operata sulle 150 Divisioni territoriali delle Regioni del nord Italia. Come nell'analisi nazionale, le tre variabili mostrano il più alto grado di significatività nei primi tre modelli. Tuttavia, si registrano dei valori di adjusted R^2 decisamente più elevati rispetto all'analisi precedente. Il valore di adjusted R^2 relativo al Modello 1 è 0,766, contro il 0,46 del Modello 1 nazionale. Nel Modello 2 il valore di adjusted R^2 è 0,438, decisamente superiore rispetto a 0,08 registrato dal Modello 2 nazionale. Lo stesso avviene nel Modello 3 il cui adjusted R^2 si attesta a 0,352, contro il 0,271 del Modello 3 nazionale. La tendenza appena descritta per i primi tre modelli si riscontra anche nel quarto che registra un valore di adjusted R^2 di 0,809, decisamente superiore rispetto a 0,539 del Modello 4 nazionale. Nel Modello 4 si rileva, inoltre, una perdita di significatività della variabile "densità di popolazione". In relazione alla comunicazione dei presidenti delle Regioni del

nord Italia si può concludere che si registra un notevole aumento dei valori di R^2 rispetto ai modelli nazionali. La comunicazione dei presidenti di Regione del nord, quindi, si adatta molto meglio alle tre variabili indipendenti analizzate.

Tabella 9
Regressione OLS relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del nord Italia

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	1,335***			1,123***
densità di popolazione		0,0000513***		0,00000644
rilevanza amministrativa			0,0641***	0,00195***
Intercetta	-0,0109***	0,0106**	-0,0470***	-0,0312***
N	150	150	150	150
R-sq	0,767	0,442	0,357	0,809
Adj. R-sq	0,766	0,438	0,352	0,806

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

La Tabella 10 contiene i modelli elaborati sulle 226 Divisioni territoriali delle Regioni del sud Italia, la macroarea geografica con il maggior numero di unità di analisi. Tutti i coefficienti sono positivi e le variabili sono significative in ognuno dei quattro modelli, tuttavia si notano importanti differenze relative ai valori di R^2 rispetto alle analisi precedentemente riportate. La varianza spiegata nei modelli relativi alle Divisioni territoriali del sud Italia, infatti, assume valori decisamente inferiori rispetto ai modelli nazionali e soprattutto ai modelli relativi al nord Italia. Il Modello 1 registra un adjusted R^2 di 0,347, minore rispetto al valore del Modello 1 nazionale (0,46) e del Modello 1 relativo al nord Italia (0,766). Nel Modello 2 adjusted R^2 si attesta a 0,047, inferiore rispetto al Modello 2 nazionale (0,08) e decisamente minore rispetto al Modello 2 relativo al nord

(0,438). Per quanto riguarda il Modello 3, il valore di adjusted R^2 è 0,275, molto simile rispetto a quello del Modello 3 nazionale (0,271), ma inferiore rispetto al Modello 3 relativo al nord Italia (0,352). Infine, il Modello 4 registra un valore di adjusted R^2 di 0,467, un valore inferiore rispetto al Modello 4 nazionale (0,539) e rispetto al Modello 3 relativo al nord Italia (0,806).

Le osservazioni relative alle Divisioni territoriali del sud Italia sono speculari rispetto a quanto concluso per i territori del nord. I presidenti delle Regioni del sud Italia, infatti, dimostrano di attenersi in misura decisamente minore ai canoni di percentuale di popolazione, densità di popolazione e rilevanza amministrativa nella scelta della propria comunicazione rispetto ai territori.

Tabella 10
Regressione OLS relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del sud Italia

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	1,119***			0,863***
densità di popolazione		0,0000100***		0,00000606**
rilevanza amministrativa			0,0743***	0,0462***
Intercetta	-0,00537	0,0176**	-0,0621***	-0,0564***
N	226	226	226	226
R-sq	0,350	0,051	0,278	0,474
Adj. R-sq	0,347	0,047	0,275	0,467

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

La Tabella 11, infine, riporta i risultati delle analisi svolte sulle 101 Divisioni territoriali del centro Italia. Nei quattro modelli relativi al centro Italia non risulta significativa la variabile "densità di popolazione" a differenza delle

altre due variabili. Inoltre, si riscontrano valori di adjusted R^2 inferiori rispetto alle analisi precedenti.

Tuttavia, come già detto in fase di confronto del numero di menzione e dell'Indice di errata comunicazione territoriale, non si ritiene opportuno giungere a conclusioni riguardanti la comunicazione dei presidenti delle Regioni del centro Italia. L'assenza della Regione Lazio, infatti, riduce eccessivamente il numero di unità di analisi del *subset* "centro Italia".

Tabella 11
Regressione OLS relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del centro Italia

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	0,825***			0,730***
densità di popolazione		0,0000149		-0,00000853
rilevanza amministrativa			0,0344***	0,0265**
Intercetta	0,00693	0,0346***	-0,00393	-0,0201
N	101	101	101	101
R-sq	0,287	0,038	0,165	0,360
Adj. R-sq	0,280	0,028	0,157	0,340

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

3.3.4 Tre Italie?

I confronti e le analisi svolti nel paragrafo 3.3 hanno approfondito le diverse componenti della comunicazione dei presidenti di Regione su Facebook, giungendo a una conclusione univoca: sono presenti caratteristiche comuni alle diverse macroaree geografiche in cui generalmente l'Italia è suddivisa, ovvero nord, centro e sud. Si delineano ora le caratteristiche della comunicazione su

Facebook dei presidenti delle "tre Italie", prendendo a prestito un termine ampiamente discusso in letteratura riferito alle differenze che si riscontrano all'interno del Paese.

I presidenti delle cinque Regioni del nord Italia sotto esame hanno mostrato innanzitutto un alto numero di menzioni dei comuni del proprio territorio rispetto ai presidenti delle Regioni del sud Italia, ovvero comunicano maggiormente su Facebook ai propri territori. La seconda caratteristica che li accomuna è un Indice di errata comunicazione territoriale più basso rispetto a quello dei presidenti delle altre Regioni. I presidenti delle Regioni del nord, quindi, comunicano in misura maggiore ai propri territori e nel farlo rispecchiano la distribuzione geografica della popolazione. Infine, la comunicazione di questi presidenti rivolta ai territori si può spiegare con grande precisione grazie alle tre variabili: percentuale di popolazione della Divisione territoriale, densità di popolazione e rilevanza amministrativa. In altre parole, è possibile spiegare la loro comunicazione rivolta ai territori tramite il modello precedentemente creato. In definitiva, i presidenti delle Regioni del nord Italia dimostrano una particolare attenzione per il territorio nella propria comunicazione su Facebook rispetto ai presidenti delle altre Regioni.

Si giunge a conclusioni diametralmente opposte a riguardo dei sette presidenti delle Regioni del sud Italia analizzati. Questi, infatti, hanno registrato un basso numero di menzioni dei comuni delle rispettive Regioni e l'Indice di errata comunicazione territoriale è sensibilmente più elevato rispetto a quello relativo ai presidenti di Regione del centro e del nord. Infine, le regressioni lineari hanno rilevato che la comunicazione territoriale dei presidenti delle Regioni del sud Italia si adatta in modo limitato ai modelli creati. Questi soggetti, quindi, mostrano una limitata attenzione al territorio nella propria comunicazione su Facebook.

Infine, l'indagine relativa a tre presidenti delle Regioni del centro Italia ha fornito risultati contrastanti. La comunicazione locale del presidente della Regione Toscana Eugenio Giani è in linea con quella dei presidenti del nord visto l'alto

numero di menzioni dei comuni e il basso Indice di errata comunicazione territoriale. Al contrario, la comunicazione del presidente della Regione Marche Francesco Acquaroli registra poche citazioni dei comuni e un alto Indice di errata comunicazione territoriale, due caratteristiche tipiche della comunicazione dei presidenti del sud Italia. La comunicazione della presidente della Regione Umbria Donatella Tesei si contraddistingue per un basso numero di menzioni e per un limitato Indice di errata comunicazione territoriale, due dati probabilmente favoriti dalla dimensione ridotta della Regione Umbria. L'esame delle Regioni del centro Italia non permette di cogliere delle caratteristiche comuni a tutte le Regioni. L'assenza del Lazio potrebbe aver contribuito a questa incertezza. Si è scelto, quindi, di non giungere a conclusioni relative alla comunicazione dei presidenti delle Regioni del centro Italia.

In definitiva, l'analisi della comunicazione territoriale su Facebook dei presidenti di Regione ha mostrato la presenza di rilevanti differenze che rispecchiano la classica divisione tra nord, centro e sud, proponendo anche in questo ambito l'idea che ci possano essere "tre Italie". I divari più ampi sono stati registrati tra le Regioni del nord e le Regioni del sud. I presidenti delle prime, infatti, si sono rivelati più virtuosi nella propria comunicazione rivolta ai territori rispetto ai presidenti delle Regioni del sud.

Nonostante le differenze constatate, è presente una caratteristica comune alla maggior parte delle Regioni: i presidenti, infatti, nella loro comunicazione su Facebook riservano uno spazio eccessivo ai comuni capoluogo di Provincia e di Regione rispetto alla popolazione che li abita.

4 Conclusioni, limiti della ricerca, sviluppi futuri e applicazioni pratiche

Si ritiene opportuno sintetizzare ora i principali elementi emersi nella presente tesi, evidenziando i limiti della ricerca, le ulteriori analisi che permetterebbero di approfondire ulteriormente l'argomento e le applicazioni pratiche dello strumento di monitoraggio della comunicazione territoriale.

Nel corso della tesi, dopo aver trattato la rilevanza dei social media e del loro monitoraggio per fini politici e istituzionali, sono state illustrate le caratteristiche principali del software Bellerofonte. Grazie a quest'ultimo è stato possibile condurre l'analisi della comunicazione su Facebook dei presidenti di Regione rivolta ai territori. Per ogni presidente di Regione sono stati calcolati e osservati più parametri: il numero di volte in cui hanno menzionato i comuni del proprio territorio su Facebook, l'Indice di errata comunicazione territoriale, quali territori sono maggiormente sovraesposti nella comunicazione e per quale motivo. I risultati ottenuti hanno mostrato caratteristiche comuni alle diverse macroaree geografiche in cui generalmente l'Italia è suddivisa, ovvero nord, centro e sud, tanto da poter parlare di "tre Italie" nella comunicazione territoriale su Facebook dei presidenti di Regione. I presidenti delle Regioni del nord Italia si sono dimostrati maggiormente attenti a rappresentare equamente il territorio nella loro comunicazione su Facebook rispetto ai presidenti delle altre Regioni italiane. I presidenti delle Regioni del sud Italia, invece, hanno dimostrato una scarsa attenzione alla comunicazione locale su Facebook.

L'analisi svolta, tuttavia, non è esente da limiti. In primo luogo, la misura di riferimento che ha guidato il lavoro è stata la menzione dei comuni del proprio territorio da parte dei presidenti di Regione nel testo dei loro post su Facebook. Questa misura è un valido indicatore sintetico dell'attenzione dedicata al comune, ma ignora alcuni elementi. Ad esempio, non si distingue se il presidente ha menzionato il comune in seguito a una visita sul territorio oppure ha solamente riportato una notizia. Le due circostanze indicano un diverso grado di

coinvolgimento che tuttavia non è stato possibile considerare. In secondo luogo, si è deliberatamente scelto di non considerare alcune differenze regionali quali, ad esempio, la distribuzione della popolazione tra i comuni di diversa dimensione o il numero di comuni per Regione.

La ricerca, inoltre, può essere arricchita di ulteriori analisi al fine di approfondire un ambito poco esplorato, ovvero la comunicazione rivolta al territorio. Nella presente tesi si è utilizzata la popolazione come parametro di riferimento della corretta esposizione del territorio alla comunicazione. Futuri studi potrebbero modificare il parametro al fine di individuare nuove relazioni. Ad esempio, si potrebbe cercare la relazione tra la percentuale di menzioni di un territorio e la percentuale di voti che il politico sotto esame ha ricevuto in quel determinato territorio. In tal modo si verificherebbe se un soggetto, una volta eletto, dedica maggiore attenzione ai territori che lo hanno sostenuto, evidenziando la presenza di un possibile conflitto politico-istituzionale. Allo stesso tempo si potrebbe ricercare il rapporto causa effetto opposto, ovvero se le menzioni di un territorio durante la campagna elettorale hanno portato a più consensi in quella determinata area. Ancora, si potrebbe ipotizzare che un politico nella propria comunicazione digitale tenda a menzionare maggiormente la propria roccaforte politica. Per dimostrare questa ipotesi sarebbe sufficiente verificare se il comune di nascita oppure il territorio in cui il politico è stato eletto presenta una sovraesposizione mediatica. Come si può dedurre, l'indagine esposta nella presente tesi potrà essere arricchita da ricerche future volte a investigare componenti nuove che possano spiegare la comunicazione politica al territorio.

L'analisi presentata nella tesi potrebbe essere automatizzata e impiegata come strumento di analisi della comunicazione a disposizione dei politici e delle istituzioni. Grazie a questo strumento, il soggetto interessato potrebbe comprendere se la propria comunicazione digitale diretta ai territori risulta equilibrata secondo diversi parametri, ad esempio la distribuzione di popolazione, la percentuale di voti che ha ottenuto o si aspetta di ottenere da quel territorio. Di conseguenza, potrebbe adattare la propria comunicazione per correggere eventuali

squilibri, così da comunicare al meglio verso il territorio d'interesse. Inoltre, questa tipologia di analisi potrebbe essere integrata con i tool di *sentiment analysis*. La sinergia di questi due strumenti potrebbe fornire preziose informazioni circa l'opinione positiva o negativa che viene espressa dagli utenti quando il soggetto menziona un determinato territorio, evidenziando così eventuali malumori costanti provenienti da certe aree. Un secondo strumento da usare in modo sinergico è il *microtargeting*, ovvero l'indirizzamento di messaggi personalizzati in base alla profilazione, in questo caso per luogo di residenza.

Lo strumento proposto potrebbe essere adottato da una moltitudine di attori, sia istituzionali sia politici, dal livello nazionale fino a livello comunale, con la sola accortezza di adeguare la suddivisione geografica. Pertanto, potrebbe rendersi utile in circostanze differenti, sia per la comunicazione istituzionale sia quella elettorale. Il possibile utilizzo da parte di un presidente di Regione è stato già ampiamente esposto, si presentano di seguito due esempi profondamente diversi. Un'istituzione centrale potrebbe adottare lo strumento suddividendo il territorio nazionale in Regioni e utilizzando come parametro la distribuzione di popolazione. Così facendo, l'istituzione potrebbe monitorare la propria comunicazione digitale al territorio garantendo che ogni Regione italiana sia equamente rappresentata in base alla popolazione che la abita. Inoltre, l'integrazione con la *sentiment analysis* potrebbe rilevare in modo automatico l'opinione positiva o negativa in base alla Regione menzionata, suggerendo un possibile malcontento circoscritto a livello territoriale. Ancora, lo stesso strumento potrebbe risultare utile a un sindaco candidato per il secondo mandato per calibrare la propria comunicazione verso i quartieri o i municipi in base alla percentuale di voti che ha ottenuto nella tornata elettorale precedente, così da poter replicare e migliorare il risultato. Per fare ciò sarebbe sufficiente impostare i quartieri come suddivisioni territoriali e la percentuale di voti come parametro. L'integrazione con la *sentiment analysis* permetterebbe di individuare automaticamente l'opinione positiva o negativa in base al quartiere menzionato. Lo strumento suggerirebbe così al candidato le azioni da intraprendere: il

candidato potrebbe voler intervenire per placare i malumori nei quartieri o nei municipi con *sentiment* negativo e allo stesso tempo cavalcare il momentum nei quartieri o municipi con *sentiment* positivo; ancora, potrebbe comunicare messaggi mirati ai quartieri o ai municipi avvalendosi del *microtargeting*.

In definitiva, le applicazioni pratiche dello strumento individuato dalla presente tesi sono innumerevoli in quanto ogni soggetto politico o istituzionale potrebbe individuare la suddivisione territoriale di proprio interesse in base alla dimensione geografica in cui opera e scegliere i parametri che meglio si adattano all'obiettivo che persegue. Così facendo si può adattare lo strumento alle esigenze di una vasta platea di soggetti con finalità diverse. Inoltre, l'utilizzo sinergico dello strumento con altri tool, come la *sentiment analysis* e il *microtargeting*, amplia ulteriormente le opportunità di monitoraggio, introducendo un vero e proprio strumento originale in grado di monitorare la comunicazione rivolta al territorio.

Appendice 1

Abruzzo (Marco Marsilio)

Numero di citazioni comuni: 63; Indice di errata comunicazione territoriale: 39,6%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Montagna Pescarese	Abruzzo	1	39.643	3,1%	524,1557	75,63210702	9	14%	11,2%
Marsica	Abruzzo	1	82.969	6,5%	1667,1412	49,76723027	8	13%	6,2%
Gran Sasso - Laga	Abruzzo	1	29.282	2,3%	839,4724	34,88143267	5	8%	5,6%
Sangrino	Abruzzo	1	16.572	1,3%	647,8318	25,58071401	3	5%	3,5%
Pescara	Abruzzo	2	119.406	9,4%	33,95	3517,113402	8	13%	3,3%
Fino - Cerrano	Abruzzo	1	63.479	5,0%	440,174	144,2134247	5	8%	3,0%
Chieti	Abruzzo	2	48.612	3,8%	59,5678	816,0784854	4	6%	2,5%
Teramo	Abruzzo	2	51.891	4,1%	152,8422	339,507021	4	6%	2,3%
Montagne Aquilane	Abruzzo	1	33.968	2,7%	1471,7414	23,08014166	3	5%	2,1%
Avezzano	Abruzzo	1	40.872	3,2%	104,0863	392,674156	2	3%	0,0%
Peligno	Abruzzo	1	44.550	3,5%	682,833	65,24289248	2	3%	-0,3%
Sangro - Aventino	Abruzzo	1	47.224	3,7%	944,4035	50,00405018	2	3%	-0,5%
Ortonese	Abruzzo	1	33.045	2,6%	150,5349	219,5172017	1	2%	-1,0%
Tordino - Vomano	Abruzzo	1	74.774	5,9%	246,6414	303,1688922	3	5%	-1,1%
Alto Vastese	Abruzzo	1	19.565	1,5%	529,647	36,93969757	0	0%	-1,5%
Marrucino	Abruzzo	1	29.030	2,3%	296,1478	98,02537787	0	0%	-2,3%
Vestino	Abruzzo	1	30.947	2,4%	334,9043	92,40550211	0	0%	-2,4%
Frentano	Abruzzo	1	59.821	4,7%	193,848	308,5974578	1	2%	-3,1%
L'Aquila	Abruzzo	3	69.508	5,5%	473,9144	146,6678371	1	2%	-3,9%
Montesilvano	Abruzzo	1	53.174	4,2%	23,57	2256,003394	0	0%	-4,2%
Val Di Foro	Abruzzo	1	57.367	4,5%	134,7923	425,5955273	0	0%	-4,5%
Vastese	Abruzzo	1	77.809	6,1%	290,639	267,716996	1	2%	-4,5%
Val Vibrata	Abruzzo	1	79.976	6,3%	275,2495	290,5582026	1	2%	-4,7%
Metropolitano	Abruzzo	1	70.176	5,5%	313,3289	223,9691264	0	0%	-5,5%

Basilicata (Vito Bardi)

Numero citazioni comuni: 28; Indice di errata comunicazione territoriale: 22,9%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Città Di Matera	Basilicata	2	59.869	11,1%	392,09	152,69	6	21%	10,3%
Lagonegrese Pollino	Basilicata	1	63.368	11,7%	1598,53	39,64	6	21%	9,7%
Città Di Potenza	Basilicata	3	64.786	12,0%	175,43	369,29	4	14%	2,3%
Bradanica Medio Basento	Basilicata	1	56.106	10,4%	1535,94	36,53	3	11%	0,3%
Metapontino Collina Materana	Basilicata	1	75.688	14,0%	1550,86	48,80	4	14%	0,3%
Vulture Alto Bradano	Basilicata	1	88.310	16,4%	1614,92	54,68	4	14%	-2,1%
Marmo Platano Melandro	Basilicata	1	42.587	7,9%	807,23	52,76	1	4%	-4,3%
Val D'Agri	Basilicata	1	40.919	7,6%	1115,99	36,67	0	0%	-7,6%
Alto Basento	Basilicata	1	48.366	9,0%	1282,32	37,72	0	0%	-9,0%

Calabria (Roberto Occhiuto)

Numero citazioni comuni: 17; Indice di errata comunicazione territoriale: 70,7%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Crotone	Calabria	2	58.478	3,2%	182,00	321,31	5	29%	26,2%
Catanzaro	Calabria	3	85.544	4,6%	112,72	758,88	4	24%	18,9%
Lamezia Terme	Calabria	1	104.214	5,6%	522,65	199,40	2	12%	6,1%
San Giovanni In Fiore	Calabria	1	20.577	1,1%	454,86	45,24	1	6%	4,8%
Polistena	Calabria	1	38.707	2,1%	310,74	124,56	1	6%	3,8%
Castrovillari	Calabria	1	46.090	2,5%	740,52	62,24	1	6%	3,4%
Praia a Mare/Scalea	Calabria	1	55.643	3,0%	546,59	101,80	1	6%	2,9%
Cosenza	Calabria	2	63.713	3,5%	37,86	1682,80	1	6%	2,4%
Rosarno	Calabria	1	66.761	3,6%	217,23	307,33	1	6%	2,3%
Cariati	Calabria	1	14.846	0,8%	410,04	36,21	0	0%	-0,8%
Soveria Mannelli	Calabria	1	15.399	0,8%	226,66	67,94	0	0%	-0,8%
Acri	Calabria	1	21.338	1,2%	239,85	88,96	0	0%	-1,2%
Rogliano	Calabria	1	24.703	1,3%	349,21	70,74	0	0%	-1,3%
Mesoraca	Calabria	1	24.889	1,3%	389,55	63,89	0	0%	-1,3%
Amantea	Calabria	1	26.536	1,4%	225,54	117,66	0	0%	-1,4%
Serra San Bruno	Calabria	1	28.580	1,5%	469,26	60,90	0	0%	-1,5%
Vibo Valentia	Calabria	2	31.407	1,7%	46,57	674,38	0	0%	-1,7%
CirÒ Marina	Calabria	1	35.359	1,9%	560,07	63,13	0	0%	-1,9%
Melito Porto Salvo	Calabria	1	36.704	2,0%	497,66	73,75	0	0%	-2,0%
Circondario Crotone	Calabria	1	38.501	2,1%	431,74	89,18	0	0%	-2,1%
Taurianova	Calabria	1	39.657	2,1%	341,79	116,03	0	0%	-2,1%
Villa San Giovanni	Calabria	1	42.307	2,3%	240,79	175,70	0	0%	-2,3%
Circondario Vibo Valentia	Calabria	1	43.449	2,4%	325,06	133,67	0	0%	-2,4%
San Marco Argentano	Calabria	1	44.177	2,4%	609,96	72,43	0	0%	-2,4%
Circondario Cosenza	Calabria	1	46.690	2,5%	625,10	74,69	0	0%	-2,5%
Paola	Calabria	1	46.750	2,5%	313,49	149,13	0	0%	-2,5%
Spilinga	Calabria	1	47.266	2,6%	309,75	152,59	0	0%	-2,6%
Montalto Uffugo	Calabria	1	50.769	2,8%	393,12	129,14	0	0%	-2,8%
Trebisacce	Calabria	1	50.811	2,8%	900,88	56,40	0	0%	-2,8%
Locri	Calabria	1	60.172	3,3%	746,03	80,66	0	0%	-3,3%
Caulonia	Calabria	1	62.870	3,4%	617,08	101,88	0	0%	-3,4%
Rende	Calabria	1	66.353	3,6%	227,51	291,65	0	0%	-3,6%
Circondario Catanzaro	Calabria	1	68.392	3,7%	957,56	71,42	0	0%	-3,7%
Soverato	Calabria	1	68.442	3,7%	595,86	114,86	0	0%	-3,7%
Corigliano-Rossano	Calabria	1	96.692	5,2%	807,56	119,73	0	0%	-5,2%
Reggio Calabria	Calabria	2	171.800	9,3%	239,04	718,71	0	0%	-9,3%

Campania (Vincenzo De Luca)

Numero citazioni comuni: 73; Indice di errata comunicazione territoriale: 65,2%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
N01-10	Campania	3	914.758	16,4%	119,02	7685,54	43	59%	42,5%
N13	Campania	1	72.079	1,3%	50,81	1418,65	9	12%	11,0%
C10	Campania	1	72.042	1,3%	284,92	252,85	4	5%	4,2%
N11	Campania	1	52.224	0,9%	4,60	11340,96	2	3%	1,8%
S10	Campania	1	62.327	1,1%	841,51	74,07	2	3%	1,6%
S06	Campania	1	79.340	1,4%	131,88	601,62	2	3%	1,3%
B05	Campania	1	38.264	0,7%	836,32	45,75	1	1%	0,7%
S09	Campania	1	42.098	0,8%	592,85	71,01	1	1%	0,6%
S07	Campania	1	52.590	0,9%	822,56	63,93	1	1%	0,4%
C07	Campania	1	131.431	2,4%	134,41	977,81	2	3%	0,4%
Benevento	Campania	2	56.939	1,0%	130,84	435,19	1	1%	0,4%
C04	Campania	1	68.224	1,2%	879,13	77,60	1	1%	0,1%
Caserta	Campania	2	73.068	1,3%	54,07	1351,37	1	1%	0,1%
N33	Campania	1	78.695	1,4%	72,91	1079,39	1	1%	0,0%
N34	Campania	1	13.723	0,2%	10,53	1303,28	0	0%	-0,2%
S03 (Ex S10)	Campania	1	20.982	0,4%	342,47	61,27	0	0%	-0,4%
A02	Campania	1	35.343	0,6%	106,37	332,28	0	0%	-0,6%
N12	Campania	1	113.373	2,0%	60,61	1870,53	1	1%	-0,7%
Circondario Caserta	Campania	1	38.686	0,7%	36,41	1062,40	0	0%	-0,7%
A06	Campania	1	38.765	0,7%	145,97	265,58	0	0%	-0,7%
Circondario Avellino	Campania	1	39.210	0,7%	166,16	235,98	0	0%	-0,7%
N21	Campania	1	47.019	0,8%	7,83	6001,30	0	0%	-0,8%
N29	Campania	1	50.093	0,9%	19,89	2517,94	0	0%	-0,9%
N28	Campania	1	51.434	0,9%	6,75	7617,71	0	0%	-0,9%
B04	Campania	1	51.485	0,9%	392,31	131,23	0	0%	-0,9%
Salerno	Campania	2	128.105	2,3%	59,85	2140,33	1	1%	-0,9%
Avellino	Campania	2	52.568	0,9%	30,55	1720,69	0	0%	-0,9%
B02	Campania	1	54.427	1,0%	414,81	131,21	0	0%	-1,0%
C09	Campania	1	55.518	1,0%	194,43	285,55	0	0%	-1,0%
A03	Campania	1	57.359	1,0%	1118,08	51,30	0	0%	-1,0%
N20	Campania	1	58.152	1,0%	54,71	1062,86	0	0%	-1,0%
N24	Campania	1	59.885	1,1%	21,49	2786,75	0	0%	-1,1%
B03	Campania	1	62.345	1,1%	306,17	203,63	0	0%	-1,1%
N27	Campania	1	63.161	1,1%	17,81	3545,64	0	0%	-1,1%
N25	Campania	1	65.916	1,2%	30,45	2164,64	0	0%	-1,2%
S04_1	Campania	1	69.361	1,2%	91,60	757,24	0	0%	-1,2%
C03	Campania	1	72.882	1,3%	700,59	104,03	0	0%	-1,3%
C08	Campania	1	73.772	1,3%	142,05	519,35	0	0%	-1,3%
S03 (Ex S05)	Campania	1	76.636	1,4%	583,31	131,38	0	0%	-1,4%
S04_2	Campania	1	78.401	1,4%	338,24	231,79	0	0%	-1,4%
C05	Campania	1	80.233	1,4%	52,14	1538,82	0	0%	-1,4%
A01	Campania	1	80.461	1,4%	821,73	97,92	0	0%	-1,4%
C02	Campania	1	80.517	1,4%	107,81	746,87	0	0%	-1,4%
N31	Campania	1	80.825	1,4%	30,63	2638,47	0	0%	-1,4%
N30	Campania	1	84.596	1,5%	32,63	2592,57	0	0%	-1,5%
S01_3	Campania	1	85.769	1,5%	66,32	1293,19	0	0%	-1,5%
S02	Campania	1	88.701	1,6%	137,13	646,84	0	0%	-1,6%
S01_1	Campania	1	90.244	1,6%	54,51	1655,66	0	0%	-1,6%
S08	Campania	1	92.228	1,6%	844,29	109,24	0	0%	-1,6%
S01_2	Campania	1	93.406	1,7%	47,64	1960,75	0	0%	-1,7%
A05	Campania	1	95.917	1,7%	417,22	229,90	0	0%	-1,7%
N15	Campania	1	98.438	1,8%	29,80	3303,57	0	0%	-1,8%
N22	Campania	1	100.226	1,8%	71,39	1403,90	0	0%	-1,8%
N32	Campania	1	105.855	1,9%	85,96	1231,50	0	0%	-1,9%
N23	Campania	1	106.033	1,9%	134,55	788,06	0	0%	-1,9%
N17	Campania	1	106.648	1,9%	19,39	5499,19	0	0%	-1,9%
N14	Campania	1	122.935	2,2%	94,62	1299,19	0	0%	-2,2%
N18	Campania	1	123.834	2,2%	18,36	6743,41	0	0%	-2,2%
N26	Campania	1	129.216	2,3%	106,23	1216,36	0	0%	-2,3%
N19	Campania	1	130.362	2,3%	50,56	2578,32	0	0%	-2,3%
N16	Campania	1	137.637	2,5%	27,37	5028,61	0	0%	-2,5%
C06	Campania	1	153.920	2,8%	65,39	2353,99	0	0%	-2,8%

Emilia-Romagna (Stefano Bonaccini)

Numero citazioni comuni: 227; Indice di errata comunicazione territoriale: 28,4%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Distr. Città Di Bologna	Emilia-Romagna	3	392.203	8,8%	140,86	2784,37	43	19%	10,1%
Distr. Modena	Emilia-Romagna	2	185.644	4,2%	183,19	1013,38	23	10%	5,9%
Distr. Reggio Emilia	Emilia-Romagna	2	169.029	3,8%	230,66	732,80	16	7%	3,2%
Distr. Ravenna	Emilia-Romagna	2	156.080	3,5%	653,82	238,72	13	6%	2,2%
Distr. Rubicone	Emilia-Romagna	1	121.310	2,7%	388,70	312,09	9	4%	1,2%
Distr. Carpi	Emilia-Romagna	1	105.684	2,4%	269,98	391,44	8	4%	1,1%
Distr. Rimini	Emilia-Romagna	2	150.051	3,4%	135,71	1105,70	10	4%	1,0%
Distr. Città Di Piacenza	Emilia-Romagna	2	102.902	2,3%	118,24	870,31	7	3%	0,8%
Distr. Mirandola	Emilia-Romagna	1	84.003	1,9%	462,94	181,45	6	3%	0,7%
Distr. Imola	Emilia-Romagna	1	132.380	3,0%	787,28	168,15	8	4%	0,5%
Distr. Appennino Bolognese	Emilia-Romagna	1	54.961	1,2%	816,06	67,35	4	2%	0,5%
Distr. Circondario Rimini	Emilia-Romagna	1	74.681	1,7%	490,10	152,38	5	2%	0,5%
Distr. Guastalla	Emilia-Romagna	1	69.639	1,6%	313,61	222,05	4	2%	0,2%
Distr. Vignola	Emilia-Romagna	1	91.331	2,1%	394,57	231,47	5	2%	0,1%
Distr. Riccione	Emilia-Romagna	1	114.581	2,6%	295,97	387,14	6	3%	0,1%
Distr. Castelfranco Emilia	Emilia-Romagna	1	76.163	1,7%	263,02	289,58	4	2%	0,0%
Distr. Cesena	Emilia-Romagna	2	96.307	2,2%	249,47	386,05	5	2%	0,0%
Distr. Circondario Cesena	Emilia-Romagna	1	19.115	0,4%	560,72	34,09	1	0%	0,0%
Distr. Reno, Lavino E Samoggia	Emilia-Romagna	1	112.128	2,5%	404,35	277,30	5	2%	-0,3%
Distr. Parma	Emilia-Romagna	2	196.655	4,4%	260,60	754,62	9	4%	-0,5%
Distr. Sassuolo	Emilia-Romagna	1	118.876	2,7%	424,78	279,86	5	2%	-0,5%
Distr. Circondario Parma	Emilia-Romagna	1	29.356	0,7%	152,54	192,45	0	0%	-0,7%
Distr. Castelnuovo Ne' Monti	Emilia-Romagna	1	31.977	0,7%	796,95	40,12	0	0%	-0,7%
Distr. Ferrara	Emilia-Romagna	2	131.091	3,0%	405,16	323,56	5	2%	-0,8%
Distr. Sud-Est (Fe)	Emilia-Romagna	1	94.718	2,1%	1333,90	71,01	3	1%	-0,8%
Distr. Ponente	Emilia-Romagna	1	76.571	1,7%	1057,78	72,39	2	1%	-0,8%
Distr. Sud Est (Pr)	Emilia-Romagna	1	77.212	1,7%	895,57	86,22	2	1%	-0,9%
Distr. Circondario Ferrara	Emilia-Romagna	1	38.746	0,9%	483,28	80,17	0	0%	-0,9%
Distr. Savena Idice	Emilia-Romagna	1	78.340	1,8%	422,76	185,31	2	1%	-0,9%
Distr. Pavullo Nel Frignano	Emilia-Romagna	1	41.086	0,9%	689,54	59,58	0	0%	-0,9%
Distr. Scandiano	Emilia-Romagna	1	81.174	1,8%	291,54	278,44	2	1%	-0,9%
Distr. Valli Taro E Ceno	Emilia-Romagna	1	43.120	1,0%	1481,61	29,10	0	0%	-1,0%
Distr. Pianura Ovest	Emilia-Romagna	1	82.979	1,9%	374,95	221,31	2	1%	-1,0%
Distr. Circondario ForlÌ	Emilia-Romagna	1	66.760	1,5%	1033,58	64,59	1	0%	-1,1%
Distr. Circondario Reggio Emilia	Emilia-Romagna	1	54.690	1,2%	233,56	234,15	0	0%	-1,2%
Distr. Correggio	Emilia-Romagna	1	55.300	1,2%	184,99	298,93	0	0%	-1,2%
Distr. Ovest	Emilia-Romagna	1	76.200	1,7%	412,79	184,60	1	0%	-1,3%
Distr. Val D'Enza	Emilia-Romagna	1	62.384	1,4%	239,95	259,99	0	0%	-1,4%
Distr. Levante	Emilia-Romagna	1	104.416	2,4%	1409,85	74,06	2	1%	-1,5%
Distr. Faenza	Emilia-Romagna	1	88.520	2,0%	597,18	148,23	1	0%	-1,6%
Distr. ForlÌ	Emilia-Romagna	2	116.861	2,6%	228,20	512,10	2	1%	-1,8%
Distr. Fidenza	Emilia-Romagna	1	103.701	2,3%	657,16	157,80	1	0%	-1,9%
Distr. Pianura Est	Emilia-Romagna	1	162.710	3,7%	756,06	215,21	4	2%	-1,9%
Distr. Lugo	Emilia-Romagna	1	112.578	2,5%	526,16	213,96	1	0%	-2,1%

Friuli-Venezia Giulia (Massimiliano Fedriga)

Numero citazioni comuni: 163; Indice di errata comunicazione territoriale: 32,1%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Carnia	Friuli-Venezia Giulia	1	36.097	3,0%	1285,91	28,07	26	16%	12,9%
Udine	Friuli-Venezia Giulia	2	97.761	8,2%	57,17	1709,95	27	17%	8,4%
Gorizia	Friuli-Venezia Giulia	2	33.837	2,8%	41,26	820,03	11	7%	3,9%
Collio-Alto Isonzo	Friuli-Venezia Giulia	1	31.140	2,6%	161,04	193,37	8	5%	2,3%
Gemonese/Canal del Ferro-Val Canale	Friuli-Venezia Giulia	1	31.285	2,6%	1142,50	27,38	8	5%	2,3%
Valli e Dolomiti friulane	Friuli-Venezia Giulia	1	47.058	3,9%	1220,03	38,57	10	6%	2,2%
Agro Aquileiese	Friuli-Venezia Giulia	1	56.090	4,7%	347,29	161,51	7	4%	-0,4%
Pordenone	Friuli-Venezia Giulia	2	51.818	4,3%	38,21	1356,07	6	4%	-0,6%
Sile E Meduna	Friuli-Venezia Giulia	1	52.110	4,4%	205,31	253,81	6	4%	-0,7%
Trieste	Friuli-Venezia Giulia	3	200.594	16,8%	85,11	2357,02	26	16%	-0,8%
Tagliamento	Friuli-Venezia Giulia	1	45.082	3,8%	262,39	171,81	4	2%	-1,3%
Carso Isonzo Adriatico	Friuli-Venezia Giulia	1	73.689	6,2%	264,83	278,25	7	4%	-1,9%
Carso Giuliano	Friuli-Venezia Giulia	1	30.029	2,5%	127,40	235,70	1	1%	-1,9%
Riviera Bassa Friulana	Friuli-Venezia Giulia	1	51.399	4,3%	389,74	131,88	3	2%	-2,5%
Friuli Centrale	Friuli-Venezia Giulia	1	59.704	5,0%	178,94	333,66	4	2%	-2,5%
Collinare	Friuli-Venezia Giulia	1	46.289	3,9%	327,36	141,40	2	1%	-2,6%
Natisone	Friuli-Venezia Giulia	1	49.665	4,1%	456,55	108,78	2	1%	-2,9%
Torre	Friuli-Venezia Giulia	1	39.715	3,3%	364,27	109,03	0	0%	-3,3%
Livenza-Cansiglio-Cavallo	Friuli-Venezia Giulia	1	62.804	5,2%	350,45	179,21	3	2%	-3,4%
Mediofriuli	Friuli-Venezia Giulia	1	49.843	4,2%	419,57	118,80	1	1%	-3,5%
Noncello	Friuli-Venezia Giulia	1	51.286	4,3%	199,03	257,69	1	1%	-3,7%

Liguria (Giovanni Toti)

Numero citazioni comuni: 298; Indice di errata comunicazione territoriale: 16,9%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Distretti Sociosanitari 9 E 11	Liguria	3	560.688	36,1%	240,29	2333,36	142	48%	11,6%
Distretto Sociosanitario 2 Sanremese	Liguria	1	81.230	5,2%	340,56	238,52	21	7%	1,8%
Distretto Sociosanitario 14 Tigullio Occidentale	Liguria	1	40.249	2,6%	53,98	745,57	12	4%	1,4%
Distretto Sociosanitario 12 Extra Genova -Valtrebbia E Valbisagno	Liguria	1	9.262	0,6%	260,13	35,61	4	1%	0,7%
Distretto Sociosanitario 1 Ventimigliese	Liguria	1	55.203	3,6%	300,30	183,83	12	4%	0,5%
Distretto Sociosanitario 3 Imperiese	Liguria	1	30.068	1,9%	468,54	64,17	7	2%	0,4%
Distretto Sociosanitario 17 Riviera E Val Di Vara	Liguria	1	37.410	2,4%	465,15	80,43	8	3%	0,3%
Distretto Circondario La Spezia	Liguria	1	44.411	2,9%	210,94	210,54	9	3%	0,2%
Distretto Circondario Savona	Liguria	1	58.541	3,8%	394,65	148,34	11	4%	-0,1%
Distretto Savona	Liguria	2	58.563	3,8%	65,32	896,58	11	4%	-0,1%
Distretto Sociosanitario 13 Extra Genova -Levante	Liguria	1	29.951	1,9%	61,45	487,41	5	2%	-0,2%
Distretto Sociosanitario 4 Albenganese	Liguria	1	59.793	3,8%	302,47	197,68	10	3%	-0,5%
Distretto Sociosanitario 15 Chiavarese	Liguria	1	68.768	4,4%	550,38	124,95	11	4%	-0,7%
Distretto Sociosanitario 6 Bormide	Liguria	1	37.509	2,4%	556,06	67,45	5	2%	-0,7%
Distretto Sociosanitario 5 Finalese	Liguria	1	53.342	3,4%	227,78	234,18	7	2%	-1,1%
Distretto Sociosanitario 16 Tigullio	Liguria	1	31.389	2,0%	321,61	97,60	2	1%	-1,3%
Distretto Sociosanitario 10 Extra -Genova --Valpolcevera E Vallescrivia	Liguria	1	47.218	3,0%	373,49	126,43	4	1%	-1,7%
Distretto Imperia	Liguria	2	42.060	2,7%	45,38	926,78	2	1%	-2,0%
Distretto Sociosanitario Dss 19 Val Di Magra	Liguria	1	69.567	4,5%	126,32	550,70	6	2%	-2,5%
Distretto La Spezia	Liguria	2	92.216	5,9%	51,39	1794,33	9	3%	-2,9%

Marche (Francesco Acquaroli)

Numero citazioni comuni: 21; Indice di errata comunicazione territoriale: 51,4%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Ats 11 - Ancona	Marche	3	98.664	6,6%	124,84	790,31	4	19%	12,4%
Macerata	Marche	2	40.820	2,7%	92,53	441,18	3	14%	11,5%
Ats 18 - Unione Montana Marca Di Camerino	Marche	1	12.781	0,9%	723,61	17,66	2	10%	8,7%
Ats 17 - Unione Montana Alte Valli Potenza-Esino	Marche	1	30.695	2,1%	530,37	57,87	2	10%	7,5%
Ats 03 - Unione Montana Catria E Nerone	Marche	1	19.877	1,3%	580,59	34,24	1	5%	3,4%
Pesaro	Marche	2	95.753	6,4%	152,81	626,60	2	10%	3,1%
Circondario Urbino	Marche	1	26.278	1,8%	342,68	76,68	1	5%	3,0%
Ats 10 - Unione Montana Esino-Frasassi	Marche	1	43.594	2,9%	548,72	79,45	1	5%	1,8%
Circondario Fermo	Marche	1	75.122	5,1%	429,67	174,84	1	5%	-0,3%
ATS 8 - Unione dei Comuni Le terre della Marca Senone	Marche	1	76.543	5,1%	463,46	165,16	1	5%	-0,4%
Ats 24 - Unione Montana Monti Sibillini	Marche	1	12.964	0,9%	419,08	30,93	0	0%	-0,9%
Urbino	Marche	2	13.954	0,9%	226,50	61,61	0	0%	-0,9%
Ats 05 - Unione Montana Montefeltro	Marche	1	17.025	1,1%	315,98	53,88	0	0%	-1,1%
Circondario Ascoli Piceno	Marche	1	19.067	1,3%	405,66	47,00	0	0%	-1,3%
Ats 06 - Fano	Marche	1	100.068	6,7%	460,66	217,23	1	5%	-2,0%
Ats 21 - San Benedetto	Marche	1	100.761	6,8%	313,53	321,37	1	5%	-2,0%
Ats 23 - Unione Dei Comuni Vallata Del Tronto	Marche	1	30.495	2,1%	155,18	196,52	0	0%	-2,1%
Ats 09 - Asp Ambito 9 Jesi	Marche	1	103.583	7,0%	678,63	152,64	1	5%	-2,2%
Ats 07 - Fossombrone	Marche	1	33.761	2,3%	258,44	130,64	0	0%	-2,3%
Fermo	Marche	2	35.932	2,4%	124,53	288,53	0	0%	-2,4%
Ats 16 - Unione Montana Monti Azzurri	Marche	1	37.409	2,5%	505,72	73,97	0	0%	-2,5%
Circondario Pesaro	Marche	1	42.231	2,8%	124,03	340,49	0	0%	-2,8%
Ascoli Piceno	Marche	2	46.079	3,1%	158,02	291,60	0	0%	-3,1%
Circondario Macerata	Marche	1	49.779	3,3%	318,85	156,12	0	0%	-3,3%
Ats 20 - Porto Sant'Elpidio	Marche	1	50.382	3,4%	85,36	590,23	0	0%	-3,4%
Ats 12 - Falconara Marittima	Marche	1	68.238	4,6%	146,31	466,40	0	0%	-4,6%
Ats 13 - Osimo	Marche	1	83.066	5,6%	216,27	384,08	0	0%	-5,6%
Ats 14 - Civitanova Marche	Marche	1	121.822	8,2%	366,44	332,45	0	0%	-8,2%

Molise (Donato Toma)

Numero citazioni comuni: 6; Indice di errata comunicazione territoriale:46,9%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Riccia - Bojano	Molise	1	38058	13,1%	855,69	44,48	2	33%	20,2%
Agnone	Molise	1	10616	3,7%	415,56	25,55	1	17%	13,0%
Venafro	Molise	1	26741	9,2%	421,91	63,38	1	17%	7,5%
Circondario Campobasso	Molise	1	30497	10,5%	578,95	52,68	1	17%	6,2%
Termoli	Molise	1	68349	23,5%	761,14	89,80	1	17%	-6,9%
Isernia	Molise	2	20771	7,2%	69,15	300,37	0	0%	-7,2%
Circondario Isernia	Molise	1	22042	7,6%	628,62	35,06	0	0%	-7,6%
ATS LARINO	Molise	1	25920	8,9%	657,96	39,39	0	0%	-8,9%
Campobasso	Molise	3	47334	16,3%	56,11	843,55	0	0%	-16,3%

Piemonte (Alberto Cirio)

Numero citazioni comuni: 131

Indice di errata comunicazione territoriale: 41,3%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza	Assoluti
Torino Citta'	Piemonte	3	848885	20,0%	130,01	6529,33	42	32%	12,1%	12,1%
Cuneo	Piemonte	2	55813	1,3%	119,67	466,39	10	8%	6,3%	6,3%
Alba	Piemonte	1	103.538	2,4%	781,30	132,52	11	8%	6,0%	6,0%
Bra	Piemonte	1	66.041	1,6%	331,19	199,40	8	6%	4,6%	4,6%
Cuneo Sud Est	Piemonte	1	83.187	2,0%	1495,08	55,64	7	5%	3,4%	3,4%
Cuneo Nord Ovest E Nord Est	Piemonte	1	167.428	3,9%	1813,98	92,30	9	7%	2,9%	2,9%
Ivrea – Cuorgne'	Piemonte	1	181.255	4,3%	1622,45	111,72	8	6%	1,8%	1,8%
Asti	Piemonte	2	73539	1,7%	151,31	486,00	4	3%	1,3%	1,3%
Vercelli	Piemonte	2	45141	1,1%	79,78	565,85	3	2%	1,2%	1,2%
Circondario Asti	Piemonte	1	122.917	2,9%	1226,07	100,25	5	4%	0,9%	0,9%
Biella	Piemonte	2	42761	1,0%	46,69	915,86	2	2%	0,5%	0,5%
Alessandria	Piemonte	2	90987	2,1%	203,57	446,96	3	2%	0,2%	0,2%
Verbania	Piemonte	2	29952	0,7%	37,49	798,88	1	1%	0,1%	0,1%
Circondario Alessandria	Piemonte	1	55.626	1,3%	604,05	92,09	1	1%	-0,5%	0,5%
Ovada	Piemonte	1	26.147	0,6%	255,61	102,29	0	0%	-0,6%	0,6%
Tortona	Piemonte	1	58.728	1,4%	625,39	93,91	1	1%	-0,6%	0,6%
Novara	Piemonte	2	101727	2,4%	103,05	987,15	2	2%	-0,9%	0,9%
Circondario Verbania	Piemonte	1	134.360	3,2%	2300,82	58,40	3	2%	-0,9%	0,9%
Acqui Terme	Piemonte	1	39532	0,9%	509,33	77,62	0	0%	-0,9%	0,9%
Cuneo Sud Ovest	Piemonte	1	104.879	2,5%	2341,99	44,78	2	2%	-0,9%	0,9%
Casale Monferrato	Piemonte	1	77.247	1,8%	737,87	104,69	1	1%	-1,1%	1,1%
Settimo Torinese	Piemonte	1	83.422	2,0%	118,06	706,63	1	1%	-1,2%	1,2%
Carmagnola	Piemonte	1	51.660	1,2%	230,88	223,76	0	0%	-1,2%	1,2%
Area Metropolitana Nord	Piemonte	1	86.299	2,0%	146,63	588,53	1	1%	-1,3%	1,3%
Chieri	Piemonte	1	101.230	2,4%	416,45	243,08	1	1%	-1,6%	1,6%
Novi ligure	Piemonte	1	69.760	1,6%	741,31	94,10	0	0%	-1,6%	1,6%
Nichelino	Piemonte	1	74.838	1,8%	74,75	1001,18	0	0%	-1,8%	1,8%
Moncalieri	Piemonte	1	75.368	1,8%	72,67	1037,12	0	0%	-1,8%	1,8%
Area Metropolitana Centro	Piemonte	1	141.436	3,3%	80,21	1763,40	2	2%	-1,8%	1,8%
Area Sud Novarese	Piemonte	1	83.253	2,0%	492,60	169,01	0	0%	-2,0%	2,0%
Valle Di Susa - Val Sangone	Piemonte	1	116.055	2,7%	1258,79	92,20	1	1%	-2,0%	2,0%
Circondario Vercelli	Piemonte	1	125.933	3,0%	1963,27	64,14	1	1%	-2,2%	2,2%
Area Metropolitana Sud	Piemonte	1	95.633	2,2%	120,75	791,99	0	0%	-2,2%	2,2%
Pinerolese	Piemonte	1	131.651	3,1%	1342,21	98,09	1	1%	-2,3%	2,3%
Circondario Biella	Piemonte	1	117.099	2,8%	747,97	156,56	0	0%	-2,8%	2,8%
Chivasso - San Mauro Torinese	Piemonte	1	118.030	2,8%	471,32	250,43	0	0%	-2,8%	2,8%
Cirie' - Lanzo	Piemonte	1	120.034	2,8%	937,81	127,99	0	0%	-2,8%	2,8%
Area Nord Novarese	Piemonte	1	150.888	3,5%	558,70	270,07	0	0%	-3,5%	3,5%

Puglia (Michele Emiliano)

Numero citazioni comuni: 83; Indice di errata comunicazione territoriale: 38,7%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Ambito Territoriale di Brindisi	Puglia	2	83169	2,1%	332,98	249,77	10	12%	9,9%
Ambito Territoriale di Bari	Puglia	3	316140	8,1%	117,39	2693,09	14	17%	8,8%
Ambito Territoriale di Taranto	Puglia	2	189171	4,8%	249,86	757,12	11	13%	8,4%
Ambito Territoriale Di Barletta	Puglia	2	92466	2,4%	149,35	619,11	4	5%	2,5%
Ambito Territoriale di Manfredonia	Puglia	1	75.086	1,9%	714,90	105,03	3	4%	1,7%
Ambito Territoriale Di Putignano	Puglia	1	87.923	2,2%	408,89	215,03	3	4%	1,4%
Ambito Territoriale Di Vico Del Gargano	Puglia	1	43.532	1,1%	678,64	64,15	2	2%	1,3%
Ambito Territoriale Di Grottaglie	Puglia	1	96.328	2,5%	246,65	390,55	3	4%	1,2%
Ambito Territoriale Di Foggia	Puglia	2	146379	3,7%	509,26	287,43	4	5%	1,1%
Ambito Territoriale di Modugno	Puglia	1	59.472	1,5%	84,17	706,56	2	2%	0,9%
Ambito Territoriale di Martina Franca	Puglia	1	60.281	1,5%	411,03	146,66	2	2%	0,9%
Ambito Territoriale Di Fasano-Ostuni	Puglia	1	80.223	2,1%	411,45	194,98	2	2%	0,4%
Ambito Territoriale Di Troia	Puglia	1	36.685	0,9%	1267,81	28,94	1	1%	0,3%
Ambito Territoriale Di Conversano	Puglia	1	91.344	2,3%	349,40	261,43	2	2%	0,1%
Ambito Territoriale Di Altamura	Puglia	1	139.559	3,6%	1004,42	138,95	3	4%	0,0%
Ambito Territoriale di Cerignola	Puglia	1	94.511	2,4%	831,42	113,67	2	2%	0,0%
Ambito Territoriale Di Lecce	Puglia	2	95253	2,4%	241,00	395,24	2	2%	0,0%
Ambito Territoriale di Trani	Puglia	2	54838	1,4%	103,41	530,28	1	1%	-0,2%
Ambito Territoriale Di San Marco In Lamis	Puglia	1	54.873	1,4%	758,84	72,31	1	1%	-0,2%
Ambito Territoriale Di Ginosa	Puglia	1	60.701	1,6%	635,84	95,47	1	1%	-0,3%
Ambito Territoriale Di Grumo Appula	Puglia	1	66.958	1,7%	453,33	147,70	1	1%	-0,5%
Ambito Territoriale Di Gallipoli	Puglia	1	71.004	1,8%	176,65	401,95	1	1%	-0,6%
Ambito Territoriale Di Bitonto	Puglia	1	73.917	1,9%	254,05	290,95	1	1%	-0,7%
Ambito Territoriale Di Massafra	Puglia	1	76.148	1,9%	479,25	158,89	1	1%	-0,7%
Ambito Territoriale Di Triggiano	Puglia	1	81.000	2,1%	86,95	931,59	1	1%	-0,9%
Ambito Territoriale Di Molfetta	Puglia	1	130.556	3,3%	172,52	756,77	2	2%	-0,9%
Ambito Territoriale Del Tavoliere Meridionale	Puglia	1	38821	1,0%	225,70	172,00	0	0%	-1,0%
Poggiardo	Puglia	1	40.473	1,0%	191,09	211,80	0	0%	-1,0%
Ambito Territoriale di Canosa Di Puglia	Puglia	1	42.372	1,1%	592,35	71,53	0	0%	-1,1%
Ambito Territoriale Di Martano	Puglia	1	46.391	1,2%	292,87	158,40	0	0%	-1,2%
Ambito Territoriale Di Lucera	Puglia	1	48.374	1,2%	1018,74	47,48	0	0%	-1,2%
Ambito Territoriale di Corato	Puglia	1	97.648	2,5%	462,41	211,17	1	1%	-1,3%
Ambito Territoriale Di San Severo	Puglia	1	98.462	2,5%	1227,92	80,19	1	1%	-1,3%
Maglie	Puglia	1	52.726	1,3%	259,57	203,13	0	0%	-1,3%
Ambito Territoriale Di Galatina	Puglia	1	57.341	1,5%	200,13	286,53	0	0%	-1,5%
Ambito Territoriale Di Gioia Del Colle	Puglia	1	65.021	1,7%	393,01	165,44	0	0%	-1,7%
Ambito Territoriale Di Mola Di Bari	Puglia	1	68.799	1,8%	145,59	472,56	0	0%	-1,8%
Mesagne	Puglia	1	116.093	3,0%	554,75	209,27	1	1%	-1,8%
Ambito Territoriale Di Casarano	Puglia	1	69.189	1,8%	199,05	347,59	0	0%	-1,8%
Ambito Territoriale di Manduria	Puglia	1	75.501	1,9%	444,74	169,77	0	0%	-1,9%
Circondario Lecce	Puglia	1	81.868	2,1%	173,83	470,97	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale Di Gagliano Del Capo	Puglia	1	81.923	2,1%	366,43	223,57	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale di Campi Salentina	Puglia	1	83.177	2,1%	301,63	275,76	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale Di Nardo'	Puglia	1	90.581	2,3%	392,27	230,92	0	0%	-2,3%
Ambito Territoriale Di Andria	Puglia	2	97173	2,5%	402,89	241,19	0	0%	-2,5%
Francavilla Fontana	Puglia	1	100.366	2,6%	561,93	178,61	0	0%	-2,6%

Sicilia (Renato Schifani)

Numero citazioni comuni: 68; Indice di errata comunicazione territoriale: 53,5%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Ambito Territoriale di Brindisi	Puglia	2	83169	2,1%	332,98	249,77	10	12%	9,9%
Ambito Territoriale di Bari	Puglia	3	316140	8,1%	117,39	2693,09	14	17%	8,8%
Ambito Territoriale di Taranto	Puglia	2	189171	4,8%	249,86	757,12	11	13%	8,4%
Ambito Territoriale Di Barletta	Puglia	2	92466	2,4%	149,35	619,11	4	5%	2,5%
Ambito Territoriale di Manfredonia	Puglia	1	75.086	1,9%	714,90	105,03	3	4%	1,7%
Ambito Territoriale Di Putignano	Puglia	1	87.923	2,2%	408,89	215,03	3	4%	1,4%
Ambito Territoriale Di Vico Del Gargano	Puglia	1	43.532	1,1%	678,64	64,15	2	2%	1,3%
Ambito Territoriale Di Grottaglie	Puglia	1	96.328	2,5%	246,65	390,55	3	4%	1,2%
Ambito Territoriale Di Foggia	Puglia	2	146379	3,7%	509,26	287,43	4	5%	1,1%
Ambito Territoriale di Modugno	Puglia	1	59.472	1,5%	84,17	706,56	2	2%	0,9%
Ambito Territoriale di Martina Franca	Puglia	1	60.281	1,5%	411,03	146,66	2	2%	0,9%
Ambito Territoriale Di Fasano-Ostuni	Puglia	1	80.223	2,1%	411,45	194,98	2	2%	0,4%
Ambito Territoriale Di Troia	Puglia	1	36.685	0,9%	1267,81	28,94	1	1%	0,3%
Ambito Territoriale Di Conversano	Puglia	1	91.344	2,3%	349,40	261,43	2	2%	0,1%
Ambito Territoriale Di Altamura	Puglia	1	139.559	3,6%	1004,42	138,95	3	4%	0,0%
Ambito Territoriale di Cerignola	Puglia	1	94.511	2,4%	831,42	113,67	2	2%	0,0%
Ambito Territoriale Di Lecce	Puglia	2	95253	2,4%	241,00	395,24	2	2%	0,0%
Ambito Territoriale di Trani	Puglia	2	54838	1,4%	103,41	530,28	1	1%	-0,2%
Ambito Territoriale Di San Marco In Lamis	Puglia	1	54.873	1,4%	758,84	72,31	1	1%	-0,2%
Ambito Territoriale Di Ginosa	Puglia	1	60.701	1,6%	635,84	95,47	1	1%	-0,3%
Ambito Territoriale Di Grumo Appula	Puglia	1	66.958	1,7%	453,33	147,70	1	1%	-0,5%
Ambito Territoriale Di Gallipoli	Puglia	1	71.004	1,8%	176,65	401,95	1	1%	-0,6%
Ambito Territoriale Di Bitonto	Puglia	1	73.917	1,9%	254,05	290,95	1	1%	-0,7%
Ambito Territoriale Di Massafra	Puglia	1	76.148	1,9%	479,25	158,89	1	1%	-0,7%
Ambito Territoriale Di Triggiano	Puglia	1	81.000	2,1%	86,95	931,59	1	1%	-0,9%
Ambito Territoriale Di Molfetta	Puglia	1	130.556	3,3%	172,52	756,77	2	2%	-0,9%
Ambito Territoriale Del Tavoliere Meridionale	Puglia	1	38821	1,0%	225,70	172,00	0	0%	-1,0%
Poggiardo	Puglia	1	40.473	1,0%	191,09	211,80	0	0%	-1,0%
Ambito Territoriale di Canosa Di Puglia	Puglia	1	42.372	1,1%	592,35	71,53	0	0%	-1,1%
Ambito Territoriale Di Martano	Puglia	1	46.391	1,2%	292,87	158,40	0	0%	-1,2%
Ambito Territoriale Di Lucera	Puglia	1	48.374	1,2%	1018,74	47,48	0	0%	-1,2%
Ambito Territoriale di Corato	Puglia	1	97.648	2,5%	462,41	211,17	1	1%	-1,3%
Ambito Territoriale Di San Severo	Puglia	1	98.462	2,5%	1227,92	80,19	1	1%	-1,3%
Maglie	Puglia	1	52.726	1,3%	259,57	203,13	0	0%	-1,3%
Ambito Territoriale Di Galatina	Puglia	1	57.341	1,5%	200,13	286,53	0	0%	-1,5%
Ambito Territoriale Di Gioia Del Colle	Puglia	1	65.021	1,7%	393,01	165,44	0	0%	-1,7%
Ambito Territoriale Di Mola Di Bari	Puglia	1	68.799	1,8%	145,59	472,56	0	0%	-1,8%
Mesagne	Puglia	1	116.093	3,0%	554,75	209,27	1	1%	-1,8%
Ambito Territoriale Di Casarano	Puglia	1	69.189	1,8%	199,05	347,59	0	0%	-1,8%
Ambito Territoriale di Manduria	Puglia	1	75.501	1,9%	444,74	169,77	0	0%	-1,9%
Circondario Lecce	Puglia	1	81.868	2,1%	173,83	470,97	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale Di Gagliano Del Capo	Puglia	1	81.923	2,1%	366,43	223,57	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale di Campi Salentina	Puglia	1	83.177	2,1%	301,63	275,76	0	0%	-2,1%
Ambito Territoriale Di Nardo'	Puglia	1	90.581	2,3%	392,27	230,92	0	0%	-2,3%
Ambito Territoriale Di Andria	Puglia	2	97173	2,5%	402,89	241,19	0	0%	-2,5%
Francavilla Fontana	Puglia	1	100.366	2,6%	561,93	178,61	0	0%	-2,6%

Toscana (Eugenio Giani)

Numero citazioni comuni: 68; Indice di errata comunicazione territoriale: 26,2%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Siena	Toscana	2	53.724	1,5%	118,53	453,24	14	6%	4,4%
Livorno	Toscana	2	154.177	4,2%	104,50	1475,37	20	8%	4,2%
Valtiberina	Toscana	1	28.891	0,8%	673,10	42,92	10	4%	3,4%
Lucca	Toscana	2	89.219	2,4%	185,79	480,21	13	5%	3,0%
Pisa	Toscana	2	89.828	2,4%	185,18	485,08	13	5%	3,0%
Casentino	Toscana	1	33639	0,9%	701,10	47,98	8	3%	2,4%
Mugello	Toscana	1	62.961	1,7%	1131,13	55,66	8	3%	1,6%
Amiata Senese E Val D'Orcia-Valdichiana Senese	Toscana	1	74910	2,0%	1244,93	60,17	8	3%	1,3%
Lunigiana	Toscana	1	51.507	1,4%	973,09	52,93	5	2%	0,7%
Valle Del Serchio	Toscana	1	53.114	1,4%	905,82	58,64	5	2%	0,7%
Versilia	Toscana	1	169.807	4,6%	372,98	455,27	12	5%	0,4%
Circondario Arezzo	Toscana	1	31000	0,8%	340,92	90,93	3	1%	0,4%
Elba	Toscana	1	31.311	0,9%	244,99	127,80	3	1%	0,4%
Pistoia	Toscana	2	89.501	2,4%	236,17	378,97	6	3%	0,1%
Colline Dell'Albegna	Toscana	1	48.695	1,3%	1398,39	34,82	3	1%	-0,1%
Arezzo	Toscana	2	96672	2,6%	384,70	251,29	6	3%	-0,1%
Grosseto	Toscana	2	81.440	2,2%	473,55	171,98	5	2%	-0,1%
Circondario Pistoia	Toscana	1	81.200	2,2%	462,00	175,76	4	2%	-0,5%
Massa	Toscana	2	66.423	1,8%	93,84	707,85	3	1%	-0,5%
Circondario Siena	Toscana	1	70.915	1,9%	1875,01	37,82	3	1%	-0,7%
Circondario Grosseto	Toscana	1	86854	2,4%	2631,18	33,01	4	2%	-0,7%
Firenze	Toscana	3	367.150	10,0%	102,32	3588,30	22	9%	-0,7%
Alta Val Di Cecina-Val Dera	Toscana	1	138459	3,8%	1344,01	103,02	7	3%	-0,8%
Alta Val D'Elsa	Toscana	1	62497	1,7%	582,51	107,29	2	1%	-0,9%
Valdarno	Toscana	1	94.197	2,6%	569,38	165,44	4	2%	-0,9%
Circondario Lucca	Toscana	1	79.781	2,2%	325,37	245,20	3	1%	-0,9%
Val Di Chiana Aretina	Toscana	1	50.235	1,4%	563,88	89,09	1	0%	-0,9%
Bassa Val Di Cecina-Val Di Cornia	Toscana	1	151382	4,1%	1191,44	127,06	7	3%	-1,2%
Carrara	Toscana	2	60434	1,6%	71,01	851,04	1	0%	-1,2%
Circondario Prato	Toscana	1	63.635	1,7%	268,36	237,12	1	0%	-1,3%
Circondario Pisa	Toscana	1	112.030	3,0%	390,47	286,91	4	2%	-1,4%
Empolese-Valdarno Inferiore	Toscana	1	240.086	6,5%	932,91	257,35	12	5%	-1,5%
Val Di Nievole	Toscana	1	118.555	3,2%	265,95	445,78	3	1%	-2,0%
Fiorentina Sud Est	Toscana	1	181.802	4,9%	1212,30	149,96	6	3%	-2,4%
Fiorentina Nord Ovest	Toscana	1	209.492	5,7%	332,87	629,36	5	2%	-3,6%
Prato	Toscana	2	200.762	5,5%	97,35	2062,22	4	2%	-3,8%

Umbria (Donatella Tesei)

Numero citazioni comuni: 26; Indice di errata comunicazione territoriale: 24,8%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Zona Sociale 6	Umbria	1	11.186	1,3%	834,14	13,41	3	12%	10,2%
Zona Sociale 9	Umbria	1	45.625	5,3%	464,82	98,16	3	12%	6,2%
Zona Sociale 8	Umbria	1	95.643	11,1%	903,45	105,86	4	15%	4,3%
Perugia	Umbria	3	163598	19,0%	449,51	363,95	6	23%	4,0%
Zona Sociale 12	Umbria	1	39387	4,6%	778,06	50,62	1	4%	-0,7%
Terni	Umbria	2	107314	12,5%	212,43	505,16	3	12%	-0,9%
Zona Sociale 11	Umbria	1	49742	5,8%	646,28	76,97	1	4%	-1,9%
Zona Sociale 7	Umbria	1	52.194	6,1%	817,15	63,87	1	4%	-2,2%
Circondario Terni	Umbria	1	19636	2,3%	320,95	61,18	0	0%	-2,3%
Zona Sociale 4	Umbria	1	55688	6,5%	781,78	71,23	1	4%	-2,6%
Zona Sociale 3	Umbria	1	67427	7,8%	422,64	159,54	1	4%	-4,0%
Zona Sociale 1	Umbria	1	74383	8,7%	990,90	75,07	1	4%	-4,8%
Zona Sociale 5	Umbria	1	77749	9,0%	842,22	92,31	1	4%	-5,2%

Veneto (Luca Zaia)

Numero citazioni comuni: 432; Indice di errata comunicazione territoriale: 27,1%

Divisione territoriale	Regione	Rilevanza amministrativa	Popolazione	% sulla popolazione regionale	Estensione	Densità	Numero di citazioni	% di citazioni	Differenza
Treviso	Veneto	2	84.793	1,7%	55,58	1525,62	33	8%	5,9%
Venezia	Veneto	3	254.661	5,2%	415,90	612,31	46	11%	5,4%
Verona	Veneto	2	257.274	5,3%	198,92	1293,38	40	9%	4,0%
Ambito Sociale VEN_07 - Conegliano	Veneto	1	209797	4,3%	710,62	295,23	30	7%	2,6%
Circondario Belluno	Veneto	1	82.374	1,7%	2533,98	32,51	15	3%	1,8%
Padova	Veneto	2	208.732	4,3%	93,03	2243,80	26	6%	1,7%
Vicenza	Veneto	2	110.675	2,3%	80,57	1373,64	15	3%	1,2%
Circondario Treviso	Veneto	1	359.467	7,4%	979,06	367,15	37	9%	1,2%
Ambito Sociale VEN_10 - Portogruaro	Veneto	1	225594	4,6%	1111,52	202,96	24	6%	0,9%
Belluno	Veneto	2	35.436	0,7%	147,22	240,70	7	2%	0,9%
Ambito Sociale VEN_03 - Bassano del Grappa	Veneto	1	178154	3,7%	823,14	216,43	19	4%	0,7%
Ambito Sociale VEN_19 - Adria	Veneto	1	68.181	1,4%	839,37	81,23	8	2%	0,4%
Ambito Sociale VEN_02 - Feltre	Veneto	1	80708	1,7%	929,00	86,88	9	2%	0,4%
Rovigo	Veneto	2	50.379	1,0%	108,81	463,02	4	1%	-0,1%
Ambito Sociale VEN_14 - Chioggia	Veneto	1	63695	1,3%	393,47	161,88	4	1%	-0,4%
Ambito Sociale VEN_21 - Legnago	Veneto	1	154.822	3,2%	809,60	191,23	10	2%	-0,9%
Ambito Sociale VEN_13 - Mira	Veneto	1	269922	5,6%	498,15	541,85	18	4%	-1,4%
Ambito Sociale VEN_15 - Federazione dei Comuni del Camposampierese	Veneto	1	257.368	5,3%	582,63	441,74	16	4%	-1,6%
Ambito Sociale VEN_17 - Este	Veneto	1	177.089	3,6%	888,80	199,25	8	2%	-1,8%
Circondario Rovigo	Veneto	1	112.931	2,3%	887,83	127,20	2	0%	-1,9%
Circondario Vicenza	Veneto	1	203.578	4,2%	642,26	316,97	10	2%	-1,9%
Ambito Sociale VEN_04 - Thiene	Veneto	1	183103	3,8%	660,62	277,17	8	2%	-1,9%
Ambito Sociale VEN_05 - Arzignano	Veneto	1	177351	3,7%	515,94	343,74	7	2%	-2,0%
Ambito Sociale VEN_08 - Asolo	Veneto	1	248222	5,1%	788,44	314,83	13	3%	-2,1%
Circondario Verona	Veneto	1	215.191	4,4%	863,00	249,35	7	2%	-2,8%
Circondario Padova	Veneto	1	285.315	5,9%	563,04	506,74	10	2%	-3,6%
Ambito Sociale VEN_22 - Sona	Veneto	1	299.821	6,2%	1224,87	244,78	6	1%	-4,8%

Appendice 2

Regressione OLS a livello nazionale con i coefficienti *beta* relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del nord Italia				
	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	0,876***			0,737***
densità di popolazione		0,665***		0,083
rilevanza amministrativa			0,597***	0,182***
N	150	150	150	150
R-sq	0,767	0,442	0,357	0,809
Adj. R-sq	0,766	0,438	0,352	0,806
Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata				

Regressione OLS a livello nazionale con i coefficienti *beta* relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del sud Italia				
	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	0,591***			0,456***
densità di popolazione		0,226***		0,137**
rilevanza amministrativa			0,528***	0,328***
N	226	226	226	226
R-sq	0,350	0,051	0,278	0,474
Adj. R-sq	0,347	0,047	0,275	0,467
Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata				

Regressione OLS a livello nazionale con i coefficienti *beta* relativa alle Divisioni territoriali delle Regioni del centro Italia

	Modello 1	Modello 2	Modello 3	Modello 4
percentuale di popolazione sulla popolazione regionale	0,536***			0,474***
densità di popolazione		0,195		-0,111
rilevanza amministrativa			0,406***	0,314**
N	101	101	101	101
R-sq	0,287	0038	0,165	0,360
Adj. R-sq	0,280	0,028	0,157	0,340

Nota: ** p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001; modelli stimati con il comando *regress* di Stata

Bibliografia

Abdi, A., Shamsuddin, S. M., Hasan, S., e Piran, J. (2019). Deep learning-based sentiment classification of evaluative text based on Multi-feature fusion. *Information Processing & Management*, *56*(4), 1245-1259. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.02.018

Acheampong, F. A., Wenyu, C., e Nunoo-Mensah, H. (2020). Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities. *Engineering Reports*, *2*(7). https://doi.org/10.1002/eng2.12189

Ahuja, R., Chug, A., Kohli, S., e Ahuja, P. (2019). The Impact of Features Extraction on the Sentiment Analysis. *Procedia Computer Science*, *152*, 341-348. https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.05.008

Anandarajan, M., Hill, C., e Nolan, T. (2018). Text Preprocessing. In *Practical Text Analytics: Maximizing the Value of Text Data* (pp. 45-59). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-95663-3_4

Burnap, P., Gibson, R., Sloan, L., Southern, R., e Williams, M. (2016). 140 characters to victory?: Using Twitter to predict the UK 2015 General Election. *Electoral Studies*, *41*, 230-233. https://doi.org/10.1016/j.electstud.2015.11.017

Chowdhary, K. R. (2020). Natural Language Processing. In *Fundamentals of Artificial Intelligence* (pp. 603-649). Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-3972-7_19

Crilley, R., e Gillespie, M. (2018). What to do about social media? Politics, populism and journalism. *Journalism*, *20*(1), 173-176. https://doi.org/10.1177/1464884918807344

Damerau, F., Weiss, S. M., Zhang, T., e Indurkhya, N. (2005). *Text Mining: Predictive Methods for Analyzing Unstructured Information* (F. Damerau, S. M. Weiss, T. Zhang, & N. Indurkhya, Eds.). Springer.

Ghanbari-Adivi, F., e Mosleh, M. (2019). Text emotion detection in social networks using a novel ensemble classifier based on Parzen Tree Estimator (TPE). *Neural Computing and Applications*, *31*, 8971-8983. https://doi.org/10.1007/s00521-019-04230-9

Giansante, G. (2014). *La comunicazione politica online. Come usare il web per costruire consenso e stimolare la partecipazione*. Carocci.

Jungheer, A., Jürgens, P., e Schoen, H. (2011). Why the Pirate Party Won the German Election of 2009 or The Trouble With Predictions: A Response to Tumasjan, A., Sprenger, T. O., Sander, P. G., & Welpe, I. M. "Predicting Elections With Twitter: What 140 Characters Reveal About Political Sentiment". *Social Science Computer Review*, *30*(2), 229-234. https://doi.org/10.1177/0894439311404119

Khurana, D., Koli, A., Khatter, K., e Singh, S. (2023). Natural language processing: State of the art, current trends and challenges. *Multimedia Tools and Applications*, *82*(3), 3713-3744. https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4

Manning, C. D., Raghavan, P., e Schütze, H. (2009). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press. https://ds.amu.edu.et/xmlui/bitstream/handle/123456789/14697/Book%20558%20pages.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Meltwater e We Are Social. (2023). *Digital 2023: Global Overview Report*. datareportal.com. Consultato il 24 marzo 2023, in https://datareportal.com/reports/digital-2023-global-overview-report

Meta. (2023). *Meta Earning Presentation Q4 2022*. investor.fb.com. Consultato il 26 marzo 2023, in https://investor.fb.com/investor-events/event-details/2023/Q4-2022-Earnings/default.aspx

Nandwani, P., e Verba, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining volume*, *11*(81). https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6

Nau, C., Quan-Haase, A., e McCay-Peet, L. (2022). Defining Social Media and Asking Social Media Research Questions: How Well Does the Swiss Army Knife Metaphor Apply? In A. Quan-Haase & L. Sloan (Eds.), *The SAGE Handbook of Social Media Research Methods*. SAGE Publications, Limited. https://dx.doi.org/10.4135/9781529782943

Qiu, Y. (2016). The openness of Open Application Programming Interfaces. *Information, Communication & Society*, *20*(11), 1720-1736. https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1254268

Stieglitz, S., e Dang-Xuan, L. (2013). Social media and political communication: a social media analytics framework. *Social Network Analysis and Mining*, *3*, 1277-1291. https://doi.org/10.1007/s13278-012-0079-3

Stieglitz, S., Dang-Xuan, L., Bruns, A., e Neueberger, C. (2014). Social Media Analytics. *Business & Information Systems Engineering*, (2), 89-96. https://doi.org/10.1007/s12599-014-0315-7

Sun, S., Luo, C., e Chen, J. (2017). A review of natural language processing techniques for opinion mining systems. *Information Fusion*, *36*, 10-25. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.10.004

Thelwall, M. (2018). Gender bias in sentiment analysis. *Online Information Review*, *42*(1), 45-57. https://doi.org/10.1108/OIR-05-2017-0139

Thelwall, M. (2021). This! Identifying New Sentiment Slang Through Orthographic Pleonasm Online: Yasss Slay Gorg Queen Ilysm. *IEEE Intelligent Systems*, *36*(4), 114-120. https://doi.org/10.1109/MIS.2021.3062475

Thelwall, M. (2022). Sentiment Analysis. In L. Sloan & A. Quan-Haase (Eds.), *The SAGE Handbook of Social Media Research Methods*. SAGE. https://doi.org/10.4135/9781529782943

Theviot, A. (2016). Towards a standardization of campaign strategies dictated by the Obama 'model'? The case of 'American-style' canvassing during the 2012 French presidential election campaign. *French Politics*, *14*, 158-177. https://doi.org/10.1057/fp.2016.7

Tromble, R. (2021). Where Have All the Data Gone? A Critical Reflection on Academic Digital Research in the Post-API Age. *Social Media + Society*, 1-8. https://doi.org/10.1177/2056305121988929

Tumasjan, A., Sprenger, T., Sandner, P., e Welpe, I. (2010). Predicting Elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment. *Proceedings of the Fourth International AAI Conference on Weblogs and Social Media*, *4*(1), 178-185. https://doi.org/10.1609/icwsm.v4i1.14009

Uysal, A. K., e Gunal, S. (2014). The impact of preprocessing on text classification. *Information Processing & Management*, *50*(1), 104-112. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2013.08.006

Zeng, D., Chen, H., Lusch, R., e Li, S.-H. (2010). Social Media Analytics and Intelligence. *IEEE Intelligent Systems*, *25*(6), 13-16. https://doi.org/10.1109/MIS.2010.151

Riassunto

Nella presente tesi si propone un'analisi originale della comunicazione rivolta al territorio dei presidenti di Regione su Facebook, avvalendosi di software di monitoraggio dei social media e di metodi statistici. Da questa analisi emerge uno strumento di monitoraggio della comunicazione territoriale adottabile da una vasta platea di soggetti con finalità differenti.

Il primo capitolo, prima di approfondire il funzionamento dei software di monitoraggio, contiene una riflessione circa l'importanza dei social media e del loro monitoraggio per i soggetti politici e istituzionali. Gli utenti attivi dei social media alla fine del 2022, infatti, corrispondono al 59,4% della popolazione mondiale (Meltwater e We Are Social, 2023). Alla luce di questo dato, si può comprendere la rilevanza che i social media hanno ottenuto nei diversi ambiti della società. Queste piattaforme, infatti, sono adottate sempre più frequentemente in ambito politico, sia per la comunicazione istituzionale sia nelle campagne elettorali. Oltre a immettere contenuti sulle piattaforme social, per i soggetti politici e istituzionali è fondamentale monitorare le piattaforme stesse per due principali motivazioni: gestire la propria reputazione e monitorare i contenuti generati dagli utenti (Stieglitz e Dang-Xuan, 2013). Tuttavia, le finalità dell'analisi dei social media sono in continua evoluzione. L'analisi dei social media, ad esempio, può anche essere utilizzata come strumento predittivo dei risultati elettorali, basandosi sui sentimenti espressi dagli utenti in relazione ai candidati o ai partiti. In definitiva, l'analisi dei social media (SMA) può essere definita come "lo sviluppo e la valutazione di strumenti e framework informatici per raccogliere, monitorare, analizzare, riassumere e visualizzare i dati dei social media, solitamente guidati da requisiti specifici di un'applicazione target" (Zeng et al., 2010).

Il primo capitolo continua con un'approfondita disamina del funzionamento dei software di monitoraggio, con particolare attenzione all'intero processo di elaborazione dei dati. La prima fase dell'analisi dei social media è la raccolta dei dati, uno stadio fondamentale che determina i passaggi successivi.

Stieglitz e Dang-Xuan (2013) distinguono diversi approcci di tracciamento dei dati: *self-involved approach, keyword/topic-based approach, actor-based approach, random/exploratory approach e URL-based approach.* Una seconda distinzione riguarda la fonte di estrazione dei dati. Questo processo avviene generalmente tramite le API (*Application Programming Interface*). Infine, si possono classificare i dati stessi in due categorie: i metadati e i dati non strutturati. I primi comprendono le informazioni che non necessitano di elaborazione per essere utilizzati, come il numero di like. I dati non strutturati, invece, comprendono generalmente i testi dei post o dei commenti. Queste sono informazioni qualitative fondamentali per l'analisi dei social media a fini politici, ma possono essere utilizzate solamente in seguito a una adeguata elaborazione o trasformazione degli stessi (Stieglitz e Dang-Xuan, 2013). I dati possono comprendere anche contenuti multimediali o database già strutturati.

Conclusa la raccolta dei dati, è necessario sottoporre i dati testuali non strutturati a un processo di pre-elaborazione (*pre-processing*) che include quattro fasi: unitizzazione e tokenizzazione, standardizzazione e pulizia dei dati, rimozione delle *stop-word* e, infine, derivazione o lemmatizzazione. Ogni passaggio riduce le informazioni per favorire la semplicità di calcolo e di elaborazione dei dati (Anandarajan et al., 2018).

La maggior parte dei dati che l'analisi dei social media a fini politici deve analizzare sono testuali, ad esempio i commenti, i contenuti dei post, gli articoli di giornale, i tweet ecc. Al fine di ricavare informazioni utili dai testi sarebbe necessario l'intervento umano che, tuttavia, sarebbe estremamente dispendioso. Per questo motivo ci si affida all'elaborazione del linguaggio naturale (*Natural Language Processing*), ovvero "una gamma di tecniche computazionali per la rappresentazione e l'analisi automatica dei linguaggi umani" (Chowdhary, 2020, p. 645). L'evoluzione dell'elaborazione del linguaggio naturale ha permesso di applicare questa tecnologia a molti campi. Tra questi, i più rilevanti sono la traduzione automatica dei testi, la ricerca di informazioni (*information retrieval*), l'estrazione di informazioni rilevanti da un testo (*information extraction*), la

produzione di riassunti, l'elaborazione di risposte alle domande, l'estrazione di opinioni dal testo e il rilevamento della posta indesiderata (Chowdhary, 2020; Khurana et al., 2023). Le applicazioni pratiche di questo strumento sono numerose e in continua espansione.

Una delle tante applicazioni dell'elaborazione del linguaggio naturale più utilizzata nell'analisi dei social media è sicuramente la *sentiment analysis*. Questa è definibile come "lo studio computazionale delle opinioni delle persone, che aiuta gli utenti a raccogliere informazioni desiderabili per il processo decisionale" ed è utilizzata "per classificare la polarità di un dato testo, se l'opinione espressa è positiva, negativa o neutra" (Abdi et al. 2019, p. 1246). Alcuni software, oltre a indicare la polarità dell'opinione espressa, forniscono un coefficiente numerico, così da aggiungere anche un elemento quantitativo relativo alla positività o alla negatività del testo.

Un'applicazione dell'elaborazione del linguaggio naturale che spesso viene confusa con la sentiment analysis è il riconoscimento delle emozioni (*emotion detection* o *emotion recognition*), ovvero il processo che permette di identificare in modo automatico le emozioni che scaturiscono da un testo. Il riconoscimento delle emozioni necessita che queste vengano innanzitutto identificate e classificate. Il rilevamento delle emozioni fornisce informazioni sensibilmente più precise rispetto alla *sentiment analysis*, che tuttavia permette di ottenere un indice sintetico di rapida lettura.

Il secondo capitolo illustra le caratteristiche principali di Bellerofonte, un software di analisi dei social media utilizzato principalmente per contenuti politici. Avendo l'obiettivo di analizzare prevalentemente il contenuto dei post, gran parte delle sue funzioni si basa sul *natural language processing*. Bellerofonte è un software proprietario dell'agenzia Piave, sviluppato da Saverio Patruno nel 2019 e costantemente implementato con nuove funzionalità. Bellerofonte attualmente analizza i dati di Facebook e Twitter, ma è in corso la procedura di accreditamento per implementare i dati di Instagram. Dopo aver descritto il metodo di raccolta dati e di pre-elaborazione, si illustrano alcune funzionalità del

software, tra cui la *sentiment analysis* e l'*emotion recognition* per l'analisi dei commenti, il riassunto dei commenti e le *wordcloud* e lo strumento di individuazione e di notifica delle *shitstorm*. Nel capitolo si riportano esempi pratici per ogni funzione esposta, evidenziando come l'uso sinergico di tali funzionalità possa supportare la comunicazione digitale nel contesto politico, istituzionale o elettorale. La trattazione del software si limita a descrivere solamente gli strumenti di Bellerofonte per l'analisi di Facebook. Il software in questione è stato fondamentale per la raccolta dei dati dell'analisi proposta nella presente tesi.

Nel terzo capitolo si propone un'analisi originale delle pagine Facebook dei presidenti di Regione relativamente alla comunicazione rivolta al territorio. L'interesse è orientato all'esigenza dei presidenti di Regione di comunicare tramite i social media ad ogni area del territorio che amministrano, evitando di sovrarappresentare nella propria comunicazione digitale determinate aree a discapito di altre. Si ritiene che questa esigenza sia particolarmente rilevante nel contesto italiano in quanto un'importante percentuale della popolazione abita in città di piccole e medie dimensioni. Il 46,7% della popolazione italiana, infatti, abita in comuni con una popolazione inferiore ai 20mila abitanti, percentuale che sale al 69,6% considerando i comuni fino ai 60mila abitanti. In altre parole, più di due italiani su tre abitano in un comune con meno di 60mila abitanti. Al contempo, la popolazione dei sei comuni italiani con più di 500mila abitanti rappresenta il 12% della popolazione italiana. Alla luce dei dati appena esposti, è lecito pensare che il peso delle grandi città sia sovradimensionato nella comunicazione politica.

I dati sono stati raccolti nell'arco di tempo compreso tra il 1 ottobre 2022 e il 28 febbraio 2023, ovvero per cinque mesi (151 giorni), così da prendere in esame un periodo in cui lo scenario politico non è stato attraversato da elezioni. Al fine di ottenere risultati quanto più generalizzabili e affidabili, si è scelto di sottoporre all'analisi il maggior numero di pagine Facebook dei presidenti di Regione. Tuttavia, è stato necessario escludere alcune di queste per diverse

motivazioni: elezioni regionali durante l'arco temporale preso in esame (Lazio e Lombardia), nessun contenuto pubblicato (Sardegna e Valle d'Aosta), sistema di elezione del consiglio regionale (Trentino-Alto Adige). In definitiva, i presidenti di Regione le cui pagine Facebook sono state sottoposte all'analisi sono quindici.

L'analisi proposta in questo capitolo è stata realizzata con l'ausilio di Bellerofonte. Il software, grazie alle API di Facebook, ha raccolto ed elaborato i dati di ogni post pubblicato dai profili sotto esame nel periodo indicato. Ai fini di questa analisi sono state utilizzate le informazioni relative al presidente di Regione autore del post, alla data di pubblicazione, alla città citata nel post con il relativo codice identificativo ISTAT. È stato operato un controllo sui dati raccolti e in alcuni casi si è intervenuti con integrazioni. La ricerca si basa sulla ripartizione delle quindici Regioni analizzate in 478 "Divisioni territoriali", ovvero l'unità di analisi, create utilizzando come base di partenza gli Ambiti Territoriali Sociali.

Grazie a un'approfondita metodologia, ai dati estratti dal software Bellerofonte e all'utilizzo di alcune tecniche statistiche, l'analisi individua: quanto ogni presidente di Regione comunica al territorio e un indice di errata comunicazione territoriale per ogni soggetto, rilevando coloro che nella propria comunicazione rispecchiano al meglio le caratteristiche territoriali della propria Regione; quali territori sono maggiormente sovrarappresentati nella comunicazione su Facebook di ogni presidente di Regione e per quale motivo; quali variabili spiegano la comunicazione su Facebook in riferimento ai territori, sia tramite un modello complessivo sia tramite modelli per macroaree.

Una visione complessiva delle tre componenti appena citate indica la presenza di caratteristiche comuni alle diverse macroaree geografiche in cui generalmente l'Italia è suddivisa, ovvero, nord, centro e sud, ricordando le "tre Italie", un termine ampiamente discusso in letteratura riferito alle differenze che si riscontrano all'interno del Paese. I presidenti delle Regioni del nord Italia dimostrano una particolare attenzione per il territorio nella propria comunicazione su Facebook rispetto ai presidenti delle altre Regioni, in particolare: hanno mostrato un alto numero di menzioni dei comuni della Regione, quindi

comunicano maggiormente su Facebook al proprio territorio; presentano un Indice di errata comunicazione territoriale basso, quindi rispecchiano la distribuzione geografica della popolazione nella loro comunicazione su Facebook; la comunicazione di questi presidenti rivolta ai territori si può spiegare con grande precisione grazie alle variabili percentuale di popolazione della Divisione territoriale, densità di popolazione e rilevanza amministrativa. Per quanto riguarda i sette presidenti delle Regioni del sud Italia analizzati, si giunge a conclusioni diametralmente opposte. Questi, infatti, hanno registrato un basso numero di menzioni dei comuni delle rispettive Regioni e l'Indice di errata comunicazione territoriale è elevato. Infine, le regressioni lineari hanno rilevato che la comunicazione territoriale dei presidenti delle Regioni del sud Italia si adatta in modo limitato ai modelli creati. Questi soggetti, quindi, mostrano una limitata attenzione al territorio nella propria comunicazione su Facebook. Infine, l'indagine delle Regioni del centro Italia non permette di cogliere delle caratteristiche comuni a tutte le Regioni. L'assenza del Lazio potrebbe aver contribuito a questa incertezza. Si è scelto, quindi, di non giungere a conclusioni relative alla comunicazione dei presidenti delle Regioni del centro Italia.

In definitiva, l'analisi della comunicazione territoriale su Facebook dei presidenti di Regione ha mostrato la presenza di rilevanti differenze che rispecchiano la classica divisione tra nord, centro e sud, proponendo anche in questo ambito le "tre Italie". I divari più ampi sono stati registrati tra le Regioni del nord e le Regioni del sud. I presidenti delle prime, infatti, si sono rivelati più virtuosi nella propria comunicazione rivolta ai territori rispetto ai presidenti delle Regioni del sud. Nonostante le differenze constatate, è presente una caratteristica comune alla maggior parte delle Regioni: i presidenti nella loro comunicazione su Facebook riservano uno spazio eccessivo ai comuni capoluogo di Provincia e di Regione rispetto alla popolazione che li abita.

Il quarto e ultimo capitolo si focalizza sulle conclusioni, sui limiti della ricerca svolta, sugli sviluppi che contributi futuri potranno apportare alla presente analisi e sulle applicazioni pratiche dello strumento emerso dall'analisi svolta nel

terzo capitolo. Una particolare attenzione è dedicata all'esposizione di come lo strumento di monitoraggio e di calibrazione della comunicazione territoriale possa essere adottato da una moltitudine di soggetti, sia istituzionali sia politici, dal livello nazionale fino al livello comunale e in circostanze differenti, sia per la comunicazione istituzionale sia per quella elettorale. L'analisi presentata nella tesi, infatti, potrebbe essere automatizzata e impiegata come strumento di analisi della comunicazione a disposizione dei politici e delle istituzioni. Grazie a questo strumento, il soggetto interessato potrebbe comprendere se la propria comunicazione digitale diretta ai territori risulta equilibrata secondo diversi parametri, ad esempio, la distribuzione di popolazione, la percentuale di voti che ha ottenuto o si aspetta di ottenere da quel territorio. Di conseguenza, potrebbe adattare la propria comunicazione per correggere eventuali squilibri, così da comunicare al meglio verso il territorio d'interesse. Inoltre, questa tipologia di analisi potrebbe essere integrata con i tool di *sentiment analysis*. La sinergia di questi due strumenti potrebbe fornire preziose informazioni circa l'opinione positiva o negativa che viene espressa dagli utenti quando il soggetto menziona un determinato territorio, evidenziando così eventuali malumori provenienti da certe aree. Un secondo strumento da usare in modo sinergico è il *microtargeting*, ovvero l'indirizzamento di messaggi personalizzati in base alla profilazione, in questo caso per luogo di residenza.

Le applicazioni pratiche dello strumento individuato dalla presente tesi, quindi, sono innumerevoli in quanto ogni soggetto politico o istituzionale potrebbe scegliere la suddivisione territoriale di proprio interesse in base alla dimensione geografica in cui opera e decidere i parametri che meglio si adattano all'obiettivo che persegue. Così facendo lo si può adattare alle esigenze di una vasta platea di soggetti con finalità diverse. Inoltre, l'utilizzo sinergico dello strumento con altri tool amplia ulteriormente le opportunità di analisi dei social media, introducendo un vero e proprio strumento originale in grado di monitorare la comunicazione rivolta al territorio.

Ringraziamenti

In primo luogo, ringrazio il mio relatore, il professore Gianluca Giansante, per aver dimostrato interesse verso un tema insolito e poco sondato, consentendo di esplorare le potenzialità di un nuovo strumento di comunicazione politica.
Un ringraziamento va anche al mio correlatore, il professore Michele Sorice, per la supervisione durante il processo di elaborazione della tesi.
Desidero inoltre ringraziare il professore Lorenzo De Sio per i suoi scrupolosi consigli riguardanti l'analisi quantitativa contenuta in questa ricerca.
Esprimo la mia gratitudine a Piave Digital Agency, senza la quale questa tesi non sarebbe stata possibile. In particolare, ringrazio Alessandro Fava per avermi suggerito l'idea embrionale di questa ricerca e Saverio Patruno per avermi guidato alla comprensione di Bellerofonte e dei software basati sull'elaborazione del linguaggio naturale.
La collaborazione e il supporto di tutte queste persone hanno reso possibile la realizzazione di questa tesi. Sono profondamente grato per il loro contributo e per la loro fiducia, che hanno arricchito la mia esperienza accademica e professionale in modo significativo.