



40° CONVEGNO NAZIONALE

# AIDEA 2023

5-6 OTTOBRE - SALERNO

5/6  
Ottobre  
2023

## Full paper conference proceeding XL CONVEGNO NAZIONALE **L'AZIENDALISMO CREA VALORE!**

### IL RUOLO DELL' ACCADEMIA NELLE SFIDE DELLA SOCIETÀ, DELL'ECONOMIA E DELLE ISTITUZIONI.

Dipartimento di Scienze Aziendali  
Management & Innovation Systems  
*Università degli Studi di Salerno*

ISBN: 978-88-947839-0-2



**Scafati e Cetara**  
*fondata nel 1914*



BANCA ADERENTI AL  
**Gruppo  
Bancario  
Cooperativo  
Iccrea**



**ENAVA**  
SERVIZI S.R.L.



Ordine dei Dottori Commercialisti  
e degli Esperti Contabili  
*Provincia di Salerno*



CEDAM



## **Lettera del presidente**

Ogni comunità scientifica, con le proprie specificità, crea valore per la società. Nondimeno, noi aziendalisti esaltiamo tale contributo per il ruolo svolto nel processo formativo delle nuove generazioni e nella crescita e nello sviluppo dell'impresa.

Infatti, i nostri insegnamenti coinvolgono oltre il 10% degli studenti universitari italiani, a riprova dell'interesse delle nostre discipline e della nostra capacità di coinvolgimento.

Il rapporto osmotico con le imprese, contemporaneamente, ci induce a innovare continuamente i nostri contenuti didattici e a rafforzare la cultura d'impresa.

La varietà di contributi presentati in questo convegno evidenzia l'ampiezza dei nostri confini scientifici e la prevalente interdisciplinarietà conferma il superamento di antichi steccati, senza tuttavia stravolgere l'autonomia dei singoli settori scientifici.

## **Il convegno**

La comunità scientifica avverte sempre più la necessità di un dialogo e di una visione interdipendente, trasversale e circolare tra i saperi economico-aziendali che, pur nelle loro specificità, ricevono afflato dall'unitaria e ancora attuale matrice da cui gli studiosi italiani traggono comune origine.

Per tali ragioni AIDEA, ancor più rispetto ai precedenti convegni che risalgono al periodo antecedente la pandemia da Covid-19 (l'edizione precedente, l'ultima in presenza, si è svolta a Torino nel 2019), ritiene possa essere estremamente importante accrescere la dialettica e la condivisione di percorsi di sviluppo dei saperi presenti nelle diverse anime dell'aziendalismo in relazione ai suoi principali stakeholder di riferimento.

AIDEA, con il suo convegno, vuole proiettarsi nel futuro con raccomandazioni che si augura siano utili per tutti coloro che, a vario titolo, studiano e si interfacciano con le discipline aziendali.

In questo modo, si vuole contribuire a sostenere la percezione delle nostre discipline e della conoscenza che gli studiosi sono in grado di generare, incoraggiando l'evoluzione e l'innovazione nelle ricerche e al tempo stesso interrogandosi criticamente sul nostro ruolo di accademici nella società civile.

## **Comitati**

### **COMITATO SCIENTIFICO**

#### ***Coordinamento***

Gennaro Iasevoli – Università LUMSA

#### ***Componenti***

Paola Adinolfi – Università degli Studi di Salerno

Valerio Antonelli – Università degli Studi di Salerno

Federica Balluchi – Università di Parma

Francesca Cabiddu – Università degli Studi di Cagliari

Katia Corsi – Università degli Studi di Sassari

Raffaele D'Alessio – Università degli Studi di Salerno

Enrico Deidda Gagliardo – Università degli Studi di Ferrara

Maurizio La Rocca – Università della Calabria

Ornella Malandrino – Università degli Studi di Salerno

Roberto Parente – Università degli Studi di Salerno

Massimiliano Pellegrini – Università degli Studi di Roma "Tor Vergata"

Rocco Reina – Università degli Studi Magna Græcia di Catanzaro

Maria Francesca Renzi – Università degli Studi di Roma Tre

Antonio Salvi – Università di Torino

Massimo Sargiacomo – Università degli Studi "G. d'Annunzio" Chieti – Pescara

Stefania Servalli – Università degli Studi di Bergamo

Michele Simoni – Università degli Studi di Napoli Parthenope

Stefania Supino – Università San Raffaele Roma

Paolo Tartaglia Polcini – Università degli Studi di Salerno

Francesco Testa – Scuola Superiore Sant'Anna di Pisa

### **COMITATO ORGANIZZATORE**

#### ***Coordinamento***

Raffaele D'Alessio – Università degli Studi di Salerno

Gennaro Iasevoli – Università LUMSA

Ornella Malandrino – Università degli Studi di Salerno

#### ***Componenti***

Natalia Aversano, Marco Bisogno, Emanuela Mattia Cafaro, Rosaria Cerrone, Maria Vincenza Ciasullo, Roberto De Luca, Claudio Del Regno, Bice Della Piana, Benedetta Esposito, Rosangela Feola, Carmen Gallucci, Teresa Anna Rita Gentile, Lucia Lauri, Grazia Mar cello, Giuseppe Nicolò, Mirko Perano, Gabriella Piscopo, Gaetano Rago, Luca Sensini, Maria Rosaria Sessa, Daniela Sica, Chiara Signore, Massimiliano Vesce.

## Indice dei full paper

### Track 1 - PUBLIC VALUE: MODELS, EXPERIENCES, CHALLENGES AND OPPORTUNITIES IN PA AND SPIN-OFFS

***Can Smart Cities Strategies Attract High Tech SMEs? The Geography Of Innovative Entrepreneurship In Italy***

Ludovica Antenzio, Daniela Di Berardino, Stefania Migliori, Augusta Consorti

***Contrastare La Corruzione: Uno Studio Sui Limiti Dell'Attuale Sistema Di Prevenzione Dell'Ente Locale***

Marco Berardi, Andrea Ziruolo, Fabrizia Fontana, Gianluca Antonucci

***Disclosure On Crisis Risk Management For The Municipal Owned Companies***

Cristian Carini, Ikram Dourhnou, Francesco Aliprandi, Claudio Teodori

***Creazione Di Valore Pubblico E Governance Collaborativa Nella Gestione Di Siti Culturali***

Krizia Ciangola, Filippo Giordano

***Il Contributo Degli Spin Off Accademici Alla Creazione Di Valore: Utopia O Realtà?***

Raffaele D'alessio, Maria Vincenza Ciasullo, Emanuela Mattia Cafaro, Lucia Lauri

***La Salute Economico-Patrimonial-Finanziaria Quale Leva Per La Creazione Di Valore Pubblico Negli Atenei Italiani***

Giorgia Gobbo, Annalaura Francesconi, Riccardo Ievoli, Luca Papi

***Imprenditorialità Morale E Università Per Lo Sviluppo Degli Ecosistemi. Il Caso Venisia***

Maurizio Massaro, Helena Biancuzzi, Francesca Dal Mas, Maria Claudia Pignata, Carlo Bagnoli

***Strategia Di Sviluppo Sostenibile E Valore Pubblico: Il Livello Di Integrazione Programmatica Nel Piano Delle Regioni Italiane***

Maria Nardo, Tahani Rashid

***Carcere Minorile E Rieducazione: Un Approccio Economico-Aziendale Alla Valutazione. Il Caso Dell'IPM di Bologna***

Lorenzo Pratici, Isabella Mozzoni, Alessandro Casali,

***(Dis)Aggregare Il Valore Pubblico: Una Prima Indagine Critica Sul Contributo Degli Spin-Off Accademici***

Silvana Revellino, Raffaele Marcello

***The Accounting Absence: Explaining The Persistence Of Corruption Networks In Mafia Controlled Municipalities***

Enrico Bracci, Paolo Esposito, Vincenzo Riso

***L'Efficiency Score Come Indicatore Di Appropriatelyzza Della Spesa Pubblica. Uno Studio Pilota Nelle Città Metropolitane Italiane***

Carmine Viola, Chiara Aufiero, Marco Benvenuto

## **Track 2 - MANAGEMENT, ACCOUNTING AND ORGANISATION IN HEALTHCARE: PRESENT AND FUTURE OPPORTUNITIES AND THREATS TO VALUE CREATION**

### ***From Process-Users To Process-Codesigners: A Framework For Inter-Organizational Process Design In Complex Domains***

Francesco Bolici, Gabriele Diana, Alberto Varone

### ***Gestire La Sostenibilità Nelle Organizzazioni Pubbliche Ad Alta Intensità Di Conoscenza. Proposta Di Una Mappa Di Processo Per Includere Le Strategie ESG Nelle Organizzazioni Sanitarie***

Federica Bosco, Chiara Di Gerio, Gloria Fiorani

### ***L'evoluzione Della Sanità Di Prossimità Nella Prospettiva Della Social Inclusion: Il Nudge Approach***

Pierluigi Catalfo, Elita Schillaci, Daniele Virgillito

### ***Driver Di Valore E Misurazione Della Performance In Sanità***

Alessandro Lombrano

### ***L'Implementazione Del Sistema Di Monitoraggio Della Spesa Sanitaria Secondo Il Modello Holding - Subsidiaries: Il Caso Moss Della Regione Puglia***

Antonio Nisio, Antonio Fusco, Andrea Pugliese, Benedetto Pacifico

### ***Patient Empowerment And Proactive Healthcare***

Agnese Palvarini

### ***Il Ruolo Della Comunicazione Sanitaria Nella Gestione Di Una Crisi Pandemica: Un'Analisi Delle Determinanti All'Intenzione A Vaccinarsi In Caso Di Nuovi Virus Pandemici***

Luigi Piper, Lucrezia Maria De Cosmo

### ***The Metaverse And The Public Sector: An Opportunity For Public Healthcare?***

Alessandro Spano, Virginia Angius

### ***Sostenibilità E Qualità Dei Dispositivi Medici: Una Sintesi Bibliometrica Della Letteratura***

Veronica Ungaro, Roberta Guglielmetti Mugion, Maria Francesca Renzi, Laura Di Pietro, Federica Bisceglia

### ***Can Smart Glasses Improve Knowledge And Learning For Specialist Doctors? Evidences From Experience***

Marzia Ventura, Concetta Lucia Cristofaro, Anna Maria Melina, Walter Vesperi, Rocco Reina

### ***Evaluating The Efficiency And Performance Of Oncology Orientation Centers (C.Or.O.): A New Management Perspective***

Carmine Viola, Giovambattista Gaudino, Chiara Aufiero

## **Track 3 - SUSTAINABILITY AND INNOVATION: CHALLENGES AND OPPORTUNITIES FOR CREATING SHARED VALUE**

### ***Riprogettare i Servizi Alla Persona Partendo Dalla Value Proposition: La Sfida Dell'Invecchiamento Attivo***

Carmela Barbera, Monica Carminati, Laura Mariani, Mariafrancesca Sicilia

### ***L'Integreded Popular Reporting Quale Strumento Dialogico E Di Misurazione Del Valore Generato O Distrutto Attraverso La Social Impact Assessment: Il Caso Dell'Eurovision Song Contest***

Paolo Biancone, Silvana Secinaro, Valerio Brescia, Ginevra Degregori

### ***La Diversità Del Consiglio di amministrazione al Servizio Della Sostenibilità Aziendale. Analisi Della Relazione Tra Le Caratteristiche Del Cda E La Performance Sostenibile Delle Principali Società Quotate In Europa Durante L'era Covid-19.***

Giuseppe Maria Bifulco, Francesco Paolone, Riccardo Savio, Riccardo Tiscini

### ***Social Accountability 8000: Una Literature Review A Venticinque Anni Dalla Pubblicazione Dello Standard***

Cecilia Chirieleison, Alessandro Montrone, Teresa Turzo

### ***An Artificial Intelligence To Identify Inclusive Marketing Strategies. A Multiplex Cinema Case Study***

Ernesto D'Avanzo, Marko Barjaktarovic

### ***Povert , Profitto Ed Etica. Il Ruolo Dell'Agenda 2030 Per Lo Sviluppo Sostenibile***

Katia Furlotti, Valentina Masci, Federica Balluchi

### ***Il Ruolo Della Corporate Governance Nel Panorama ESG: Una Rassegna Sistemica Della Letteratura***

Valentina Ghinizzini, Ilaria Galavotti, Veronica Tibiletti

### ***Executive Ownership And Sustainability Performance***

Marco Ghitti, Gianfranco Gianfrate, Edoardo Reccagni

### ***Circular Economy Knowledge Management For A Sustainable Society: A Literature Review***

Filomena Izzo, Anna Vittoria Formisano, Viktoriia Tomnyuk, Michele Modena

### ***Integrated Reporting And Integrated Thinking: The Managerial Role of IR***

Lucrezia Songini, Anna Pistoni

### ***Business Model Innovation And Reporting Process For Sustainability: Insights From The Credit Management Industry***

Carlo Vermiglio, Valeria Naciti, Guido Noto

### ***La Complessit  E Il Valore Della Raccolta Differenziata Nei Comuni Italiani***

Vincenza Volpe, Alessandra Storlazzi, Domenico Salvatore

## **Track 4 - CREATING VALUE THROUGH UNIVERSITY AND VOCATIONAL BUSINESS EDUCATION**

***All Online? Pandemia E Didattica In Un Corso Di Studi In Economia Bancaria E Finanziaria: Esiti Di Un'Indagine Triennale***

Guido Migliaccio

## **Track 5 – CREATING VALUE FOR MARKETS AND COMPANIES GOING THROUGH TECHNOLOGY AND CRISIS: THE FUNCTION OF MARKETING**

***Sustainability Perceptions Of High-End Fashion Products In The Metaverse: A Comparative Investigation On Different Media Settings***

Marco Francesco Mazzù, Irene Della Sala, Angelo Baccelloni

## **Track 6 – QUALITY AND CORPORATE SUSTAINABILITY MANAGEMENT**

***The Intersection Of Circular Economy And Social Innovation: A Bibliometric Analysis And Future Research Directions***

Atifa Amin, Maria Claudia Lucchetti, Laura Di Pietro

***The Technological Translation From Industry 4.0 To Precision Agriculture: Adoption And Perception Of Italian Farmers***

Andrea Apicella, Angela Tarabella

***Corporate Sustainability Reporting Directive As Strategic Management Tool To Apply Corporate Social Responsibility In Sustainable Companies***

Sergio Arfò, Agata Matarazzo

***Analisi Del Ciclo Di Vita Del Vetro In Italia Ed In Puglia: Un Caso Studio Di Applicazione MFA E Carbon Footprint***

Vincenzo Campobasso, Giovanni Lagioia, Teodoro Gallucci, Rossana Strippoli

***Lean Management Negli Uffici Giudiziari: Tools Di Diagnosi Organizzativa Per La Qualità Dei Processi***

Nicola Capolupo, Emilia Romeo, Valerio Giampaola, Simona Mormile, Gabriella Piscopo, Paola Adinolfi

***Dalla CSR Ai Criteri ESG: La Corporate Sustainability Reporting Directive***

Enzaemilia Cavallaro, Maria Rosaria Sessa, Ornella Malandrino

***Managing LCA And LCC Approaches Towards Green Public Procurement (GPP) For The Sustainability Achievement***

Tiziana Crovella, Nicola Minafra, Annarita Paiano

***A Proposal For Integrating Sustainability Impacts Into Pmbok 6th Project Management Processes***

Cinzia Dessi, Flavio De Trane

***Consapevolezza Sull'inclusione Delle Donne In Stem: Un'indagine Basata Sui Dati Di Twitter In Italia***

Chiara Leggerini, Mariasole Bannò

***Life Cycle Assessment And Corporate Social Responsibility Tools Applied To A Social Enterprise***

Agata Matarazzo, Federico Quaratesi

***Valutazione Delle Emissioni Enteriche Di Bovini Allevati Sul Territorio Italiano***

Bruno Notarnicola, Umile Gianfranco Spizzirri, Pietro Alexander Renzulli, Francesco Astuto, Rosa Di Capua, Maurizio De Molfetta, Donatello Fosco

***Industry 4.0 And Total Quality Management: Integration Through Critical Success Factors And Enabling Technologies***

Francesco Pacchera, Cecilia Silvestri, Michela Piccarozzi, Alessandro Ruggieri

***The Impact Of Related Parties Transactions On Sustainability Performances: The Italian Context***

Sabrina Palladino, Sabrina Pisano, Matteo Pozzoli

***La Life Cycle Assessment A Supporto Degli Obiettivi Di Sviluppo Sostenibile***

Maria Giovina Pasca, Giulia Padovani, Gabriella Arcese

***The Effects Of Key Factors Of Digital Agriculture On Sustainability Areas***

Mariagrazia Provenzano, Francesco Pacchera, Stefano Poponi, Alessandro Ruggieri

***L'Impatto Delle Caratteristiche Del Board Sulla Divergenza Del Rating ESG. Un'Analisi Empirica Nella Prospettiva Della Teoria Dell'Agenzia***

Michele Rubino, Ilaria Mastrorocco

***Il Ruolo Della Filiera Del Biogas Nella Doppia Transizione Circular e Green Del Sistema Energetico Italiano***

Daniela Sica, Stefania Supino, Benedetta Esposito, Ornella Malandrino

**Track 7 – ORGANISING GENERATIONAL SUCCESSION: CHANGES, STRUCTURES AND RELATIONSHIPS IN THE FAMILY BUSINESS SYSTEM**

***Does Family Power Drive The Transition From Family SMEs To Large Family Firms?***

Sofia Brunelli, Luigi Vena, Salvatore Sciascia, Lucia Naldi

***Are Family Firms More Resilient Than Non-Family Firms? Evidence From The Covid-19 Pandemic***

Simona Leonelli, Diego Campagnolo, Alessandra Tognazzo, Paolo Gubitta

***Resolution Of Financial Distress In Family SMEs: How Does Socioemotional Wealth Affect Second Chance?***

Carlotta Magri, Federico Bertacchini, Pier Luigi Marchini

***The Adoption Of Managerial Control Systems And Human Resource Management Systems In Small And Medium Family Firms: Evidence From Italian Family SMEs***

Lucrezia Songini, Giulia Flamini, Luca Gnan, Chiara Morelli, Damiano Petrolo

**Track 8 – TOURISM, CULTURAL AND CREATIVE INSTITUTIONS, COMPANIES AND NETWORKS: CURRENT CHALLENGES AND FUTURE PROSPECTS BETWEEN INNOVATION AND SUSTAINABILITY**

***Indagine Sui Dipendenti Delle Fondazioni Ed Il Loro Contributo Alla Filantropia Strategica***

Giacomo Boesso, Fabrizio Cerbioni

***Institutional Change Through The Change Of The Accounting System? The Case Of Lyric Symphonic Foundations In Italy***

Maria Laura Frigotto, Graziano Coller, Paolo Collini

***Il Potenziale Dei Musei Di Impresa Quale Strumento Strategico Di Creazione Di Valore E Sviluppo Locale***

Eleonora Leandri, Caterina Aura

***La Performance Economico-Finanziaria Dei Ristoranti Italiani Prima E Durante La Pandemia***

Guido Migliaccio, Alessia Adamo

**Track 9 – ENTREPRENEURSHIP AND MANAGEMENT AFTER THE PANDEMIC CRISIS: TRENDS, OPPORTUNITIES AND EVOLUTIONS**

***Are Firms More Resilient If Engaging In Open Innovation? An External Effects Response Model For Innovation Management***

Ginevra Assia Antonelli, Roberto Urbani, Maria Isabella Leone

***L'Engagement Dei Turisti Per Ridefinire I Modelli Di Business Nel Settore Museale: Un'Analisi Cross-Cultural***

Giovanni Baldi, Massimiliano Vesci, Antonio Botti

***Beyond The Physical World... Digital Entrepreneurship Opportunities In The Metaverse***

Paolo Biancone, Silvana Secinaro, Davide Calandra, Michele Oppioli

***The Impact Of Metaverse On Management And Entrepreneurship. An Empirical Analysis***

Francesco Fasano, Chiara Bartoli, Francesco Cappa, Paolo Boccardelli

***Do Female Managers Affect The Performance Of Academic Spin-Offs?***

Maurizio La Rocca, Elvira Tiziana La Rocca, Daniele Cerrato

***Sustainable Digital Transformation: A Case Study In The Luxury Fashion Industry***

Martina Mattioli, Mariagrazia Sanua, Antonio D'Andreamatteo

***Alcuni Aspetti Delle Performance Economico-Finanziarie Delle Banche In Epoca Pandemica: Un Confronto Internazionale***

Guido Migliaccio, Francesco Sorrentino

***Le Determinanti Del Commitment Dei Dipendenti Verso La Sostenibilità: Un Focus Sulle Imprese Metalmeccaniche***

Massimiliano Vescei, Chiara Crudele, Rosangela Feola, Antonio Botti

**Track 10 - THE IMPACT OF THE ACADEMY OF BUSINESS ADMINISTRATION AND ACCOUNTING ON INSTITUTIONS, ORGANISATIONS AND SOCIETY IN HISTORICAL PERSPECTIVE**

***Il Contributo Di Francesco Villa Alla Codificazione Delle Buone Pratiche Aziendali Nell'Esperienza Proto-Industriale Dell'Italia Preunitaria***

Annalisa Baldissera

***The Evolution Of The Textile Sector In Post-Unification Italy: Evidence From A Micro-Perspective***

Gustavo Barresi, Carmelo Marisca, Guido Noto, Luisa Pulejo, Nicola Rappazzo

***La Disseminazione Culturale Di Fabio Besta Attraverso La Formazione Dei Docenti Di Computisteria E Ragioneria***

Stefano Coronella

***Unleashing The Evolutive Journey Of Scientific Communities: Unraveling Sociolinguistic Dynamics Through Bibliometric Mapping In The Italian Economia Aziendale Community***

Corrado Cuccurullo, Luca D'Aniello, Michele Pizzo, Alessandra Belfiore

***L'Amministrazione Parlamentare Nel Regno D'Italia Tra Storia E Organizzazione***

Mauro Romanelli

**Track 11 - CORPORATE DISCLOSURE, FINANCIAL STATEMENTS AND THE ACCOUNTING PROFESSION**

***Promoting Integrated Reporting In The Public Sector: Insights From A Small Italian Municipality***

Raffaele Adinolfi, Ferdinando Di Carlo, Manuela Lucchese, Silvia Solimene

***La Comunicazione Dei Rischi Prima E Dopo Un'Operazione Di IPO: Prospetti Informativi E Bilanci A Confronto***

Marisa Agostini, Giulia Baschieri, Gloria Gardenal

***Detecting Criminal Firms: A Machine Learning Approach***

Francesco Ambrosini, Antonio Parbonetti, Michele Fabrizi

***La Disclosure Dei Bilanci Economico Patrimoniali Negli Enti Locali***

Gioacchino Benfante, Isabella Mozzoni, Marco Ferretti

***Exploring International Financial Reporting Standards Application In Islamic Finance: Emerging Topics And Perspectives***

Paolo Biancone, Silvana Secinaro, Federico Chmet, Federico Lanzalonga

***Financial Statements And Business Resilience: A Conceptual Framework***

Cristina Campanale, Riccardo Giannetti, Fabio Magnacca

***The Production And Consumption Of Information On Intangibles: An Empirical Investigation Of Preparers And Users***

Laura Girella, Stefano Zambon, Giuseppe Marzo, Stefano Bonnini

***L'Impatto Delle Professioni Contabili Sul Cambiamento Normativo Per La Definizione Del Nuovo Codice Della Crisi D'Impresa E Dell'Insolvenza***

Alessandra Lardo, Marco Lacchini, Raffaele Trequattrini, Florinda Petrecca

***The Connection Between The Integrated Reporting Quality And Governance Indicators: An Empirical Analysis Through The Worldwide Governance Indicators Impact***

Valentina Minutiello, Patrizia Tettamanzi, Anna Lucia

***Capital Regulation And Financial Reporting Quality: Evidence From Us Credit Unions***

Lemonia Marina Rempoutsika, Dimitris Chronopoulos, John Wilson

***Qualità Della Rendicontazione Non Finanziaria Nelle Società Benefit: Il Caso Dei Servizi Pubblici Locali***

Mouhcine Tallaki, Enrico Bracci, Vincenzo Riso, Annalia Rossetti

***Integrating Intellectual Capital Disclosure In An Integrated Thinking Perspective***

Alberto Tonelli, Fabio Rizzato, Alain Devalle, Donatella Busso

## **Track 12 - GOVERNING THE TRANSITION FROM TRADITIONAL TO DIGITAL FINANCE**

***Innovazione Digitale E Collaborazione Allargata: Il Fintech Lending Nel Nuovo Ecosistema Delle Banche Tradizionali***

Rosaria Cerrone, Nicola Sica

***PMI E Transizione Ecologica: Il Ruolo Del Fintech***

Andrea Quintiliani, Massimo Arnone

## **Track 13 - BEYOND THE ORDINARY: EXTRAORDINARY FINANCE AND VALUE CREATION**

***(Business) Angels Falling On Earth: What We Have Learned About Their Investment Strategies***

Francesco Baldi, Diego Peano, Cristina Rovera

***Examining The Inferior Performance Of Special Purpose Acquisition Companies (SPACS) Compared To Traditional Vehicles In The Post-Business Combination Phase: An Empirical Analysis***

Rachele Anconetani, Antonio Salvi, Federico Colantoni, Francesco Martielli

## **Track 14 - RE-ORGANISE THE WORK. HYBRID WORK, ORGANISATIONAL BOUNDARIES AND VALUE**

***L'opinione Pubblica Sull'impatto Dell'automazione Sul Lavoro***

Mariasole Bannò, Emilia Filippi, Chiara Leggerini

***Remote Working In The Public Administration During The COVID-19 Era And Beyond:  
Evidences From A Data-Driven Analysis***

Francesca Loia, Ginevra Gravili

***Coesione e Seniority nei Team Virtuali: Analisi e Implicazioni***

Irene Pescatore

***AI Job Crafting: Exploring The Impact Of Generative Artificial Intelligence On Job Crafting***

Aurelio Ravarini, Haiat Perozzo

# Consapevolezza sull'inclusione delle donne in STEM: Un'indagine basata sui dati di Twitter in Italia

Mariasole Bannò<sup>1</sup>, Chiara Leggerini<sup>2</sup>

## **Abstract:**

### **Obiettivo dell'articolo:**

Mappare e comprendere come l'opinione pubblica pensa sul tema STEM e donne.

### **Metodologia:**

Sarà applicato un algoritmo di analisi del *sentiment* e uno per l'*emotion recognition* su dati recuperati da Twitter. Inoltre, verrà impiegato un algoritmo di *topic modeling* per identificare gli argomenti più discussi. Infine, sarà sviluppato un modello econometrico di tipo panel per comprendere come i fattori socioeconomici possono influenzare le opinioni delle persone nelle diverse regioni italiane.

### **Risultati:**

Nel corso del tempo, si è osservato un incremento della consapevolezza delle persone sull'argomento in esame. Inoltre, è emerso che i parametri socioeconomici a livello regionale hanno un'influenza significativa su tale consapevolezza.

### **Implicazioni manageriali:**

La comprensione dell'opinione pubblica è importante per riuscire a supportare i decisori politici e le alte cariche aziendali nel prendere decisioni che favoriscano l'inclusione delle donne nei settori STEM.

### **Limiti della ricerca:**

Non tutti i tweet pertinenti potrebbero essere stati inclusi nel database. La scelta del titolo del *topic* si basa su una metodologia consolidata ma arbitraria.

### **Originalità:**

Pochissimi studi hanno ad oggi affrontato il tema STEM e donne usando Twitter. Questo studio è l'unico che sfrutta dati geolocalizzati del caso Italiano, analizzando quindi i diversi contesti territoriali.

**Parole chiave/Keywords:** Twitter, STEM, donne, consapevolezza;

## **1. Introduzione**

L'acronimo STEM indica le discipline di Scienze, Tecnologia, Ingegneria e Matematica. Nonostante le donne rappresentano il 53% di persone laureate in ambito STEM a livello mondiale (Sirimanne, S., 2019) esse costituiscono solo il 34% delle persone laureate in discipline STEM nell'Unione Europea (UE) (European Commission, 2019a), e solo il 40,6% in Italia nel 2020 (ALMALAUREA, 2022).

Secondo il rapporto dell'osservatorio Talents Venture (2022), durante l'anno accademico 2020/2021, i settori dell'ingegneria, della produzione e della costruzione e delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione hanno registrato il minor numero di iscrizioni femminili rispetto al totale, pari rispettivamente al 29% e al 14%. La stessa tendenza si riscontra negli studi di dottorato, in cui le donne rappresentano solo il 33% nei settori dell'ingegneria, della produzione e della costruzione, e il 24% nelle tecnologie dell'informazione e della comunicazione. Questo studio evidenzia anche lo squilibrio di genere tra il corpo docente universitario nelle stesse discipline. Nonostante alcuni miglioramenti nello squilibrio di genere e nei titoli di dottorato conseguiti, le donne continuano infatti a essere sottorappresentate nelle professioni scientifiche e

---

<sup>1</sup> Professoressa Associata in Management, SECS-P08 Economia e Gestione delle Imprese, Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia; mariasole.banno@unibs.it

<sup>2</sup> Dottoranda in Transizione Energetica e Sistemi Produttivi Sostenibili, ING-IND/35 Ingegneria economico-gestionale, Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia; chiara.leggerini@unibs.it

ingegneristiche e nelle posizioni accademiche (Carrell et al., 2009). In particolare, in Italia è presente un gap tra professori e professoressse ordinarie di 13.945 donne e si stima che serviranno circa 19 anni per colmarlo con il tasso di crescita degli ultimi 5 anni (Osservatorio Talents Venture, 2022).

La disparità nelle iscrizioni ai programmi STEM ha effetti di vasta portata anche sul mercato del lavoro italiano, dove persiste una segregazione verticale e orizzontale di genere. Questa disparità nella rappresentanza non solo limita il pool di soggetti candidati qualificati per le professioni che prediligono una formazione STEM, ma perpetua anche lo squilibrio di genere nella forza lavoro e contribuisce alla persistente differenza salariale (Sterling et al., 2020, Beede et al., 2011, Michelmores & Sharon, 2016 e O'Connell & McKinnon, 2021). Sia a livello aziendale, sia istituzionale pubblico la scarsa presenza di donne laureate nelle discipline STEM ne limita considerevolmente le opportunità di avanzamento di carriera e rende persistente l'assenza delle donne in posizioni di vertice e ruoli di leadership (Amon, 2017 e Bilimoria et al., 2014).

Pertanto, è fondamentale che le istituzioni pubbliche affrontino questa problematica e promuovano l'uguaglianza di genere nell'istruzione e nelle carriere STEM anche alla luce della crescente domanda di competenze scientifiche e ingegneristiche. Una forza lavoro qualificata, che includa competenze in discipline STEM, è cruciale per la crescita economica delle aziende e del Paese (Saucerman & Vasquez, 2014).

Aumentando la partecipazione delle donne e delle ragazze nelle discipline STEM, l'UE potrebbe aumentare il suo PIL pro capite fino al 3% entro il 2050, con un miglioramento di 820 miliardi di euro nel PIL complessivo, generando un fatturato aggiuntivo annuale di 16 miliardi di euro (European Commission, 2019b). Considerando la sottorappresentazione delle donne nelle discipline STEM, è fondamentale comprendere la percezione e la consapevolezza delle persone verso questa problematica.

Negli ultimi anni, Twitter è diventato una preziosa fonte per raccogliere dati sull'opinione pubblica attraverso l'analisi delle opinioni sociali (*Social Opinion Mining*, SOM). La SOM consiste nell'estrazione di pensieri, emozioni e atteggiamenti dai contenuti generati dagli utenti in rete mediante l'analisi del *sentiment* e la modellizzazione dei *topic* (Cortis & Davis, 2021). Le comunità virtuali consentono alle persone di scambiarsi idee e opinioni liberamente e in tempo reale, questo rende i social media delle importanti fonti di dati (Aladwani & Dwivedi, 2018 e Kizgin et al., 2020). Lo scopo di questo articolo è quello di studiare l'opinione pubblica verso le donne nelle discipline STEM, applicando algoritmi tipici della SOM come la *sentiment analysis*, la *topic modelling* e la *emotion recognition*. Infine si cercherà attraverso una tecnica econometrica più tradizionale quale un modello *panel*, di comprendere quali sono i fattori socio economici che possono influenzare l'opinione pubblica all'interno delle varie regioni italiane

## 2. Domanda di ricerca

Nonostante la SOM sia diffusa, solo pochi studi si sono concentrati su questo argomento (Alkhamash, 2019, Stella, 2020, Floyd, 2021). Inoltre, quasi tutti gli studi in questo campo si concentrano sulla lingua inglese e non si occupano di capire da dove provengano i tweet che di fatto non sono mai geolocalizzati. Il presente studio è infatti l'unico che analizza il caso italiano utilizzando dati a livello regionale.

In particolare, l'obiettivo di questo studio è quello di valutare se la consapevolezza dell'opinione pubblica e quindi il dibattito sull'argomento sia aumentato o diminuito nel tempo, se questa discussione varia in funzione di particolari eventi e capire quali sono gli argomenti maggiormente dibattuti all'interno dei tweet.

Infine, si cercherà di comprendere quali sono i fattori socio economici che possono influenzare l'opinione pubblica all'interno delle varie regioni italiane. Tra gli aspetti più importanti verranno considerate: la situazione lavorativa, economica e scolastica delle donne, quanto vengono prese

in considerazione tematiche di *diversity & inclusion* nelle aziende e come è amministrata una determinata regione italiana.

### 3. Dati

Twitter negli anni è diventata la fonte più comune per effettuare studi di SOM, grazie all'abbondanza di dati e alla facilità con cui essi vengono scaricati, impostando tramite le *Twitter search API* alcuni criteri di ricerca che possono includere, tra gli altri: *keywords*, *locations*, date di creazione, nome utenti (Cortis & Davis, 2021, Sharifi & Shokouhyar, 2021).

Nonostante il primo tweet sia stato registrato il 12 gennaio 2010, solo nel 2014 si è registrato un numero significativo di tweet. Per questo motivo si è deciso di scaricare i tweet in lingua italiana dal 1 gennaio 2014 al 31 dicembre 2022. Come suggerito da Bollenbacher et al., (2022), Rahutomo et al., (2022) e Saha et al., (2019), sono state utilizzate l'*API* di Twitter e *Twarc2* per scaricare i tweet nel formato *JSON*.

Come da letteratura (Alkhamash, 2019, Stella, 2020, Floyd, 2021) sono stati utilizzati i seguenti criteri per le parole chiave:

- combinazione della parola STEM con un insieme di parole che catturassero tweet con argomenti riguardanti le donne;
- considerazione di parole correlate agli hashtag più comuni utilizzati per parlare delle donne in ambito STEM;
- selezione dei campi STEM più comuni, come matematica, ingegneria, chimica, ecc., e cercato tweet contenenti parole correlate agli hashtag più utilizzati.

Le parole chiave che ne sono derivate sono mostrate in Tabella 1.

Argomento	Parole associate
STEM	Gendergap, donne, donna, woman, women, ricercatrice, ricercatrici, ragazza, ragazze, studentesse, studentessa, professoressa, professoresse, WomenInScience, WomenScienceDay, scienziata, scienziate, donnediscienza, donneinlascienza, UnstoppableWomen, generequality, donnescienziate, donnediscienza
Parole singole usate	
	Womenatscitech, womenintech, womenintechnology, girlsintech, girlsintechnology, girlswhocode, womenwhocode, womancoder, girlcoder, femalecoder, womeninCS, womeninIS, womeninIT, WomenEngineers, WomenInAI, StemWomen, WomenInEngineering, ingegneriaegenere, donneingegnere, WomenInChemistry, WomeninMath, WomenInMaths, donneinmatematica, DonneinTech, donneinfisica

Tabella 1. Parole chiave usate per scaricare i tweet, fonte: elaborazione personale.

Il campione di dati derivante dall'estrazione con tali parole chiave è composto da 76,448 tweet. Tali tweet sono poi stati geolocalizzati grazie all'informazione "author.location", che fornisce la posizione dell'utente che ha pubblicato il tweet<sup>3</sup>. Utilizzando uno script realizzato con Python, sono state ricavate latitudine, longitudine e altitudine di ciascun tweet, da cui è stato poi derivato

<sup>3</sup> Per pulire i dati e accelerare il processo di geolocalizzazione che opera a 1 item al secondo, sono stati rimossi i tweet che avevano un campo "author.location" vuoto o uguale a "nan".

il codice di identificazione della regione italiana di origine dell'autore o autrice del tweet. Poiché non tutti gli autori e le autrici forniscono informazioni sulla loro origine geografica si è ottenuto un campione pari al 39.22% del database iniziale (29,985 tweet).

Poiché alcuni algoritmi utilizzati per l'analisi supportavano solo il testo in lingua inglese, i tweet sono stati tradotti utilizzando "deep\_translator", una libreria di Python. Il testo è stato anche pulito per evitare *noise* sia nella fase di traduzione sia nelle successive fasi di analisi del *sentiment* e *topic modeling*. Sono state prese come punto di partenza le fasi di pulizia del testo presenti nella letteratura e ulteriormente affinate sulla base di un'analisi del testo stesso (Loureiro & Alló, 2020 e Sinha et al., 2020). Sono quindi stati rimossi gli URL, mascherate le menzioni di utenti specifici con "@user" ed eliminati i simboli come "\n", "-", "\_", ":", "/", "&" e "amp". Infine, sono stati rimossi anche eventuali doppi spazi presenti nel testo.

#### 4. Metodologia

Per comprendere la consapevolezza sul tema delle donne in ambiti STEM, sono state applicate metodologie tipiche della *Social Opinion Mining*. L'analisi del *sentiment* è stata impiegata per comprendere se i tweet erano negativi, neutri o positivi e si è sfruttato il riconoscimento delle emozioni per indagare quali di queste fossero le più presenti all'interno dei testi.

In particolare, è stata utilizzata la *topic modeling* (modello *Latent Dirichlet Allocation*, LDA), per comprendere gli argomenti più dibattuti.

Infine, per capire quali fattori socioeconomici possono influenzare la consapevolezza nel tempo nelle diverse regioni italiane, è stato implementato un modello econometrico di tipo *panel*.

##### *Sentiment analysis*

La classificazione del *sentiment* può essere di due tipi. Il primo, la classificazione binaria, consiste nel categorizzare il *sentiment* in due gruppi: positivo e negativo (Supriya et al., 2016). Il secondo tipo consente invece nel suddividere il *sentiment* in tre categorie: positivo, negativo e neutro (Alissa & Alzoubi, 2022, Batra et al., 2021). Seguendo Schallehn & Valogianni, (2022) e Sharifi & Shokouhyar, (2021), si è deciso di seguire questa seconda classificazione e utilizzare l'algoritmo di *sentiment VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner)*, un lessico per la realizzazione della *sentiment analysis* che è stato verificato dagli esseri umani (Bonta et al., 2019). Analizzando ogni parola in una frase, viene determinato il punteggio di *sentiment* che varia da -4 a 4, il punteggio finale per la frase viene poi normalizzato per rientrare nell'intervallo da -1 a 1 (Wan Min & Zulkarnain, 2020). *VADER* è riconosciuto come una scelta affidabile per l'analisi del *sentiment* per diversi motivi, tra cui la sua capacità di funzionare bene senza la necessità di dati di addestramento, la sua capacità di classificare il *sentiment* espresso attraverso emoji, il suo equilibrato rapporto tra velocità e accuratezza e la sua applicabilità per l'analisi in tempo reale (Hutto & Gilbert, 2014, Bonta et al., 2019 e Wan Min & Zulkarnain, 2020).

Per le analisi successive, si è deciso di considerare come neutri i tweet il cui risultato di *sentiment* è zero, positivi quelli con un risultato >0 e negativi quelli con valori <0.

##### *Riconoscimento delle emozioni*

Per effettuare il riconoscimento delle emozioni, è stato utilizzato *NRC Word-Emotion Association Lexicon*, anche noto come *EmoLex*, che include una lista esaustiva di parole inglesi e le loro associazioni con otto emozioni fondamentali: rabbia, anticipazione, paura, fiducia, disgusto, sorpresa, tristezza, gioia (Plutchik, 1980) e due *sentiment*, positivo e negativo (Mahajan et al., 2019). *EmoLex* comprende un totale di 14,182 parole, di cui 2,312 sono collegate a un sentimento positivo e 3,324 parole associate a un sentimento negativo. Riguardo alle emozioni, 1,247 parole sono connesse alla rabbia, 839 all'anticipazione, 1,058 al disgusto, 1,476 alla paura, 689 alla gioia, 1,191 alla tristezza, 534 alla sorpresa e 1,231 alla fiducia. È importante notare che una determinata parola può non avere un'associazione emotiva o può essere collegata a più emozioni; in particolare

9,719 parole nell'*EmoLex* non hanno alcuna associazione emotiva (Filipe et al., 2012 e Mahajan et al., 2019). Mohammad & Turney, (2013) hanno creato il lessico per il riconoscimento delle emozioni utilizzando *Amazon's Mechanical Turk* e l'annotazione manuale. In particolare, hanno selezionato sostantivi, verbi, aggettivi e avverbi più comunemente utilizzati e hanno incluso unigrammi, bigrammi e parole tratte dal *WordNet Affect Lexicon* e dal *General Inquirer*.

L'algoritmo fornisce in output per ciascun tweet un punteggio per ciascuna delle 8 emozioni. Per determinare l'emozione predominante dentro a un tweet, sono state considerate le emozioni con punteggi più elevati. Nel caso di più emozioni con punteggi uguali, sono state prese in considerazione tutte. Se un tweet non aveva alcun punteggio per nessuna emozione, è stato considerato neutro e confrontato con il numero di tweet classificati come neutri dall'algoritmo di analisi del *sentiment*. Poiché le categorie positive e negative sono state studiate separatamente nell'analisi del *sentiment*, sono state escluse da questa analisi.

### *Topic modeling*

La *topic modeling* è una tecnica statistica volta a scoprire la struttura semantica all'interno di documenti (Kherwa & Bansal, 2018). Con origine negli anni '80, è derivata dal campo della modellazione probabilistica generativa (Liu et al., 2016). Trovare i *topic* da testi estratti da Twitter è difficile a causa della natura informale e corta dei tweet. Tuttavia, Weng et al., (2010) hanno dimostrato che l'utilizzo del metodo LDA può produrre risultati soddisfacenti. LDA è un modello probabilistico bayesiano che genera un *corpus*. Considera i documenti come combinazioni di temi latenti descritti dalla distribuzione delle parole contenute (Blei et al., 2003). Seguendo lo studio di (Röder et al., 2015), che ha analizzato diversi parametri di coerenza degli argomenti per la valutazione del modello, si è deciso di utilizzare il parametro chiamato *coherence Cv*, identificato come il miglior parametro (Röder et al., 2015). Si è deciso di apportare ulteriori trasformazioni al testo per agevolare l'applicazione del modello tramite il pacchetto *Gensim*.

Rispetto alla pulizia effettuata per l'analisi del *sentiment*, sono state rimosse tutte le menzioni, la punteggiatura e tutte le *stop word*. Inoltre, il testo è stato lemmatizzato mantenendo solo i sostantivi, gli aggettivi, i verbi e gli avverbi.

Infine, sono stati effettuati una serie di test di sensibilità per identificare gli iperparametri del modello: l'iperparametro alpha rappresenta la densità degli argomenti all'interno di un documento, mentre beta rappresenta la densità degli argomenti tra loro. I test sono stati condotti uno alla volta, mantenendo costanti gli altri parametri e utilizzando *Cv* come metrica di valutazione. La funzione è stata iterata su un intervallo di valori per il numero di argomenti, alpha e beta attraverso un processo noto come *Grid search*. Questo metodo di ricerca esaustiva consente di individuare i valori ottimali degli iperparametri. Al termine della *Grid search*, sono stati selezionati gli iperparametri che hanno prodotto il valore *Cv* più elevato.

### *Modello econometrico*

Con l'obiettivo di analizzare come l'opinione pubblica vari nel tempo, influenzata dal contesto economico e sociale delle diverse regioni italiane, si è deciso di sviluppare un modello panel dove le 21 regioni<sup>4</sup> italiane sono state considerate come unità di osservazione nel periodo compreso tra il 2014 e il 2022. Il dataset finale consiste di 189 osservazioni. Data la natura della variabile dipendente (i.e., conteggio dei tweet effettuati in una regione) si è optato per un modello panel utilizzando una regressione logistica di tipo *poisson*. Si è inoltre eseguito un test di *Hausman* per determinare se utilizzare un modello a effetti casuali o a effetti fissi, e si è scelto il modello a effetti fissi.

I modelli sono i seguenti:

---

<sup>4</sup> Sono state considerate separatamente le Province autonome di Bolzano Alto Adige e di Trento.

Modello 1:  $\text{Numero di tweet} = f(\text{Rischio di povertà} + \text{Donne che fanno ricerca} + \text{Donne che brevettano} + \text{Donne economicamente attive} + \text{Laureate} + \text{Disoccupazione femminile} + \text{SDG 10} + \text{Policy sulla diversità nel board} \times \text{Policy sulla diversità e le opportunità} + \text{EQI} + \text{Assemblea maschile})$

Modello 2:  $\text{Numero di tweet} = f(\text{Rischio di povertà} + \text{Donne che fanno ricerca} + \text{Donne che brevettano} + \text{Donne economicamente attive} + \text{Laureate} + \text{Disoccupazione femminile} + \text{SDG 10} + \text{Policy sulla diversità nel board} + \text{Policy sulla diversità e le opportunità} + \text{EQI} \times \text{Assemblea maschile})$

Nella Tabella 2 sono riportate tutte le variabili utilizzate nello studio.

Variabili	Descrizione	Fonte
<b>Dipendente</b>		
Numero di tweet	Numero di tweet effettuati in una certa regione in uno specifico anno	Twitter
<b>Indipendenti</b>		
Rischio di povertà	% di persone a rischio di povertà	Eurostat
Donne che fanno ricerca	% di donne che si occupano di fare ricerca e sviluppo o sono ricercatrici	Eurostat
Donne che brevettano	Numero di donne che hanno brevettato	OECD REGPAT
Donne economicamente attive	Migliaia di donne economicamente attive	Eurostat
Laureate	% di donne che hanno un livello di istruzione tra 5-8 della scala ISCED	Eurostat
SDG 10	Dummy uguale a 1 se nella regione c'è almeno un'azienda che in un determinato anno dichiara di sostenere SDG 10	Refinitiv
Policy sulla diversità nel board	Numero di aziende che hanno una politica sulla diversità di genere nel consiglio di amministrazione	Refinitiv
Policy sulla diversità e le opportunità	Numero di aziende che hanno una politica per promuovere la diversità e le pari opportunità	Refinitiv
Disoccupazione femminile	Tasso di disoccupazione femminile	Eurostat
Assemblea maschile	Quota maschile dei membri nelle Assemblee Regionali	EIGE Gender Statistics DB
EQI	Indice europeo della qualità di governo	Commissione europea

Tabella 2. variabili usate nello studio, fonte: elaborazione personale.

#### Le fonti

Le variabili sono state costruite a partire da cinque fonti principali: EUROSTAT, EIGE Gender Statistics DB, Commissione europea, OECD REGPAT e Refinitiv.

*EUROSTAT* è l'ufficio statistico dell'Unione Europea e si occupa di raccogliere ed elaborare dati provenienti dagli Stati membri dell'Unione Europea. Le informazioni su: rischio di povertà, donne impiegate in attività di ricerca, donne economicamente attive, donne con un livello di istruzione tra 5-8 della scala ISCED e disoccupazione europea provengono da *EUROSTAT*.

*EIGE Gender Statistics DB* contiene statistiche di genere provenienti da tutta l'Unione Europea e ha come obiettivo fornire dati statistici che possano essere utilizzati per sostenere la strategia della Commissione europea sull'uguaglianza di genere. Da questa fonte sono stati reperiti i dati riguardanti la quota maschile dei membri nelle Assemblee Regionali.

Commissione europea è una delle principali istituzioni dell'Unione europea e si occupa di promuovere la realizzazione periodica dell'EQI, variabile utile a valutare la qualità delle istituzioni a livello europeo.

*OECD REGPAT* è il database realizzato dall'*OECD* che raccoglie informazioni sui brevetti registrati all'*European Patent Office (EPO)* e al *Patent Cooperation Treaty (PCT)*. Da questo è stato possibile ricavare i nomi degli inventori, per poi trovarne il sesso e calcolare il numero di inventrici.

*Refinitiv* è un fornitore globale americano-britannico di dati e infrastrutture per i mercati finanziari. Da questa fonte sono state ricavate informazioni sulle aziende che: dichiarano di sostenere SDG 10, hanno una politica sulla diversità di genere nel consiglio di amministrazione e hanno una politica per promuovere la diversità e le pari opportunità a livello aziendale.

#### *Le variabili*

La situazione economica delle persone che vivono in una certa regione (*Rischio di povertà*), è misurata dalla percentuale di popolazione a rischio povertà.

Per rilevare l'impegno in ambito ricerca delle donne presenti in una determinata regione, sono state considerate le variabili *Donne che fanno ricerca* che rappresenta la percentuale di donne ricercatrici, *Donne che brevettano* ossia il numero di donne inventrici. Per creare questa variabile sono stati estratti da *REGPAT* tutti i brevetti effettuati in Italia, sono stati considerati gli *inventor* (coloro che nelle aziende hanno pensato e realizzato il brevetto) e sfruttando il database *World Gender Name Dictionary* li si è classificati in uomini e donne. *Donne economicamente attive* misura le migliaia di donne economicamente attive presenti in una regione. Si è utilizzata la variabile *Laureate* che rappresenta la percentuale di donne che hanno un livello di istruzione tra 5-8 della scala ISCED. Infine, *Disoccupazione femminile* rappresenta il tasso di disoccupazione femminile.

Per considerare l'influenza del comparto industriale attivo in una regione sono state considerate una serie di variabili che valutassero l'attenzione delle imprese verso tematiche di inclusione e *diversity*. *SDG 10* è una variabile dummy uguale a 1 se nella regione c'è almeno un'azienda che in un determinato anno dichiara di sostenere SDG 10. *Policy sulla diversità nel board* misura invece il numero di aziende che hanno una politica sulla diversità di genere nel consiglio di amministrazione e infine *Policy sulla diversità e le opportunità* che rappresenta il numero di aziende che hanno una politica sulla diversità e sulle opportunità a livello aziendale.

L'ultimo ambito preso in considerazione riguarda come sono amministrate le varie regioni italiane. *EQI* è l'indice europeo della qualità di governo ed è il risultato di dati provenienti da indagini sulla governance a livello regionale all'interno dell'Unione Europea. I dati sono stati raccolti e pubblicati per la prima volta nel 2010, e successivamente ripetuti nel 2013, 2017 e 2021. L'indice si basa su un'ampia indagine tra i cittadini, in cui vengono chieste opinioni ed esperienze relative alla corruzione nel settore pubblico, nonché il grado di fiducia dei cittadini nella corretta allocazione dei servizi pubblici e nella loro qualità.

*Assemblea maschile* è la variabile che rappresenta la quota maschile dei membri nelle Assemblee Regionali e è un indice della parità di genere nelle posizioni apicali nelle istituzioni regionali pubbliche.

## 5. Risultati

### Analisi descrittiva

Nella Tabella 3, analizzando la tendenza temporale degli anni, si può osservare che la consapevolezza pubblica e l'interesse sono aumentati nel corso del tempo, passando da 668 tweet nel 2014 a 8.746 tweet nel 2022.

	Tweet su STEM e le donne	Tweet su STEM e le donne geolocalizzati	% dei tweet geolocalizzati sul totale
<b>2014</b>	1,507	668	44.33%
<b>2015</b>	1,567	610	38.93%
<b>2016</b>	5,440	2,171	39.91%
<b>2017</b>	7,748	3,454	44.58%
<b>2018</b>	9,507	4,208	44.26%
<b>2019</b>	8,150	3,768	46.23%
<b>2020</b>	6,749	2,561	37.95%
<b>2021</b>	11,839	3,799	32.09%
<b>2022</b>	23,941	8,746	36.53%
<b>Totale</b>	<b>76,448</b>	<b>29,985</b>	<b>39.22%</b>

Tabella 3. Numero di tweet negli anni, fonte: elaborazione personale.

Dal Grafico 1 si può osservare come, a partire dal 2014, esista una stagionalità dei dati all'interno del campione. In particolare, si nota un costante picco di tweet nel primo trimestre dell'anno.

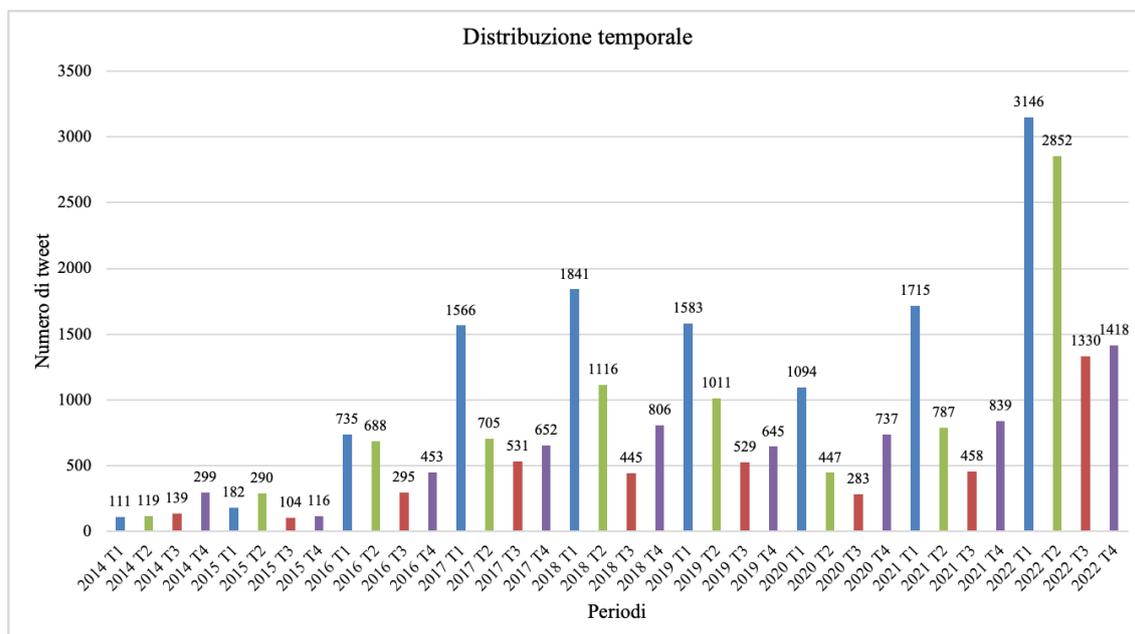


Grafico 1. Numero di tweet per ogni trimestre, fonte: elaborazione personale.

Analizzando i giorni dell'anno in cui sono stati twittati più post (Tabella 4), emerge che l'interesse generale della popolazione italiana è guidato dagli eventi. Infatti, intorno all'11 febbraio si celebra la Giornata delle Donne nella Scienza e l'8 marzo è la Giornata Internazionale della Donna in Italia. Queste analisi iniziali confermano che i dibattiti sulle materie STEM e sulle donne sono guidati da una logica orientata agli eventi.

Data di creazione	Numero
11/02/22	822
11/02/21	801
11/02/20	431
11/02/19	261
08/03/17	257
08/03/16	237
11/02/18	222
08/03/18	126
07/03/18	111
08/03/21	107

Tabella 4. Giorni con il maggior numero di tweet, fonte: elaborazione personale.

Analizzando il contesto regionale negli anni dal 2014 al 2022 (Figura 1), si può osservare che la Lombardia ha il numero più elevato di tweet (9,007), seguita dalle Marche con 6,305 e il Lazio con 5,059. Al contrario, il Molise ha twittato meno con soli 20 tweet, seguito dalla Valle d'Aosta con 23 e la Basilicata con 82 tweet.

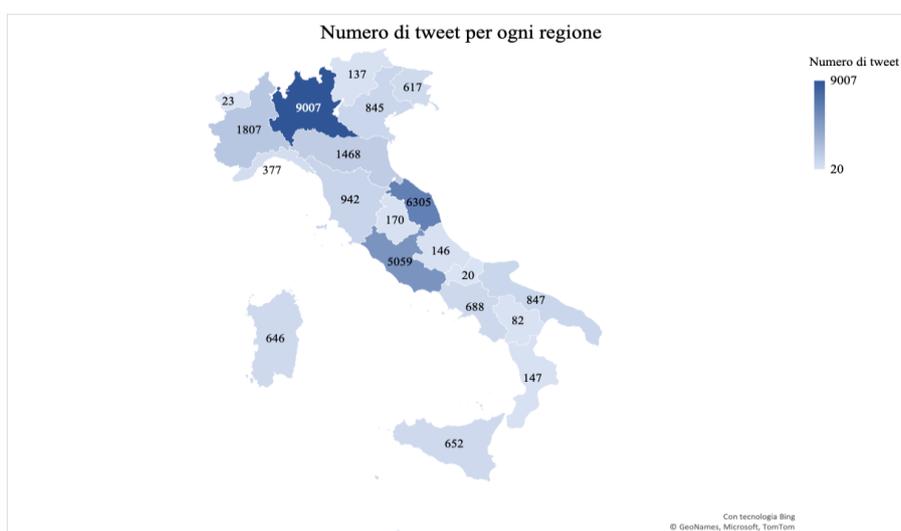


Figura 1. Numero di tweet realizzati per ogni regione dal 2014 al 2022, fonte: elaborazione personale.

Per iniziare a comprendere quali siano gli argomenti maggiormente dibattuti all'interno grazie ai tweet si è proceduto per step.

Inizialmente sono state individuate le parole più frequentemente utilizzate, sono state eliminate le *stopword*, le menzioni e gli hashtag e sono state create le word cloud. Come mostrato nella



durante l'intero periodo considerato. La maggior parte dei tweet risulta essere neutra, probabilmente utilizzati per scopi di diffusione. La categoria dei tweet positivi ha mostrato una tendenza fluttuante nel corso del tempo.

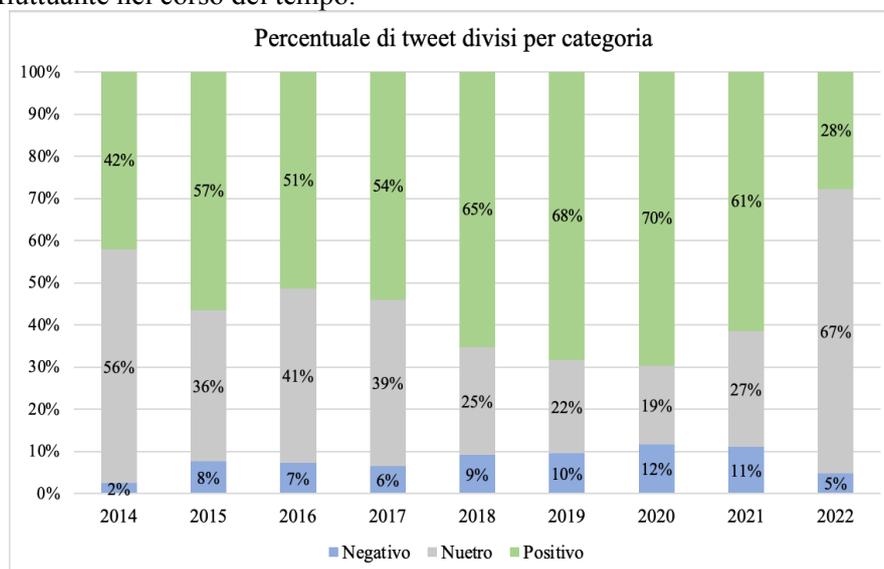


Grafico 2. Percentuale di tweet divisi per categoria negli anni, fonte: elaborazione personale.

Seguendo (Schallehn & Valogianni, 2022), è stato calcolato il punteggio medio del valore di *sentiment* totale e nelle categorie positivo e negativo, suddividendoli in 3 periodi in modo da studiare la variazione a intervalli di tempo regolari pari a: 2014-2016, 2017-2020 e 2020-2022. Dopo averne verificato l'applicabilità del test t, si è controllato se la differenza tra le medie nel tempo dei gruppi indipendenti fosse statisticamente significativa (Tabella 5).

Tra i primi due intervalli temporali (2014-2016 e 2017-2019) l'analisi mostra un aumento statisticamente significativo del punteggio medio del *sentiment*, da 0.229 a 0.328 ( $p < 2.2E-16^{***}$ ). Il *sentiment* positivo medio è aumentato da 0.501 a 0.568, ed è anch'esso statisticamente significativo ( $p < 2.2E-16^{***}$ ). Il *sentiment* negativo medio è aumentato leggermente da -0.374 a -0.346, con un livello di significatività di  $p = 0.034^*$ . Questo indica che l'atteggiamento delle persone in questo periodo temporale è migliorato diventando sempre più positivo.

Confrontando le medie dei punteggi di *sentiment* dal 2017 al 2019 e dal 2020 al 2022, il *sentiment* totale medio è diminuito significativamente da 0.328 a 0.222 ( $p < 2.2E-16^{***}$ ). Sebbene il *sentiment* positivo medio sia aumentato da 0.568 a 0.583 ( $p < 1.661E-4^{***}$ ), il *sentiment* negativo medio è leggermente diminuito da -0.346 a -0.418 ( $p = 5.71E-15^{***}$ ), contribuendo alla diminuzione complessiva del *sentiment*. Questo indica che l'atteggiamento delle persone in questo periodo temporale è peggiorato diventando leggermente più neutro e negativo.

	2014-2016	2017-2019	t-stat.	Sig.	2017-2019	2020-2022	t-stat.	Sig.
<b>Sentiment VADER</b>	0.229	0.328	t = 15.069	2.2E-16***	0.328	0.222	t = -22.867	2.2E-16***
<b>Positive</b>	0.501	0.568	t = 11.99	2.2E-16***	0.568	0.583	t = 3.7667	1.661E-4***
<b>Negative</b>	-0.374	-0.346	t = 2.1279	0.034*	-0.346	-0.418	t = -7.87	5.71E-15***

Note. Le statistiche T si basano su un test t per la differenza del *sentiment* medio dei tweet. \* $p < 0.1$ ; \*\* $p < 0.05$ ; \*\*\* $p < 0.01$ .

Tabella 5. *t*-test sul valore medio di VADER sentiment, fonte: elaborazione personale.**Riconoscimento delle emozioni**

Per identificare le emozioni all'interno dei tweet, è stato utilizzato *EmoLex* (Mohammad & Turney, 2013) (Grafico 3). In particolare, sono state escluse dall'analisi le categorie positive e negative, esaminate utilizzando *VADER*. Le emozioni più frequentemente presenti nei tweet sono state sorpresa e fiducia, con 10,521 menzioni. Seguono rabbia con 8,811 menzioni, paura con 5,029, gioia con 4,495, tristezza con 2,925, disgusto con 1,038 e infine anticipazione con 356 menzioni. Sono stati individuati 10,679 tweet senza contenuto emotivo, il che si allinea con i risultati ottenuti dall'analisi del *sentiment* di *VADER* che ha identificato circa 12,168 tweet come neutrali.

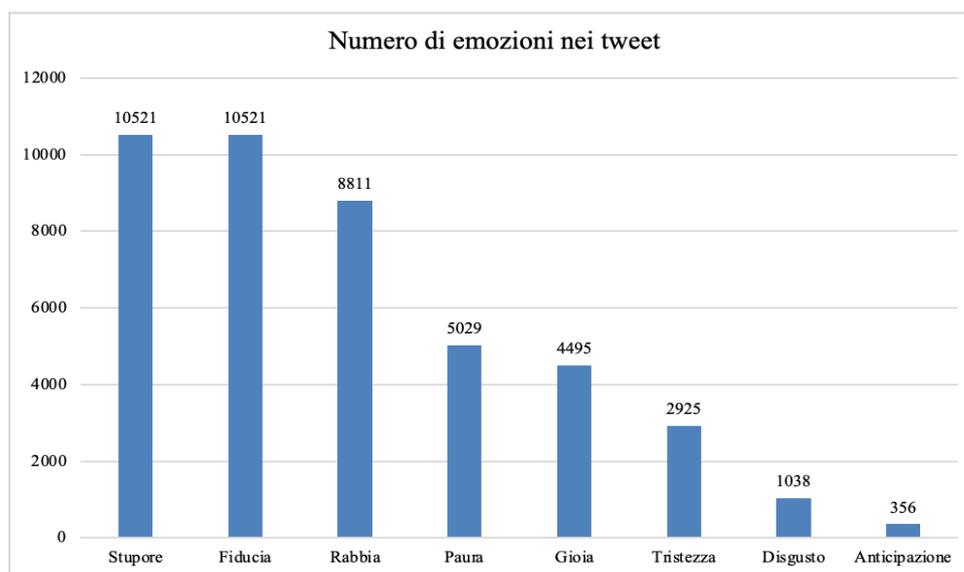


Grafico 3. Numero di emozioni divise per categoria, fonte: elaborazione personale.

**Topic modelling**

Come precedentemente spiegato, si è utilizzata la metodologia *LDA* per studiare gli argomenti dibattuti all'interno dei tweet. Come primo passo, si è utilizzata la *GRID search* per identificare i parametri ottimali del modello (Tabella 6). Il valore massimo di coerenza *Cv* è risultato pari a 0.542 ottenuto con 3 argomenti, alpha simmetrico e beta simmetrico.

Set di convalida	Numero di <i>topic</i>	Alpha	Beta	<i>Cv</i>
100% <i>Corpus</i>	3	<i>symmetric</i>	<i>symmetric</i>	0.542739

Tabella 6. Risultati della *GRID search*, fonte: elaborazione personale.

Per verificare che questo valore fosse effettivamente quello più congruente con la ricerca, è stato tracciato il trend del parametro *Cv* al variare del numero di *topic*, con alpha e beta fissati (Grafico 4). Si può osservare che il valore di coerenza è più alto quando il numero di argomenti è 3, e poi diminuisce all'aumentare degli argomenti, suggerendo che questa sia la soluzione migliore.

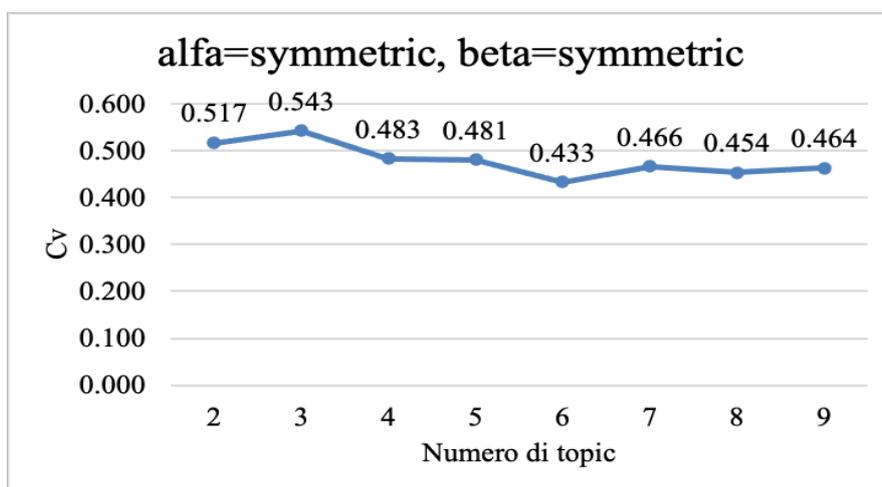


Grafico 4. Trend del parametro Cv, fonte: elaborazione personale.

Analizzando le parole chiave trovate per ciascun argomento e il tweet più rappresentativo (con la probabilità maggiore di appartenenza a un *topic*) (Schallehn & Valogianni, 2022), sono stati attribuiti i titoli riportati nella Tabella 7. Successivamente, è stato utilizzato un algoritmo per classificare ciascun tweet nel campione in una delle 3 classi identificate. La categoria "Scienziate e studentesse in ambito STEM" rappresenta quella con il numero più elevato di tweet (16,811), seguita da "Donne, tecnologia e STEM" con 6,954 tweet e "Donne e informatica" con 6,220 tweet.

Titolo del topic	Numero di tweet
1- Scienziate e studentesse in ambito STEM	16,811
2- Donne e computer science	6,220
3- Donne tecnologia e STEM	6,954

Tabella 7. Nome assegnato al topic e numero di tweet per topic, fonte: elaborazione personale.

Il Grafico 5 mostra come il tema " Donne e computer science" sia rimasto costante in tutti gli anni, e sia esploso nel 2022, dove ben il 64% dei tweet aveva questo tema. Ciò è dovuto a due utenti (*Donna Impresa Magazine Italy* e *Top Women International*) che hanno scritto sull'argomento utilizzando l'hashtag #womenwhocode. Questi due utenti sono attivi nella regione Marche e insieme rappresentano circa il 97.5% dei loro tweet. L'argomento dominante e in crescita dal 2014 al 2021 è "Scienziate e studentesse in ambito STEM", mentre il numero di tweet su "Donne tecnologia e STEM" è diminuito nel corso degli anni.

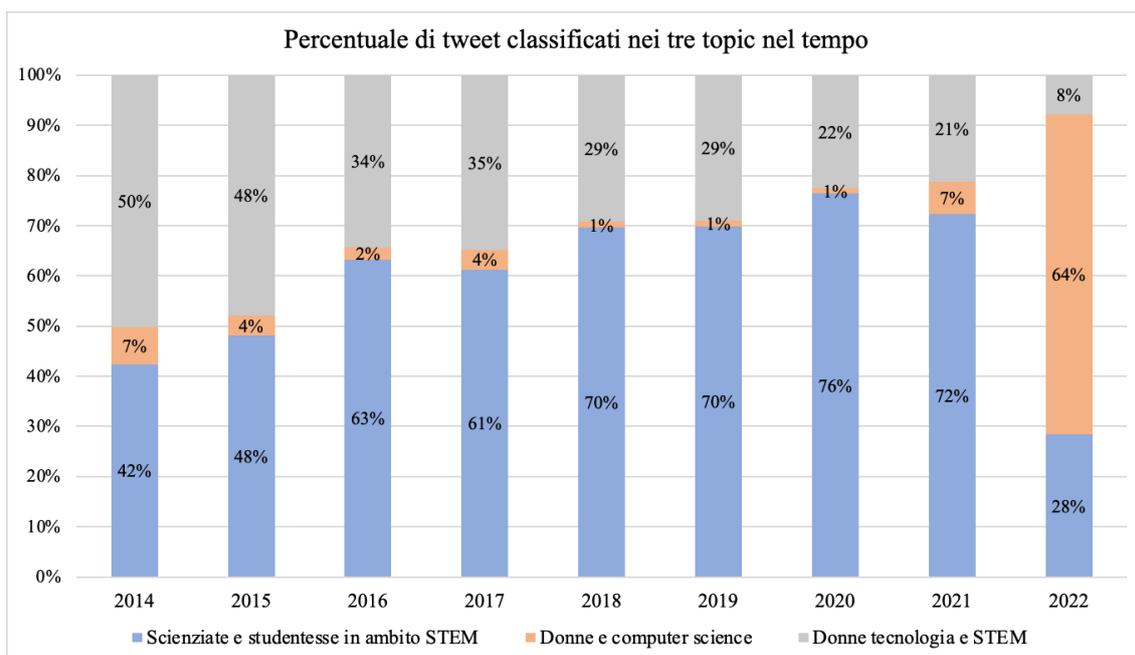


Grafico 5. Percentuale di tweet classificati nei tre topic nel tempo, fonte: elaborazione personale.

Analizzando gli argomenti dal punto di vista geografico (Grafico 6), possiamo osservare che l'argomento "Donne e computer science" è più presente nelle Marche (91%). Nelle altre regioni, l'argomento più discusso è "Scienziate e studentesse in ambito STEM", seguito da "Donne, tecnologia e STEM". Questa analisi geografica suggerisce, insieme a quella condotta precedentemente, che la consapevolezza e gli argomenti trattati variano da regione a regione.

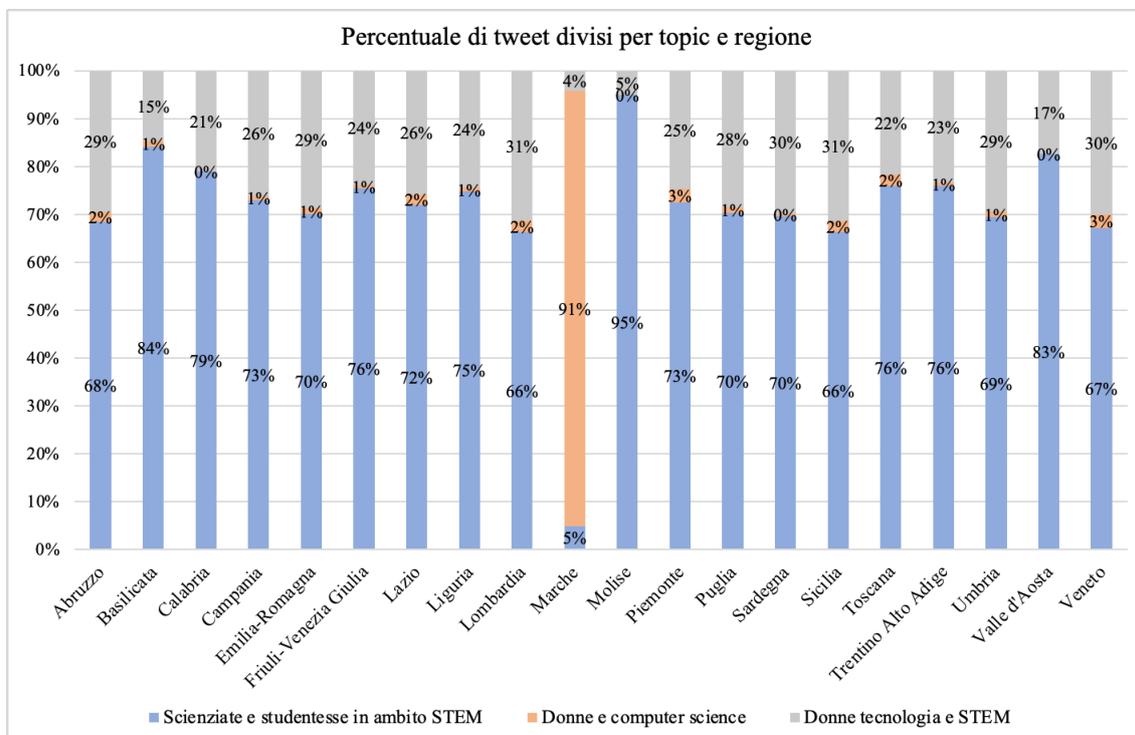


Grafico 6. Analisi regionale dei topic, fonte: elaborazione personale.

*Analisi incrociata*

Effettuando un'analisi incrociata tra i risultati dell'analisi del *sentiment* e la *topic modelling* (Grafico 7), si nota che l'argomento specifico delle "Donne e computer science" ha il maggior numero di tweet neutri (5,471), seguito da 668 tweet positivi. L'argomento "Scienziate e studentesse in ambito STEM" ha il maggior numero di tweet positivi, pari a 11,011, seguiti da 4,424 tweet neutri e 1,376 tweet negativi. Infine, l'argomento "Donne, tecnologia e STEM" conta 3,816 tweet positivi, 2,273 tweet neutri e 865 tweet negativi.

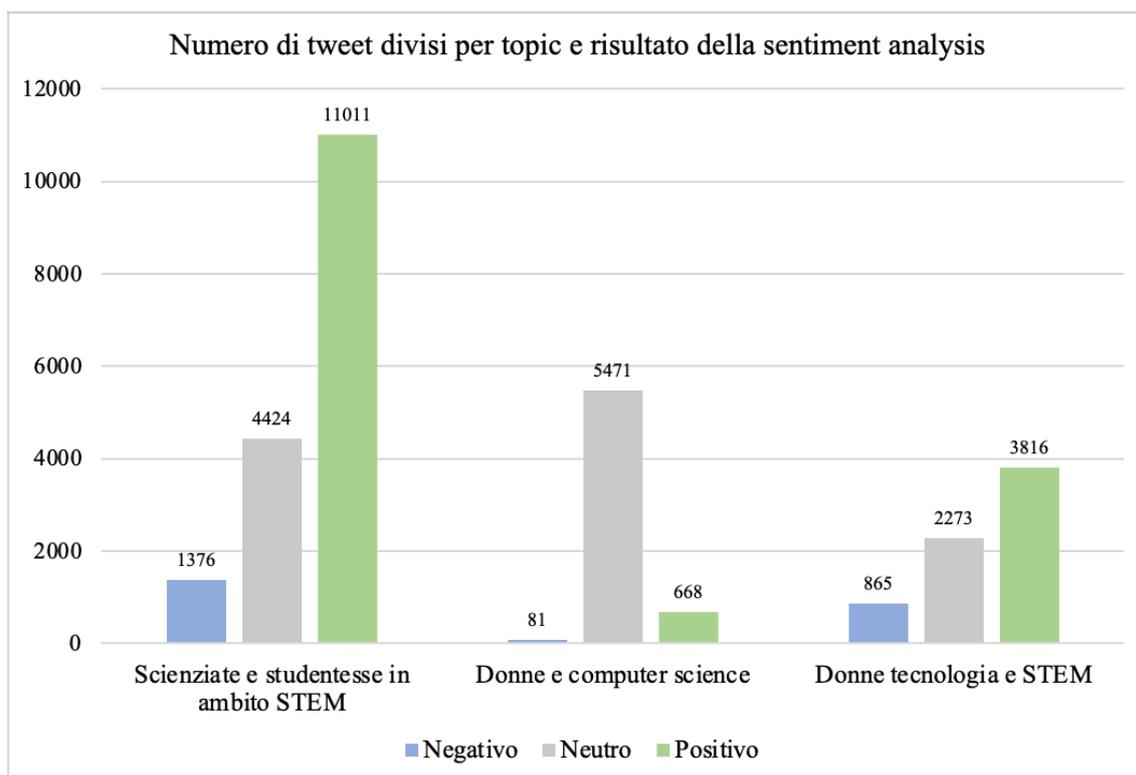


Grafico 7. Sentiment analysis per ogni topic, fonte: elaborazione personale.

*Modello econometrico*

Nella Tabella 8 sono presentate le statistiche descrittive delle variabili utilizzate nel modello econometrico. La media di *Numero di tweet* è pari a 158.65 ma la deviazione standard è alta e pari a 494.1 a indicare che nelle regioni vi è una disparità significativa. Altre variabili che presentano una deviazione standard alta sono: *Donne che brevettano* e *Donne economicamente attive*.

Variabili	Mean/%	Std. Dev.	Min	Max
Numero di tweet	158.65	494.1	0	5889
Rischio di povertà	26.27	12.44	8.1	55.6
Donne che fanno ricerca	34.31	4.75	25.21	45.71
Donne che brevettano	75.21	135.24	0	747
Donne economicamente attive	516.31	482.67	26.8	2086.7
Laureate	21.6	3.44	14.4	30.2
SDG 10	0.17	0.38	0	1
Policy sulla diversità nel board	1.26	3.6	0	29
Policy sulla diversità e le opportunità	3.13	6.48	0	48
Disoccupazione femminile	12.13	5.76	2.8	26.2
assemblea_m	80.93	9.02	60	100
EQI	-0.92	0.67	-2.23	0.72

Tabella 8. Statistiche descrittive delle variabili utilizzate, fonte: elaborazione personale.

La Tabella 9 riporta i risultati della regressione logistica *poisson* con effetti fissi.

	Modello 1	Modello 2
<b>Variabili</b>	<b>Numero di tweet</b>	<b>Numero di tweet</b>
Rischio di povertà	0.043*** (0.004)	0.038*** (0.004)
Donne che fanno ricerca	0.086*** (0.007)	0.032*** (0.007)
Donne che brevettano	0.001***	0.001***

	(0.0001)	(0.0001)
Popolazione economicamente attiva femminile	-0.0003 (0.001)	0 (0.001)
Laureate	0.401*** (0.009)	0.411*** (0.009)
SDG 10	-0.006 (0.029)	0.306*** (0.039)
Policy sulla diversità nel board	-0.096*** (0.007)	-0.193*** (0.009)
Policy sulla diversità e le opportunità	0.05*** (0.006)	0.002 (0.006)
Disoccupazione femminile	-0.233*** (0.011)	-0.199*** (0.011)
Assemblea maschile	-0.02*** (0.002)	-0.070*** (0.004)
EQI	-0.104* (0.052)	3.025*** (0.285)
Policy sulla diversità nel board x Policy sulla diversità e le opportunità		0.003*** (0.0001)
Assemblea maschile x EQI		-0.040*** (0.003)

Errori standard in parentesi, .  $p < 0.1$  \*  $p < 0.05$  \*\*  $p < 0.01$  \*\*\*  $p < 0.001$

Tabella 9. Risultati della regressione, fonte: elaborazione personale.

Nel modello 1 *Rischio di povertà*, *Donne che fanno ricerca* e *Donne che brevettano* risultano statisticamente significative ( $p < 0.001$ ) con rispettivamente coefficienti pari a 0.043, 0.086 e 0.001. *Popolazione economicamente attiva femminile* non è statisticamente significativa e ha segno negativo. *Laureate* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno positivo con un coefficiente pari a 0.401. *SDG 10* non è statisticamente significativo e ha segno negativo. *Policy sulla diversità nel board* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno negativo con coefficiente pari a -0.096. *Policy sulla diversità e le opportunità* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno positivo con coefficiente pari a 0.05. *Disoccupazione femminile* e *Assemblea maschile* sono statisticamente significative ( $p < 0.001$ ) e hanno segno negativo con coefficiente pari rispettivamente a -0.233 e -0.02. Infine, *EQI* è statisticamente significativo ( $p < 0.05$ ) e ha segno negativo con coefficiente pari a -0.104.

Nel modello 2 *Rischio di povertà*, *Donne che fanno ricerca* e *Donne che brevettano* risultano statisticamente significative ( $p < 0.001$ ) con rispettivamente coefficienti pari a 0.038, 0.032 e 0.001.

Il segno di *Rischio di povertà* probabilmente è dovuto al fatto che più le persone sono a rischio di povertà più la popolazione comprende meglio le esigenze di integrare tutti nel mondo del lavoro anche in specifici settori.

Il segno di *Donne che fanno ricerca* probabilmente dovuto al fatto che figure di questo tipo, magari esposte anche pubblicamente e nei media per i loro risultati, possono fungere da modelli di ruolo positivi per altre donne e le loro esperienze possono aumentare la diffusione e la consapevolezza generale su argomenti come le donne impiegate nelle materie STEM. Quando le donne vedono altre donne che hanno successo e fanno carriera nella ricerca, possono sentirsi ispirate e incoraggiate a perseguire anche loro una carriera in quel campo.

L'aumento di *Donne che brevettano* ottenendo successo con nuove tecnologie e idee può portare all'aumento della consapevolezza nelle capacità delle donne nelle materie STEM. Esse rappresentano un esempio di come gli stereotipi di genere sulla mancanza di interesse e abilità sull'argomento non sia veritieri. Come detto in precedenza, sono dei modelli positivi per altre donne interessate a intraprendere una carriera nelle materie STEM. La loro visibilità porta a perseguire le loro passioni e a credere nelle proprie capacità creando una rete e una comunità che sostiene e incoraggia altre donne.

*Popolazione economicamente attiva* femminile non è statisticamente significativa e ha segno negativo. *Laureate* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno positivo con un coefficiente pari a 0.401. Questo potrebbe essere dovuto ai successi e alla visibilità in ambito accademico, essi infatti rappresentano le capacità, le competenze e l'impegno che le donne mettono nelle materie STEM combattendo gli stereotipi di genere, invogliando anche a intraprendere questo tipo di carriere. Anch'esse rappresentano un modello da cui trarre ispirazione. Un aumento delle donne laureate o dottorate può riflettere un cambiamento istituzionale e culturale che favorisce la parità di genere e l'inclusione anche nelle materie STEM. *SDG 10* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) con segno positivo e coefficiente pari a 0.306. La dichiarazione di perseguire l'*SDG 10* da parte delle aziende invia un messaggio forte alle donne interessate alle materie STEM, ovvero che l'impresa si impegna a ridurre le disuguaglianze e a promuovere le pari opportunità, questo può incoraggiare le donne a intraprendere percorsi di carriera nelle materie STEM, aumentando così la consapevolezza e l'interesse.

*Policy sulla diversità nel board* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno negativo con coefficiente pari a -0.193. *Policy sulla diversità e le opportunità* non è statisticamente significativo e ha segno positivo con coefficiente pari a 0.002. La relazione tra *Policy sulla*

*diversità nel board* x *Policy sulla diversità e le opportunità* è statisticamente significativa ( $p < 0.001$ ) e positiva con coefficiente pari a 0.003.

*Policy sulla diversità nel board* ha segno negativo e questo indica che presa singolarmente questa politica non ha un impatto positivo sulla consapevolezza sulle donne nelle materie STEM. Sebbene questa policy da sola possa non essere sufficiente per aumentare la consapevolezza sulle donne nelle materie STEM, la sua presenza in combinazione con una policy sulla diversità e le opportunità a livello di tutta l'azienda potrebbe creare un ambiente sinergico che favorisce l'uguaglianza di genere e l'inclusione.

La policy a livello del board potrebbe promuovere una maggiore rappresentazione delle donne in posizioni decisionali e di leadership, creando un luogo di lavoro in cui le donne sono prese in considerazione. Nel mentre la policy sulla diversità e le opportunità potrebbe portare a nuove opportunità di sviluppo professionale per le donne nelle materie STEM promuovendo la loro partecipazione e avanzamento in questi campi.

Queste politiche combinate potrebbero generare un effetto positivo, aumentando la consapevolezza sulle donne nelle materie STEM e promuovendo una cultura organizzativa inclusiva ed equa.

*Disoccupazione femminile* è statisticamente significativa ( $p < 0.001$ ) e ha segno negativo con coefficiente pari a -0.199. Questo è probabilmente dovuto al fatto che la disoccupazione può portare a una diminuzione delle opportunità di lavoro per le donne nello STEM, creando un senso di scoraggiamento e riducendo la motivazione delle donne a perseguire una carriera in quel campo.

*Assemblea maschile* è statisticamente significativa ( $p < 0.001$ ) e ha segno negativo con coefficiente pari a -0.070. *EQI* è statisticamente significativo ( $p < 0.001$ ) e ha segno positivo con coefficiente pari a 3.025, mentre infine la relazione tra *Assemblea maschile* x *EQI* è statisticamente significativa ( $p < 0.001$ ) e negativa con coefficiente pari a -0.040.

Considerando una regione con istituzioni di qualità essa potrebbe favorire programmi che promuovono l'uguaglianza di genere nelle materie STEM attraverso per esempio programmi educativi, campagne di sensibilizzazione, finanziamenti a progetti su questo tema. Dall'altra parte se in una regione le donne sono sottorappresentate nelle posizioni di leadership e apicali, questo potrebbe influire negativamente sulla consapevolezza e l'attenzione dedicate a queste tematiche, riducendo opportunità e visibilità delle donne nello STEM.

Considerando l'effetto combinato di queste due ultime variabili esso è negativo sulla consapevolezza delle donne nello STEM, quindi anche a fronte di un impatto positivo delle istituzioni di qualità esso può essere attenuato da una maggior presenza maschile nelle posizioni apicali. Quindi a fronte di politiche con l'obiettivo di favorire l'uguaglianza di genere da parte delle istituzioni, la mancanza di equilibrio nelle posizioni di potere può ostacolare la realizzazione di queste politiche, ridurre l'attenzione è molto probabilmente l'efficacia.

## 6. Conclusioni

Il tema delle donne negli ambiti STEM è diventato un argomento cruciale di discussione e indagine scientifica negli ultimi anni. Le conseguenze di queste disparità di genere nel campo STEM influenzano non solo la vita delle donne che hanno scelto una carriera in questi settori, ma anche le aspirazioni future delle giovani donne che stanno valutando le proprie opzioni educative e professionali. Per ottenere una comprensione completa della percezione attuale e della consapevolezza delle donne nei campi STEM in Italia, è importante esaminare come l'opinione pubblica si esprime su questa problematica e come la diffusione delle informazioni si sia evoluta nel tempo.

Quello che emerge dallo studio condotto è che la consapevolezza sull'argomento è aumentata nel tempo e che è condizionata da fattori socioeconomici esterni.

La comprensione dell'opinione pubblica su un argomento di grande rilevanza accademica e sociale è importante per supportare i decisori politici e le alte cariche aziendali nel prendere decisioni che favoriscano l'inclusione delle donne nei settori STEM.

Investire in programmi e politiche con lo scopo di promuovere l'inclusione delle donne nella ricerca può aumentare la consapevolezza delle donne nelle materie STEM. Anche la realizzazione di un'efficace divulgazione scientifica gioca un ruolo chiave. Quando la ricerca condotta dalle donne viene comunicata e diffusa in modo accessibile e comprensibile per tutti, questo può contribuire a sensibilizzare la società sull'importanza e le scoperte condotte dalle donne impiegate anche in materie STEM. La presenza di scienziate donne nelle STEM porterebbe diversità alle aree di ricerca studiate, portando a scoperte di cui beneficiano le comunità. Inoltre più donne nelle carriere STEM possono fungere da modelli positivi, contribuendo a dissipare i comuni pregiudizi di genere e le concezioni errate nel campo, sottolineando anche l'importanza della mentorship e della guida femminile nel favorire il coinvolgimento delle donne e la loro presenza duratura nelle STEM (Canaan & Mouganie, 2019).

Le imprese perseguendo questo obiettivo potrebbero promuovere programmi e iniziative volte alla partecipazione delle donne nello STEM, come per esempio programmi di sviluppo professionale, mentoring, borse di studio, partnership con istituzioni accademiche e molto altro ancora. Queste ultime volte a favorire collaborazioni con enti esterni possono aumentare l'effetto di impegno verso la diversità e l'inclusione tramite sinergie e opportunità di scambiare risorse e conoscenze. Questi scambi aumentano la consapevolezza delle donne nelle materie STEM con eventi di diffusione della conoscenza, campagne di sensibilizzazione e progetti congiunti. Il perseguire questo obiettivo di sviluppo sostenibile può essere anche uno strumento di marketing, per promuovere il proprio impegno verso queste tematiche e aumentare la visibilità e l'attenzione su tali temi. Questo porta a creare maggiore consapevolezza sulle donne nelle materie STEM spingendo il cambiamento sociale e culturale. Questa divulgazione può avere un effetto positivo anche tra le altre aziende e spingersi a interessarsi e promuovere queste tematiche.

Un limite della ricerca riguarda l'identificazione dei titoli assegnati ai *topic*, anche se il metodo utilizzato è quello più noto in letteratura esso è comunque arbitrario. Inoltre potrebbero non essere state incluse tutte le parole utili allo scaricamento dei tweet.

Alcuni sviluppi futuri riguardano l'ampliamento del campione di tweet analizzati scaricando quelli in lingua inglese provenienti dall'Italia, includendo solo i tweet di individui con la posizione dell'autore o autrice in Italia come parametro. Utilizzare algoritmi di rilevamento dei bot potrebbe quindi essere utile per rimuovere eventuali influenze da account automatizzati sui dati raccolti. Lo studio si concentra sullo scenario italiano, e sarebbe utile replicarlo a livello europeo per creare una mappatura della situazione dei vari stati.

## Bibliografia

Aladwani, A. M., & Dwivedi, Y. K. (2018). Towards a theory of SocioCitizenry: Quality anticipation, trust configuration, and approved adaptation of governmental social media. *International Journal of Information Management*, 43, 261–272. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.08.009>

Alissa, K., & Alzoubi, O. (2022). Financial Sentiment Analysis based on transformers and Majority Voting. *2022 IEEE/ACS 19th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/AICCSA56895.2022.10017941>

Alkhamash, R. (2019). 'It Is Time to Operate Like a Woman': A Corpus Based Study of Representation of Women in STEM Fields in Social Media. *International Journal of English Linguistics*, 9(5), 217. <https://doi.org/10.5539/ijel.v9n5p217>

ALMALAUREA. (2022). *LAUREATE E LAUREATI: SCELTE, ESPERIENZE E REALIZZAZIONI PROFESSIONALI*.

Amon, M. J. (2017). Looking through the Glass Ceiling: A Qualitative Study of STEM Women's Career Narratives. *Frontiers in Psychology*, 8. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00236>

Batra, H., Punn, N. S., Sonbhadra, S. K., & Agarwal, S. (2021). BERT-Based Sentiment Analysis: A Software Engineering Perspective. In C. Strauss, G. Kotsis, A. M. Tjoa, & I. Khalil (A c. Di), *Database and Expert Systems Applications* (Vol. 12923, pp. 138–148). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-86472-9\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-86472-9_13)

Beede, D. N., Julian, T. A., Langdon, D., McKittrick, G., Khan, B., & Doms, M. E. (2011). Women in STEM: A gender gap to innovation. *Economics and Statistics Administration Issue Brief*.

Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*.

Bollenbacher, J., Loynes, N., & Bryden, J. (2022). Does United Kingdom parliamentary attention follow social media posts? *EPJ Data Science*, 11(1), 51. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-022-00364-4>

Bonta, V., Kumares, N., & Janardhan, N. (2019). A Comprehensive Study on Lexicon Based Approaches for Sentiment Analysis. *Asian Journal of Computer Science and Technology*, 8(S2), 1–6. <https://doi.org/10.51983/ajcst-2019.8.S2.2037>

Canaan, S., & Mouganie, P. (2019). *Female science advisors and the STEM gender gap*.

Carrell, S., Page, M., & West, J. (2009). *Sex and Science: How Professor Gender Perpetuates the Gender Gap* (Fasc. w14959; p. w14959). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w14959>

Cortis, K., & Davis, B. (2021). Over a decade of social opinion mining: A systematic review. *Artificial Intelligence Review*, 54(7), 4873–4965. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10030-2>

European Commission. (2019a). *She figures 2018*.

European Commission. (2019b). *Shaping Europe's digital future*.

Filipe, S., Batista, F., & Ribeiro, R. (2012). Different Lexicon-Based Approaches to Emotion Identification in Portuguese Tweets. *2012 ACM Subject Classification Computing methodologies*.

Floyd, S. (2021). Assessing African American Women Engineers' Workplace Sentiment within the AI Field. *The International Journal of Information, Diversity, & Inclusion (IJIDI)*, 5(5), 1–12. <https://doi.org/10.33137/ijidi.v5i5.34765>

Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 8(1), 216–225. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1.14550>

Kherwa, P., & Bansal, P. (2018). Topic Modeling: A Comprehensive Review. *ICST Transactions on Scalable Information Systems*, 0(0), 159623. <https://doi.org/10.4108/eai.13-7-2018.159623>

Kizgin, H., Dey, B. L., Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Jamal, A., Jones, P., Kronemann, B., Laroche, M., Peñaloza, L., Richard, M.-O., Rana, N. P., Romer, R., Tamilmanni, K., & Williams, M. D. (2020). The impact of social media on consumer acculturation: Current challenges, opportunities, and an agenda for research and practice. *International Journal of Information Management*, 51, 102026. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.10.011>

- Liu, L., Tang, L., Dong, W., Yao, S., & Zhou, W. (2016). An overview of topic modeling and its current applications in bioinformatics. *SpringerPlus*, 5(1), 1608. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-3252-8>
- Loureiro, M. L., & Alló, M. (2020). Sensing climate change and energy issues: Sentiment and emotion analysis with social media in the U.K. and Spain. *Energy Policy*, 143, 111490. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111490>
- Mahajan, R., Romine, W., Miller, M., & Banerjee, T. (2019). Analyzing Public Outlook towards Vaccination using Twitter. *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 2763–2772. <https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9006136>
- Michelmore, K., & Sharon, S. (2016). Explaining the gender wage gap in STEM: Does field sex composition matter? *RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences*.
- Mohammad, S. M., & Turney, P. D. (2013). *Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1308.6297>
- O'Connell, C., & McKinnon, M. (2021). Perceptions of Barriers to Career Progression for Academic Women in STEM. *Societies*, 11(2), 27. <https://doi.org/10.3390/soc11020027>
- OSSERVATORIO TALENTS VENTURE. (2022). *Come ridurre le disparità di genere e attrarre nuovi bacini di studenti. Scenari futuri e consigli operativi per un'università più equa*.
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. In *Theories of Emotion* (pp. 3–33). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50007-7>
- Rahutomo, R., Jariyah, A., Trinugroho, J. P., & Pardamean, B. (2022). Identifying Important Usernames in 'Biofarma' Conversation using Twitter Network Analysis. *2022 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, 7–11. <https://doi.org/10.1109/ICIMTech55957.2022.9915200>
- Röder, M., Both, A., & Hinneburg, A. (2015). Exploring the Space of Topic Coherence Measures. *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 399–408. <https://doi.org/10.1145/2684822.2685324>
- Saha, T., Saha, S., & Bhattacharyya, P. (2019). Tweet Act Classification: A Deep Learning based Classifier for Recognizing Speech Acts in Twitter. *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2019.8851805>
- Saucerman, J., & Vasquez, K. (2014). Psychological barriers to STEM participation for women over the course of development. *Adultspan Journal*.
- Schallehn, F., & Valogianni, K. (2022). Sustainability awareness and smart meter privacy concerns: The cases of US and Germany. *Energy Policy*, 161, 112756. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112756>
- Sharifi, Z., & Shokouhyar, S. (2021). Promoting consumer's attitude toward refurbished mobile phones: A social media analytics approach. *Resources, Conservation and Recycling*, 167, 105398. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105398>
- Sinha, N., Singh, P., Gupta, M., & Singh, P. (2020). Robotics at workplace: An integrated Twitter analytics – SEM based approach for behavioral intention to accept. *International Journal of Information Management*, 55, 102210. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102210>
- Sirimanne, S. (2019). *How can we STEM the tide of female graduates leaving science? World Economic Forum*.

Stella, M. (2020). Text-mining forma mentis networks reconstruct public perception of the STEM gender gap in social media. *PeerJ Computer Science*, 6, e295. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.295>

Stephens, K., & Crandall, K. S. (2022). What Twitter is saying about Women in Technology. *2022 Intermountain Engineering, Technology and Computing (IETC)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/IETC54973.2022.9796681>

Sterling, A. D., Thompson, M. E., Wang, S., Kusimo, A., Gilmartin, S., & Sheppard, S. (2020). The confidence gap predicts the gender pay gap among STEM graduates. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(48), 30303–30308. <https://doi.org/10.1073/pnas.2010269117>

Supriya, B. N., Kallimani, V., Prakash, S., & Akki, C. B. (2016). Twitter Sentiment Analysis Using Binary Classification Technique. In P. C. Vinh & L. Barolli (A c. Di), *Nature of Computation and Communication* (Vol. 168, pp. 391–396). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46909-6\\_36](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46909-6_36)

Wan Min, W. N. S., & Zulkarnain, N. Z. (2020). Comparative Evaluation of Lexicons in Performing. *5 will conclude the sItlu.dRyEaLnAdTEsuDgWgeOstRKthSe better lexicon to be tlextic.*

Weng, J., Lim, E.-P., Jiang, J., & He, Q. (2010). TwitterRank: Finding topic-sensitive influential twitterers. *Proceedings of the Third ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 261–270. <https://doi.org/10.1145/1718487.1718520>