



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 Appropriately 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

L'opinione pubblica sull'impatto dell'automazione sul lavoro

Mariasole Bannò¹, Emilia Filippi², Chiara Leggerini³

Obiettivo dell'articolo:

L'articolo analizza la percezione della popolazione italiana rispetto agli effetti del cambiamento tecnologico, e in particolare dell'automazione, sul lavoro. Inoltre identifica le differenze regionali e analizza come queste variano nel tempo.

Metodologia:

L'impianto di ricerca prevede l'utilizzo di Twitter come fonte di dati. In particolare, è impiegato un algoritmo di *sentiment analysis*, uno di *topic modeling* e un modello econometrico.

Risultati:

Nel corso del tempo, si è osservata una variazione del *sentiment* e dei *topic*. Inoltre, è emerso che i parametri socio-economici a livello regionale hanno un'influenza significativa su tale consapevolezza.

Implicazioni manageriali:

E' importante comprendere l'opinione pubblica su un argomento così caldo dal punto di vista accademico ma anche sociale, per fare in modo che la transizione in alcune mansioni e professioni sia il più lineare possibile e introdurre le giuste politiche a sostegno.

Limiti della ricerca:

E' possibile che alcuni tweet pertinenti siano sfuggiti durante la raccolta dei dati. Inoltre, anche se la scelta del titolo del *topic* è stata effettuata utilizzando una metodologia consolidata, tale scelta potrebbe avere un elemento di arbitrarietà.

Originalità:

Questo studio analizza per la prima volta l'opinione pubblica della popolazione italiana sull'impatto dell'automazione sul lavoro, concentrandosi su dati geolocalizzati per ottenere una mappatura specifica del contesto italiano.

Parole chiave/Keywords: occupazione, automazione, Twitter

1. Introduzione

La tecnologia è sempre stata il motore del progresso economico. Tuttavia può causare la "disoccupazione tecnologica" (Keynes, 1930), ovvero la possibile sostituzione dei lavoratori con le macchine. Basti pensare che le tecnologie di automazione sono sviluppate appositamente per sostituire il lavoro umano nell'esecuzione di alcune attività lavorative nel processo economico (Sostero, 2020). Le tecnologie di automazione includono i robot industriali, ovvero macchine autonome progettate per l'esecuzione di compiti manuali (Acemoglu & Restrepo, 2020; Chiacchio et al., 2018), e l'intelligenza artificiale, ovvero l'insieme di tecniche che rendono le macchine intelligenti e in grado di imitare il comportamento umano (Aghion et al., 2019; Martinelli et al., 2019).

L'impatto dell'automazione sull'occupazione è stato molto discusso in letteratura e nel dibattito pubblico negli ultimi anni (Lloyd & Payne, 2019; Schlogl et al., 2021; Upchurch, 2018). Le preoccupazioni per la sostituzione dei lavoratori con le macchine sono cresciute per due motivi principali. Il primo riguarda i cambiamenti nel mercato del lavoro e in particolare la *job*

¹ Professoressa Associata, Economia e Gestione delle Imprese, Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia; mariasole.banno@unibs.it

² Assegnista di ricerca, Economia e Gestione delle Imprese, Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia; emilia.filippi@unibs.it – corresponding author

³ Dottoranda, Transizione Energetica e Sistemi Produttivi Sostenibili, Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia; chiara.leggerini@unibs.it

polarisation, fenomeno per cui tra il 1983-2010 in Europa e negli Stati Uniti (e.g., Acemoglu e Autor, 2010; Autor, 2010; Goos et al., 2014) le professioni low-skill/low-wage e high-skill/high-wage hanno registrato un aumento del numero di occupati e dei salari mentre le professioni middle-skill/middle-wage hanno registrato una diminuzione in tali aspetti. Il secondo motivo per la crescente preoccupazione per la sostituzione dei lavoratori è legato agli enormi progressi nelle tecnologie di automazione: le tecnologie di automazione possono infatti eseguire attività lavorative complesse, registrando in alcuni casi una performance superiore a quella umana (Ford, 2016). Queste tecnologie possono pertanto potenzialmente sostituire i lavoratori e le lavoratrici in molte professioni (Frey e Osborne, 2017; Blanas et al., 2019; Wajcman, 2017). Si prevedono inoltre notevoli sviluppi futuri (Brynjolfsson e McAfee, 2014; Ford, 2016; Manyika et al., 2017) e un'adozione diffusa da parte di imprese (Graetz e Michaels, 2018), settori economici (Bessen et al., 2020) e Paesi in via di sviluppo (Carbonero et al., 2018) grazie al costo della tecnologia in calo (Manyika et al., 2013). La sostituzione dei lavoratori e delle lavoratrici con le macchine potrebbe pertanto aumentare in futuro.

2. Domanda di ricerca

Il presente studio applica la *social opinion mining* (SOM) ai tweet per esaminare la consapevolezza dell'opinione pubblica riguardo al cambiamento tecnologico, in particolare dell'automazione, e l'impatto che esso può avere sul lavoro. In particolare, identifica l'atteggiamento dello scrittore o della scrittrice del tweet, le parole più utilizzate (singolarmente, a coppie e in gruppi di tre parole), i temi più dibattuti e l'andamento nel tempo e regionale dei tweet.

Successivamente lo studio cerca di comprendere quali eventi specifici possano aver influenzato la discussione sull'impatto dell'automazione sul lavoro, esaminando i fattori socio-economici che possono aver influenzato l'opinione pubblica nelle diverse regioni italiane.

L'analisi si concentra sul contesto italiano e utilizza dati geolocalizzati a livello regionale.

Si tratta di uno dei primi studi che analizzano l'opinione pubblica sull'impatto dell'automazione sul lavoro, in un contesto non inglese e con dati geolocalizzati. Nonostante l'ampia diffusione, la SOM è stata infatti applicata principalmente su tweet in lingua inglese e su dati non geolocalizzati.

3. Dati

Negli ultimi anni, Twitter è diventato una preziosa risorsa per ottenere dati sull'opinione pubblica tramite l'analisi delle opinioni sociali (Social Opinion Mining, SOM) (Cortis & Davis, 2021). La SOM si concentra sull'estrazione di pensieri, emozioni e atteggiamenti dai contenuti generati dagli utenti online, utilizzando tecniche come l'analisi del sentiment e la modellazione dei *topic* (Cortis & Davis, 2021). Le comunità virtuali consentono alle persone di condividere idee e opinioni in modo immediato e libero, rendendo i social media una fonte di dati importante (Aladwani & Dwivedi, 2018 e Kizgin et al., 2020). Negli ultimi anni, Twitter si è affermata come la principale fonte per condurre studi di SOM, grazie alla vasta disponibilità di dati e alla facilità di accesso tramite le API di ricerca di Twitter. Queste API consentono di impostare criteri di ricerca specifici, come parole chiave, posizioni geografiche, date di creazione e nomi utente, facilitando così l'estrazione dei dati per la ricerca (Cortis & Davis, 2021 e Sharifi & Shokouhyar, 2021).

Il processo di identificazione dei tweet utilizzato nello studio è avvenuto in 5 fasi, di seguito descritte.

Estrazione dei tweet

Seguendo le indicazioni di Bollenbacher et al., (2022), Rahutomo et al., (2022) e Saha et al., (2019), si è utilizzata l'API di Twitter e Twarc2 per scaricare i tweet nel formato JSON.

Si è scelto di scaricare i tweet che sono stati fatti dal 2015 al 30 settembre del 2022 poiché da una prima analisi esplorativa, il 2015 è risultato essere il primo anno con un numero significativo di tweet.

Le parole chiave da utilizzare per la ricerca sono state identificate a partire di lavori già presenti in letteratura su argomenti simili (e.g., Qaiser et al., 2020; Regona et al., 2022; Sinha et al., 2020; Yilmaz et al., 2017). Sono state considerate nove diverse categorie di parole legate al cambiamento tecnologico. In particolare per identificare le tecnologie di automazione sono state identificate una serie di parole chiave legate a: robot, automazione, intelligenza artificiale, digitalizzazione, *machine learning*, industria 4.0, big data, *deep learning* e blockchain. Queste parole sono state poi combinate con termini legati al lavoro quali per esempio: lavoro, occupazione, dipendenti, lavoratori/lavoratrici, disoccupazione, professione. Le parole chiave legate al cambiamento tecnologico e al lavoro che sono state utilizzate sono riportate in Tabella 1.

Cambiamento tecnologico	Lavoro
Robot	Lavoro, lavori, occupazione, occupazioni, dipendente, dipendenti, lavoratori, lavoratrici, lavoratore, lavoratrice, disoccupazione, work, works, employment, employee, employees, worker, workers, unemployment, professione, professioni, profession, professions
Automazione, automation	
Intelligenza artificiale, intelligenzaartificiale, artificial intelligence, artificialintelligence, #AI, #IA	
Digitalizzazione, digitalization	
Machine learning, machinelearning	
Industry40, industria40, industria 4.0, industry 4.0, I4.0	
Big data, bigdata	
Deep learning, deeplearning	
Blockchain	

Tabella 1. insieme delle parole usate per costruire la chiave di ricerca dei tweet, fonte: elaborazione personale.

L'estrazione eseguita combinando le due categorie di parole chiave ha permesso la rilevazione di un campione di 263,242 tweet.

Identificazione della lingua e definizione dell'arco temporale

Dopo aver effettuato il download dei dati, si è verificato che fossero in lingua italiana utilizzando il parametro "lang" e che la data di creazione rientrasse nel periodo compreso tra il 2015 e il 30 settembre 2022.

Geolocalizzazione dei tweet

Al fine di ottenere un campione di dati utile per uno studio regionale italiano, si è proceduto con la geolocalizzazione dei tweet. Sono state utilizzate le informazioni presenti nella colonna "author.location", che fornisce la posizione dell'utente che ha pubblicato il tweet.

Per velocizzare il processo di geolocalizzazione, sono stati eliminati i tweet con un campo "author.location" vuoto o uguale a "nan". Utilizzando uno script creato con Python, è stata ottenuta la latitudine, longitudine e altitudine di ciascun tweet, da cui si è derivato il codice di

identificazione dello stato, considerando solo i tweet con il codice "IT" (Italia). La regione di provenienza dell'autore del tweet è stata determinata in base ai dati di latitudine e longitudine. Occorre notare che non tutti gli autori forniscono informazioni sulla loro posizione geografica e che non tutti i tweet estratti sono stati fatti in Italia. I tweet che presentavano queste problematiche sono stati esclusi.

Campione finale

Dal campione ottenuto nelle fasi precedenti sono stati eliminati i duplicati.

Il campione finale è costituito da 118,416 tweet (circa il 44.98% del database iniziale).

Preparazione dei tweet per l'analisi

Poiché alcuni degli algoritmi utilizzati per l'analisi supportano solo il testo in lingua inglese, i tweet sono stati tradotti utilizzando "deep_translator", una libreria di Python.

Inoltre, si è eseguita una pulizia del testo al fine di evitare *noise* sia durante la fase di traduzione che nelle successive fasi di *sentiment analysis* e *topic modeling*. Le operazioni di pulizia del testo si sono basate sulle pratiche riportate nella letteratura e sono state ulteriormente affinate attraverso un'analisi specifica del testo stesso (Loureiro & Alló, 2020 e Sinha et al., 2020). In particolare, durante questo processo si sono rimossi gli URL, sostituite le menzioni di utenti specifici con "@user" ed eliminato simboli come "\n", "-", "_", ".", "/", "&" e "amp". Inoltre, si sono rimossi eventuali doppi spazi presenti nel testo.

4. Metodologia

Per comprendere il tema del cambiamento tecnologico e come esso influenza il lavoro, sono state applicate metodologie tipiche della *Social Opinion Mining*. Per identificare l'atteggiamento dello scrittore o della scrittrice si sono utilizzate la *sentiment analysis* e l'indice di vantaggio comprato negativo, mentre per esplorare le tematiche maggiormente dibattute all'interno dei tweet si è usata una word clouds, i *bigram*, i *trigram* e la *topic modeling*. Infine per esaminare i fattori socio-economici che possono aver influenzato l'opinione pubblica nelle diverse regioni italiane è stata eseguita un'analisi econometrica. Di seguito, sono descritte le tre metodologie applicate.

4.1 Sentiment analysis

Esistono due tipi distinti di classificazione del *sentiment* (Alissa & Alzoubi, 2022). Il primo è la classificazione binaria, che prevede la suddivisione del *sentiment* in due gruppi: positivo e negativo. Il secondo tipo è la classificazione multi-classe, che permette di suddividere il *sentiment* in tre categorie: positivo, negativo e neutro (Batra et al., 2021 e Ghasiya & Okamura, 2021).

Il modello che utilizzeremo per condurre la *sentiment analysis* è un'evoluzione del modello *RoBERTa-base* sviluppato da Liu et al., (2016), nella sua ultima versione disponibile di dicembre 2021 (D. Loureiro et al., 2022). Gli autori hanno deciso di continuare ad addestrare ulteriormente il modello ogni 3 mesi a partire dal 2018, utilizzando 4,20 milioni di tweet ogni 3 mesi e tastandolo con il benchmark TweetEval (Barbieri et al., 2020) per verificare le sue prestazioni. Ad oggi risulta uno dei modelli maggiormente performanti per la realizzazione della *sentiment analysis* (D. Loureiro et al., 2022).

Si è scelto di pulire ulteriormente il testo dei tweet al fine di evitare eventuali problemi per l'algoritmo di *sentiment analysis*. Pradha et al., (2019) hanno confermato che una corretta tecnica di preelaborazione è fondamentale sia per la pulizia del testo che per migliorare l'accuratezza del classificatore. Oltre alla pulizia già menzionata, sono state rimosse tutte le lettere maiuscole, gli hashtag e il simbolo '@'. Il modello in output fornisce direttamente la classificazione in positivo, negativo e neutro del tweet.

4.2 Indice di vantaggio comparato negativo

Questo indicatore è stato calcolato considerando al numeratore il rapporto tra il numero di tweet classificati come negativi effettuati in una regione e il totale dei tweet realizzati nella regione e al denominatore il rapporto tra i tweet negativi realizzati in Italia e i tweet realizzati in Italia.

4.3 Topic modeling

La *topic modeling* è un approccio statistico per scoprire la struttura semantica all'interno di collezioni di documenti di grandi dimensioni (Kherwa & Bansal, 2018). Ha avuto origine negli anni Ottanta ed è stata sviluppata a partire dalla modellazione probabilistica generativa (Liu et al., 2016). Trovare *topic* nascosti su Twitter rappresenta una sfida a causa della natura informale e frammentaria dei tweet. Tuttavia, (Weng et al., 2010) hanno dimostrato che l'utilizzo della *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) può ancora produrre risultati soddisfacenti. LDA è un modello probabilistico bayesiano che genera un corpus. Esso considera i documenti come combinazioni di temi latenti descritti dalla distribuzione delle parole che contengono (Blei et al., 2003).

Seguendo lo studio condotto da Röder et al., (2015), che ha analizzato diversi parametri di coerenza degli argomenti per valutare il modello, si è scelto di utilizzare il parametro di coerenza denominato "Cv", che è stato identificato come il migliore.

Per facilitare l'applicazione del modello utilizzando il pacchetto *Gensim*, si sono effettuate ulteriori trasformazioni nel testo. Rispetto alla pulizia effettuata per la *sentiment analysis*, sono state rimosse tutte le menzioni, la punteggiatura e le stop word presenti nel testo. Inoltre, si è applicata la lemmatizzazione mantenendo solo i sostantivi, gli aggettivi, i verbi e gli avverbi.

Successivamente, sono stati condotti una serie di test di sensitività 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 di loro. I test sono stati eseguiti uno alla volta, mantenendo costanti gli altri parametri, e si è utilizzata la metrica di valutazione "Cv". Si è iterata la funzione su un intervallo di valori per il numero di argomenti, "alpha" e "beta" utilizzando il metodo della *Grid search*, che permette di individuare i valori ottimali. Al termine della *Grid search*, sono stati selezionati gli iperparametri che hanno prodotto il valore più alto di "Cv".

4.4 Analisi econometrica

Poiché la variabile di interesse (conteggio dei tweet negativi) è una variabile *count*, si è scelto di applicare un modello panel di regressione logistica di tipo Poisson.

Per capire se per l'analisi è più adatto un modello *random effect* o *fixed effect*, è stato condotto il test di *Hausman*.

4.3.1 Dati

Al fine di esaminare i fattori socio-economici che possono aver influenzato l'opinione pubblica nelle diverse regioni italiane, e in particolare che possono aver indotto gli/le utenti a pubblicare un tweet classificato come negativo, è stato creato un panel regionale di dati in cui le 20 regioni italiane sono le unità osservate nel periodo compreso tra il 2015 e il 2022, per un totale di 160 osservazioni.

Per la realizzazione di questo database sono state utilizzate principalmente tre banche dati: *ISTAT*, *EUROSTAT* ed *Orbis Intellectual Property*.

L'*ISTAT* è l'istituto nazionale di statistica italiano. Esso raccoglie molte tipologie di dati tra cui quelli utili allo studio condotto come: il fatturato delle imprese, il reddito medio delle famiglie, la

popolazione maschile, il tasso di disoccupazione, informazioni sul livello di istruzione, il PIL, la spesa in ricerca e sviluppo e l'indice di GINI.

EUROSTAT è l'ufficio statistico dell'Unione Europea. Esso è stato usato per ottenere informazioni su: l'età media della popolazione, il personale impiegato in settori ad alta intensità di conoscenza e tecnologia e la percentuale di famiglie con accesso a internet.

Infine è stato usato *Orbis Intellectual Property* che combina le informazioni societarie con dati approfonditi sui brevetti, per ottenere il numero di aziende che hanno registrato un brevetto in automazione, robotics, intelligenza artificiale e big data.

4.3.2 Modello

Il modello usato è espresso dalla seguente equazione:

$$\text{Tweet negativi} = f(\text{Fatturato imprese} + \text{Reddito medio famiglie} + \text{Popolazione maschile} + \text{Età media} + \text{Tasso di disoccupazione} + \text{Personale in HTEC} + \text{Istruzione} + \text{PIL} + \text{Spesa in R\&D} + \text{Brevetti} + \text{Indice di GINI} + \text{Accesso a internet})$$

Il risultato del test di *Hausman* suggerisce che va preferito il modello *fixed effect*.

Occorre considerare che le opinioni e le percezioni espresse dagli/dalle utenti nei tweet non sono frutto di ciò che accade nel momento esatto in cui i contenuti testuali vengono creati ma di eventi e circostanze accadute negli anni precedenti. Si è quindi deciso di adottare un *time lapse* di due anni, così da considerare i tweet effettuati nel 2015 come il frutto della media dei valori assunti dalle variabili esplicative negli anni 2012 e 2013. La stessa logica viene applicata per i tweet effettuati tra il 2016 e il 2022.

Per quanto concerne la variabile *Brevetti*, il salto temporale considerato corrisponde sempre a due anni. Tuttavia per rielaborare i valori è stata utilizzata la somma cumulata anziché la media dei brevetti registrati negli anni precedenti.

4.3.3 Variabili del modello econometrico

In Tabella 2 vengono riportate le definizioni delle variabili utilizzate nel modello. Tutte le variabili sono state considerate a livello regionale.

Variabile	Descrizione	Fonte
Dipendente		
Tweet negativi	Numero di tweet negativi	Elaborazione personale su dati Twitter
Indipendente		
Fatturato imprese	Logaritmo del fatturato annuale e totale delle imprese	Istat
Reddito medio famiglie	Logaritmo del reddito medio annuale delle famiglie	Istat
Popolazione maschile	Logaritmo della percentuale di individui di sesso maschile sul totale della popolazione italiana al 1 gennaio	Istat
Età media	Logaritmo dell'età media della popolazione al 1 gennaio	EUROSTAT
Tasso di disoccupazione	Logaritmo del tasso di disoccupazione totale annuo	Istat
Personale in HTEC	Logaritmo della percentuale dell'occupazione totale dei soggetti impiegati in settori ad alta intensità tecnologica e di conoscenza	EUROSTAT
Istruzione	Logaritmo della percentuale di individui con un'istruzione terziaria (universitari, dottorandi e specializzandi)	Istat
PIL	Logaritmo del PIL a prezzi concatenati con 2015 come anno di riferimento	Istat
Spesa in R&D	Logaritmo della spesa in ricerca e sviluppo di tutte le imprese attive nel territorio regionale, escluse le università private	Istat
Brevetti	Logaritmo del totale delle aziende che hanno registrato un brevetto in robot, IA e big data	Orbis Intellectual Property
Indice di GINI	Logaritmo dell'indice di GINI	Istat
Accesso a internet	Logaritmo della percentuale di famiglie con accesso a internet da casa	EUROSTAT

Tabella 2. Elenco delle variabili usate nel modello econometrico, fonte: elaborazione personale.

Per creare la variabile dipendente (*Tweet negativi*), sono stati esclusi tutti i tweet classificati come "neutri" e "positivi" utilizzando l'algoritmo di *Sentiment Analysis ROBERTa*. Ciò ha prodotto un campione di 29,104 tweet. Successivamente, è stata effettuata una somma annuale regionale di tutti i tweet considerati negativi (classificati come -1). Attraverso questo processo, è stata ottenuta una variabile dipendente che rappresenta il numero di opinioni negative regionali sugli impatti delle nuove tecnologie sull'occupazione.

Per le variabili indipendenti, *Fatturato imprese* corrisponde al logaritmo della somma dei ricavi derivanti dalla vendita di prodotti o servizi di tutte le imprese attive in una determinata regione e permette di valutare il grado di competitività imprenditoriale tra le diverse entità territoriali in analisi.

Reddito medio famiglie è il logaritmo del reddito medio annuale delle famiglie ed indica il livello medio di ricchezza disponibile per una famiglia rappresentativa italiana. Questa variabile fornisce un'indicazione del livello medio delle condizioni di vita della popolazione italiana, ma non tiene conto dell'equità nella distribuzione della ricchezza all'interno del territorio considerato.

Per rappresentare la composizione di genere e di età che caratterizza le regioni italiane sono state prese in considerazione due variabili: *Popolazione maschile* ed *Età media*. La prima corrisponde al logaritmo della percentuale di individui di sesso maschile sul totale degli e delle abitanti presenti al 1 gennaio dell'anno di riferimento, mentre la seconda è il logaritmo dell'età media della popolazione al 1 gennaio dell'anno di riferimento.

Tasso di disoccupazione è il logaritmo del rapporto percentuale tra il numero di persone con più di 15 anni che sono alla ricerca di un'occupazione e la corrispondente forza lavoro e dato ciò, può essere considerata una misura dello squilibrio tra domanda e offerta di lavoro presente all'interno della società.

Oltre alle condizioni economiche, si è deciso di considerare il tipo di competenze presenti nella popolazione italiana e il livello di istruzione. Si è incluso *Personale in HTEC*, che è il logaritmo della percentuale di occupati e occupate impiegati/e nei settori ad alta intensità tecnologica e conoscenza rispetto al totale degli occupati e *Istruzione*, che rappresenta il logaritmo percentuale di popolazione con un'istruzione terziaria (laurea triennale, magistrale e dottorato). Entrambe le variabili forniscono un'indicazione della proporzione di individui che, grazie al loro livello di istruzione e alle competenze acquisite nel loro ambito lavorativo, hanno una maggiore propensione a percepire i benefici dell'integrazione delle tecnologie di automazione nelle attività lavorative.

PIL corrisponde al logaritmo del prodotto interno lordo calcolato ai prezzi concatenati con anno di riferimento corrispondente al 2015. Tale variabile permette di misurare l'entità della nuova ricchezza prodotta all'interno di un determinato sistema economico al netto degli effetti causati dalla variazione dei prezzi.

Spesa in R&D corrisponde al logaritmo della somma delle risorse impiegate da tutte le imprese attive nello svolgimento di attività di ricerca e di sviluppo.

Brevetti rappresenta il numero di imprese che hanno registrato un brevetto relativo al settore dell'automazione, della robotica, dei big data e dell'intelligenza artificiale presso l'Ufficio Europeo dei Brevetti. Si considera pertanto una misura dell'output innovativo di una regione.

Per tenere in considerazione la distribuzione della ricchezza all'interno del territorio abbiamo preso in considerazione anche la variabile *Indice di GINI*, un indicatore dell'equità nella distribuzione della ricchezza all'interno di una società e che assume valori compresi tra 0 e 1. Valori vicini a 0 indicano una distribuzione del reddito e della ricchezza equa, mentre un valore pari a 1 indica una concentrazione della ricchezza nelle mani di un singolo individuo e una perfetta disuguaglianza nella distribuzione della ricchezza. In questo caso è stato considerato il logaritmo dell'Indice di GINI.

La variabile *Accesso a internet* corrisponde al logaritmo della percentuale di famiglie che dispongono dell'accesso alla rete Internet direttamente da casa. Essa non è altro che una proxy utilizzata per rappresentare il livello di competenze ITC di cui dispone la popolazione italiana e misura la numerosità di individui che dispongono dei requisiti minimi e indispensabili per poter utilizzare le tecnologie digitali e informatiche e beneficiare dei servizi offerti tramite le medesime.

5. Risultati

Di seguito sono esposti i risultati ottenuti, distinguendo tra descrizione del campione, *sentiment analysis*, indice di vantaggio comparato negativo, *topic modeling* e analisi econometrica.

5.1 Descrizione del campione

Il Grafico 1 e il Grafico 2 mostrano l'andamento nel tempo del numero di tweet per ogni tecnologia o processo preso in considerazione.

L'andamento nel tempo è altalenante anche se il picco nel numero di tweet si è registrato intorno al 2017 e al 2018. Occorre inoltre notare che il calo registrato nel 2022 potrebbe essere dovuto al fatto che per quell'anno si sono considerati solo i primi 9 mesi.

Le tecnologie che si confermano essere le più dibattute sono i robot, seguiti dall'intelligenza artificiale e dall'industria 4.0. Invece le tecnologie che presentano il minor numero di tweet sono il *deep learning*, la *machine learning*, i big data e la blockchain.

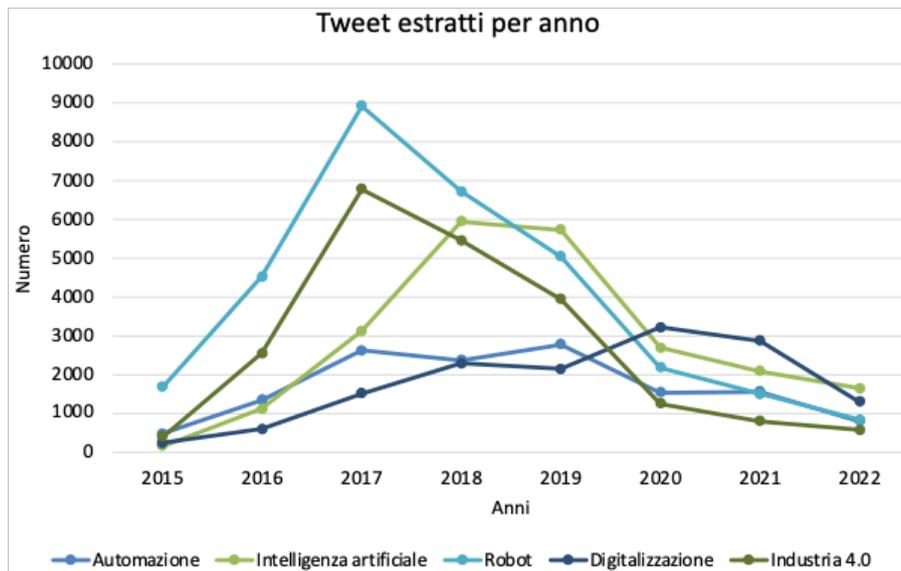


Grafico 1. Andamento nel tempo dei tweet geolocalizzati per categoria, fonte: elaborazione personale.

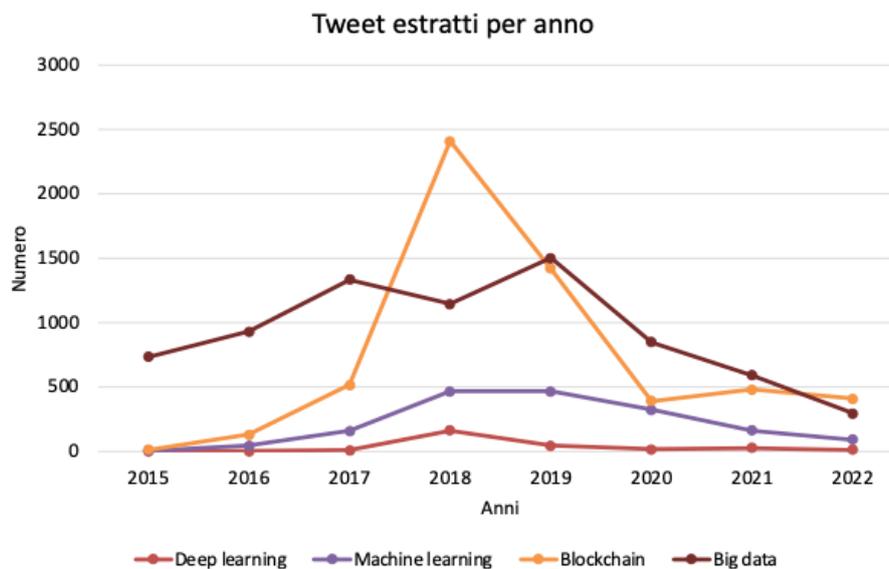


Grafico 2. Andamento nel tempo dei tweet geolocalizzati per categoria, fonte: elaborazione personale.

5.2 Sentiment analysis

Come prima analisi si è studiato l'andamento nel tempo del numero dei tweet classificati come positivi, negativi e neutri (Grafico 3). Dal grafico si può notare come per tutti gli anni presi in considerazione la maggior parte dei tweet risulta neutra. Il 2015 è l'unico anno in cui i tweet negativi sono maggiori dei positivi. Infine, si può osservare come i tweet positivi presentano un andamento crescente negli anni, ad indicare un aumento di consapevolezza sui benefici delle tecnologie e dei processi studiati.

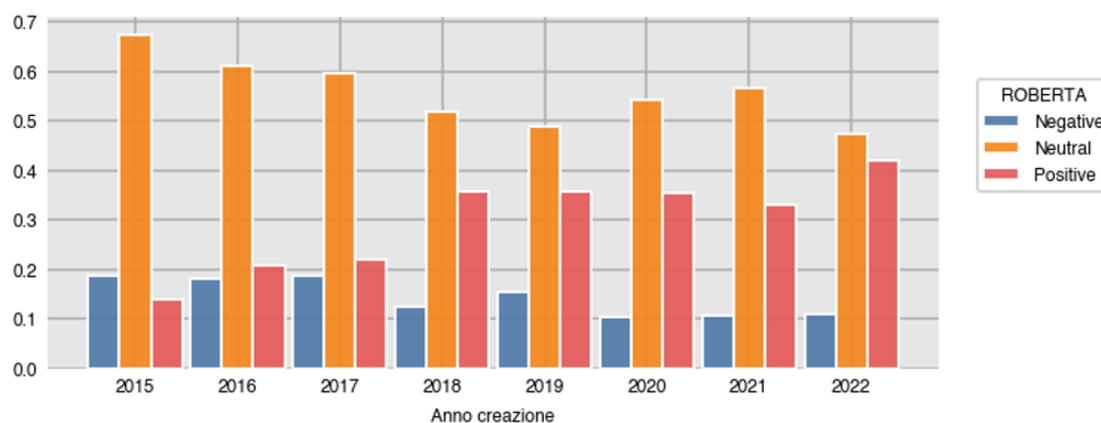


Grafico 3. Andamento nel tempo dei tweet classificati in positivo, negativo e neutro, fonte: elaborazione personale.

5.3 Indice di vantaggio comparato

Per iniziare a comprendere come il pensiero dell'opinione pubblica possa cambiare a livello regionale e come sia influenzata da alcune variabili socioeconomiche del territorio si è deciso di sfruttare le tre cartine mostrate nelle Figure 1, 2 e 3.

La Figura 1 riporta la distribuzione regionale del numero di tweet. Lombardia, Abruzzo e Lazio sono le regioni in cui viene twittato maggiormente, mentre Valle d'Aosta e Molise quelle in cui si fanno meno tweet.

La Figura 2 riporta la distribuzione regionale delle aziende con almeno un brevetto registrato nella categoria automazione, robotics, intelligenza artificiale o big data. Le regioni che presentano il maggior numero di aziende con almeno un brevetto nelle categorie considerate sono Lombardia, Lazio e Emilia-Romagna, mentre quelle con il minor numero sono Valle d'Aosta e Molise.

Nelle Figure 1 e 2 si può notare come la Lombardia sia la regione con più aziende con almeno un brevetto ed anche quella con il maggior numero di tweet. Sembrerebbe quindi che le regioni dove vi è un maggior numero di industrie attive nell'innovazione in questo campo, la consapevolezza sull'argomento e quindi le discussioni sui social riguardanti l'impatto delle tecnologie e dei processi di automazione siano maggiori.

Nell'ultima cartina (Figura 3) vi è rappresentato l'indice di vantaggio comparato negativo. Le regioni con una gradazione di colore più scura sono quelle con un indice di vantaggio comparato

negativo più elevato e quindi con un atteggiamento maggiormente negativo sull'argomento trattato.

Quello che si può notare è come le regioni in cui vi sono più aziende con un brevetto in automazione, robotics, intelligenza artificiale o big data siano anche le regioni con un atteggiamento più positivo (e quindi con una gradazione di colore più chiara nella cartina). C'è quindi un effetto di spillover positivo da parte delle aziende innovatrici nel settore sull'atteggiamento delle persone, le quali tenderanno ad avere un pensiero più positivo sull'impatto dell'automazione sul lavoro.

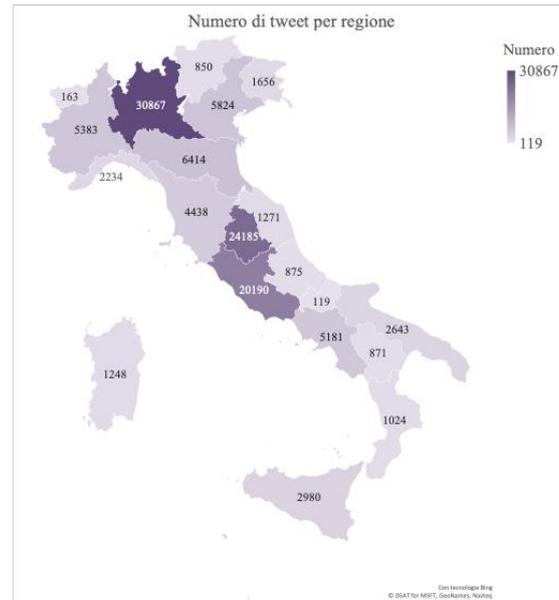


Figura 1. Numero totale di tweet effettuati in una regione italiana, fonte: elaborazione personale.

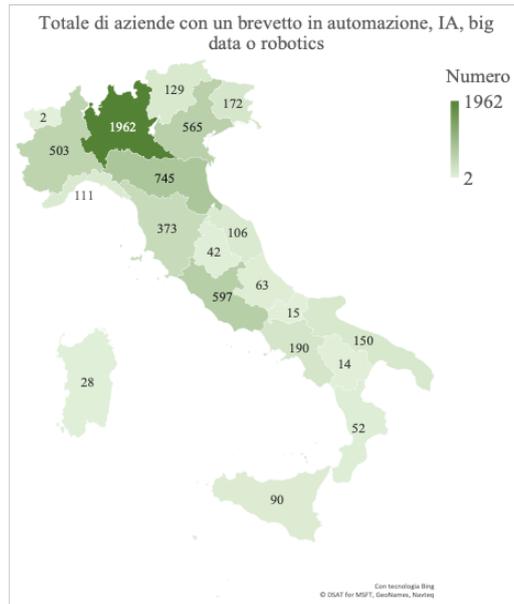


Figura 2. Numero totale di aziende con un brevetto in automazione, IA, big data e robotics, fonte: elaborazione personale.

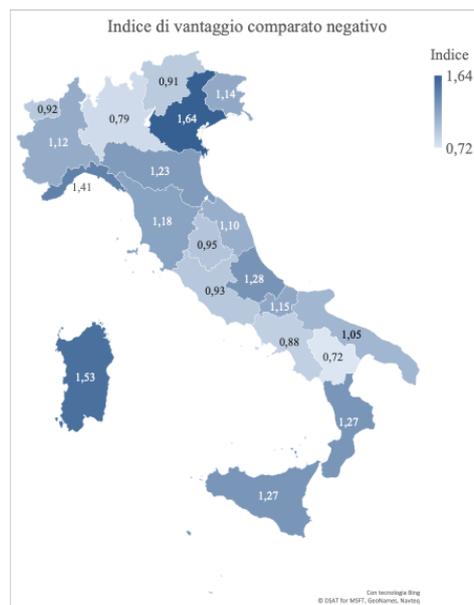


Figura 3. Indice di vantaggio comparato negativo, fonte: elaborazione personale.

5.4 Topic modeling

Per iniziare a comprendere quali sono gli argomenti maggiormente dibattuti all'interno dei tweet che riguardano l'impatto delle nuove tecnologie sul lavoro, si è scelta una rappresentazione grafica attraverso una Word Cloud (Figura 4), dove più la parola è grande più viene utilizzata all'interno dei tweet.

Come da aspettative le parole più citate nei tweet si riferiscono principalmente alle keywords utilizzate per scaricare i dati quali "lavoro", "robot", "digitalizzazione", "intelligenza artificiale". Compaiono tuttavia anche parole come "formazione", "smart working", "rischio", "nuove professioni", "competenze" e "ruberanno".



Figura 4. Word Cloud delle parole più usate esclusi gli hashtag,
 fonte: elaborazione personale.

Scendendo più nel dettaglio, si è deciso di analizzare i *bigram*, ovvero le coppie di parole che compaiono vicine frequentemente (Grafico 4). Ancora una volta compaiono le parole utilizzate per scaricare i dati quali "intelligenza artificiale", "industria 4.0", "posti lavoro" e "big data". Compaiono però anche parole come "robot ruberanno", "ruberanno lavoro", "milioni posti" e "nuove tecnologie".

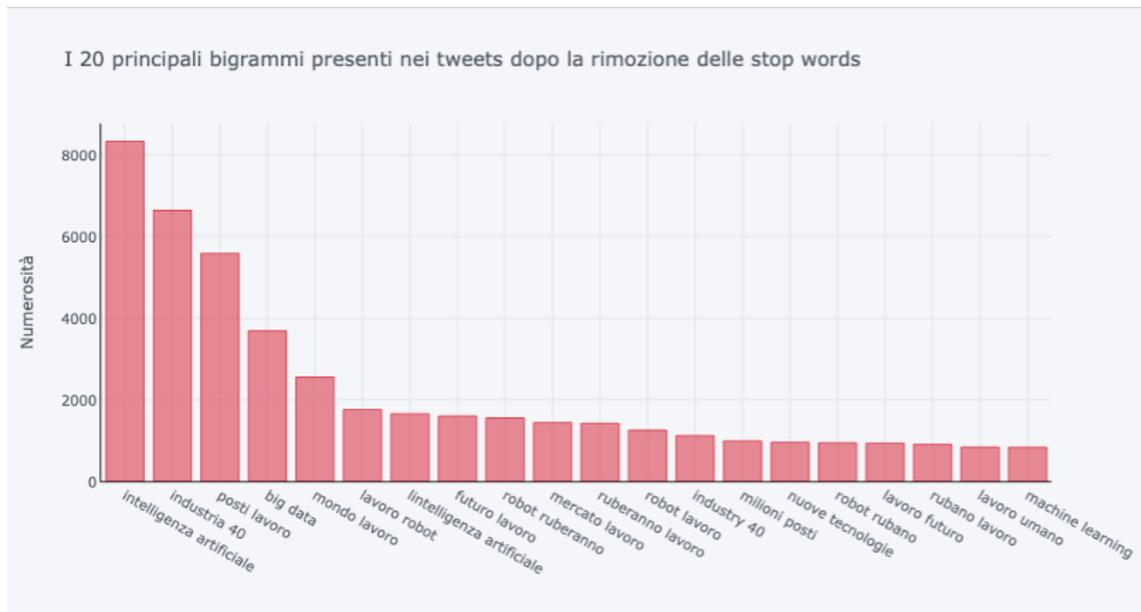


Grafico 4. I 20 principali bigram presenti nei tweet,

Risultati Grid search

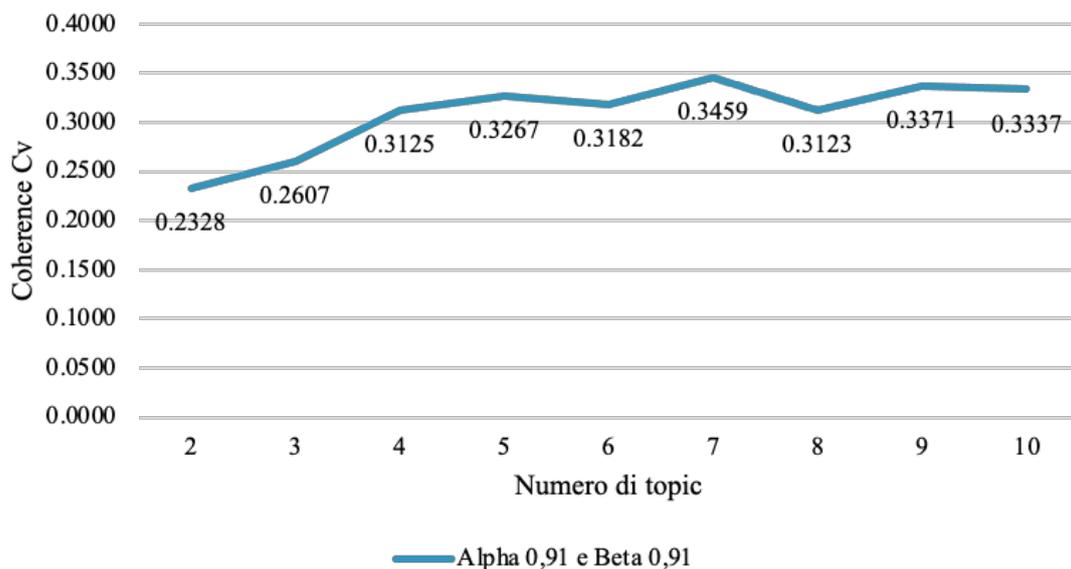


Grafico 6. Andamento del parametro coherence Cv al variare del numero di topic mantenendo costante alpha e beta, fonte: elaborazione personale.

Sulla base delle parole chiave fornite del modello per ogni *topic*, sono stati attribuiti i titoli riportati nella Tabella 3. Gli argomenti identificati sono: "La digitalizzazione e il mercato del lavoro", "Studi di ricerca sulla digitalizzazione", "Analisi dei big data", "Innovazione e cambiamento digitale guidano il futuro", "Tecnologia che crea lavoro e occupazione", "Rischi legati all'automazione, robot e AI" e infine "Lavoratori e disoccupazione".

<i>Topic</i>	Titolo
1	La digitalizzazione e il mercato del lavoro
2	Studi di ricerca sulla digitalizzazione
3	Analisi dei big data
4	Innovazione e cambiamento digitale guidano il futuro
5	Tecnologia che crea lavoro e occupazione
6	Rischi legati all'automazione, robot e AI
7	Lavoratori e disoccupazione

Tabella 3. Titoli assegnati a ciascun topic, fonte: elaborazione personale.

Successivamente, è stato utilizzato un algoritmo per classificare ciascun tweet nel campione in uno dei 7 *topic* identificati e sono stati contati i tweet per ogni argomento (Grafico 7). Quello che emerge è che il tema maggiormente dibattuto risulta essere quello dei "Rischi legati

all'automazione, robot e AI" seguito da "Lavoratori e disoccupazione" e infine solo come terzo "Innovazione e cambiamento digitale guidano il futuro".

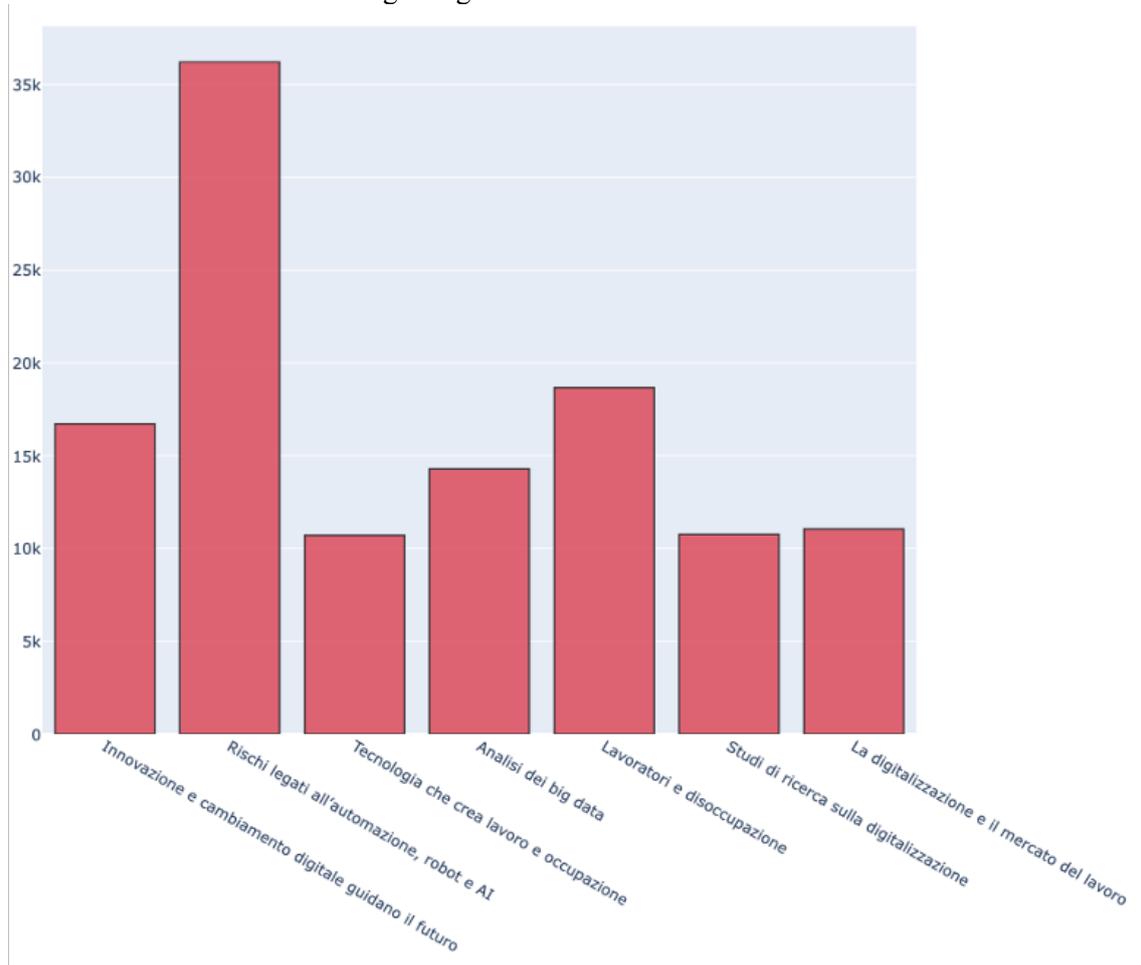


Grafico 7. Numero di tweet per ogni topic,
 fonte: elaborazione personale.

Se si studia invece l'andamento nel tempo per i vari topic (Grafico 8), il topic legato a "Rischi legati all'automazione, robot e AI" è stato il maggiormente dibattuto fino a metà del 2020, poi ha iniziato ad essere superato o ad alternarsi con il topic "Lavoratori e disoccupazione". Gli altri argomenti hanno avuto un andamento altalenante per tutto il periodo studiato.

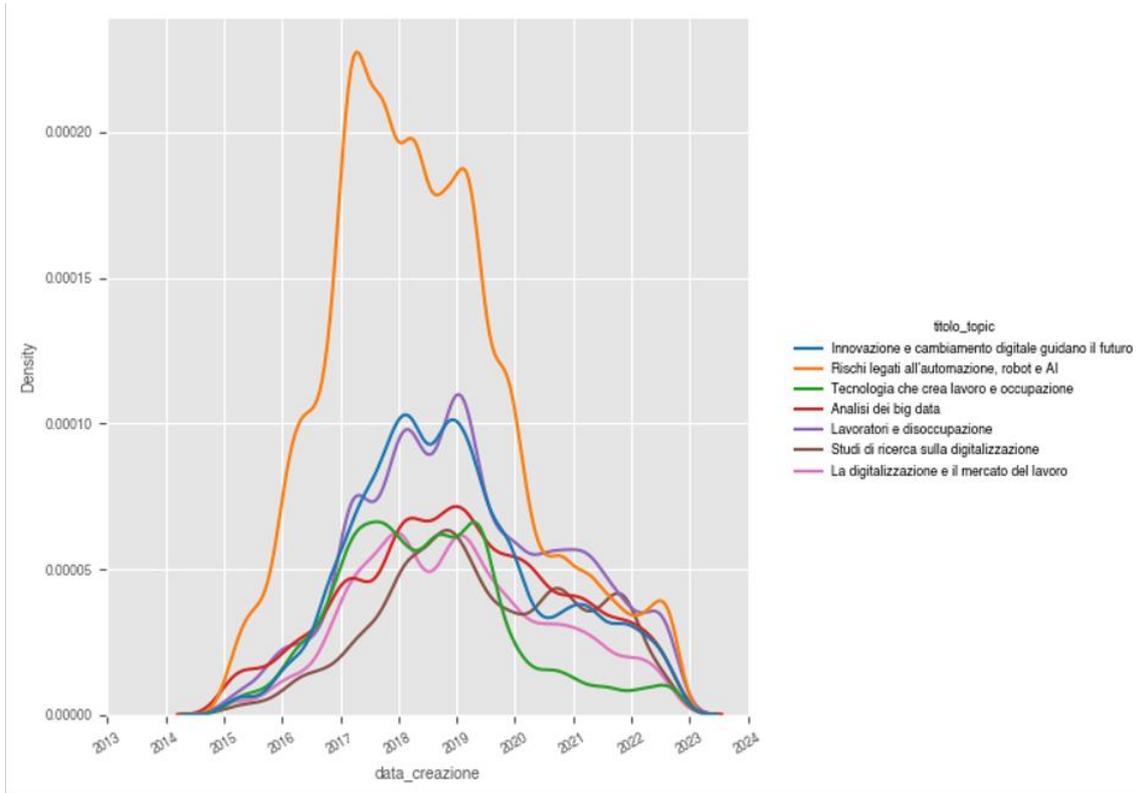


Grafico 8. Andamento temporale dei topic,
 fonte: elaborazione personale.

Considerando le singole regioni italiane (Grafico 9 e Grafico 10), in tutte le regioni il *topic* maggiormente dibattuto è quello "Rischi legati all'automazione, robot e AI", le uniche eccezioni sono la Campania e il Molise dove si parla principalmente di "Tecnologia che crea lavoro e occupazione".

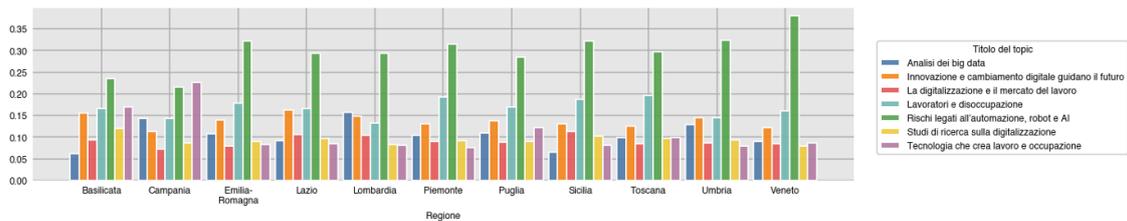


Grafico 9. Topic maggiormente discussi all'interno delle regioni,
 fonte: elaborazione personale.

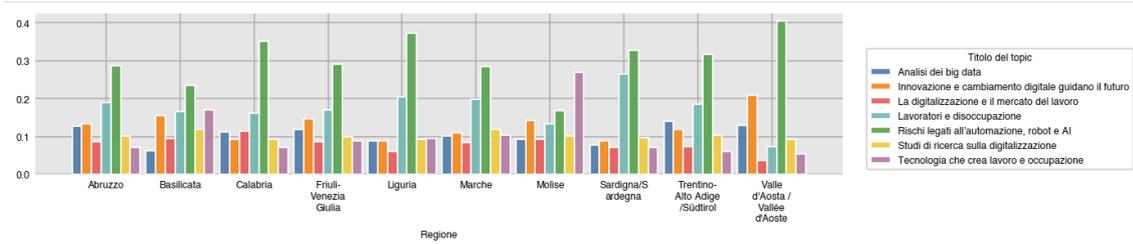


Grafico 10. Topic maggiormente discussi all'interno delle regioni, fonte: elaborazione personale.

Incrociando i risultati della classificazione dei tweet in positivi, negativi e neutri e i *topic* identificati si può notare come la maggior parte dei tweet negativi si concentri nel *topic* "Rischi legati all'automazione, robot e AI" e in quello che tratta dei "Lavoratori e disoccupazione". In tutti i *topic* la maggior parte dei tweet risulta essere neutra e negli altri *topic* non citati prevalgono i tweet positivi rispetto a quelli negativi se non si considerano i neutri.

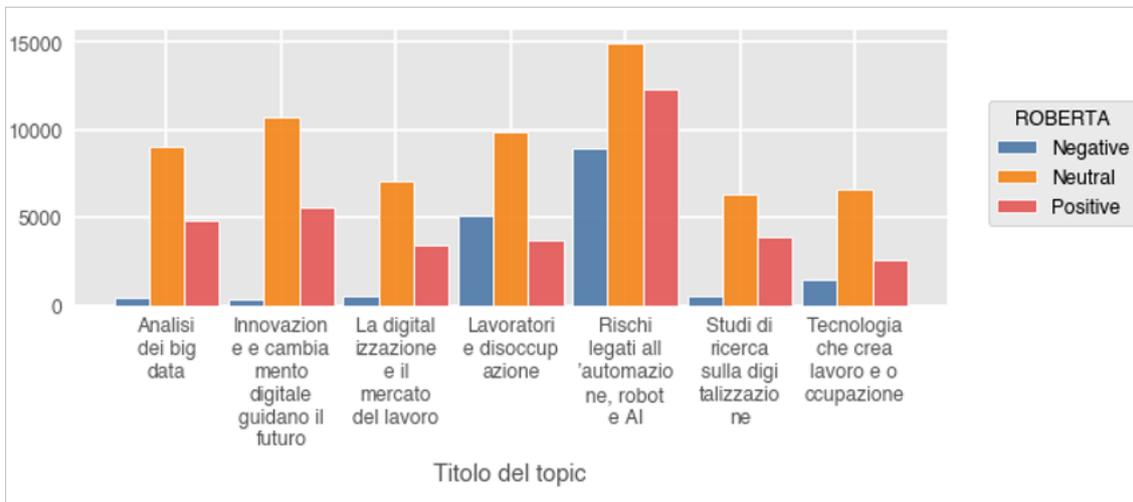


Grafico 10. Topic maggiormente discussi all'interno delle regioni, fonte: elaborazione personale.

Modello econometrico

Nella Tabella 4 sono riportate le statistiche descrittive di ciascuna delle variabili utilizzate nel modello econometrico scelto per l'analisi. Queste statistiche evidenziano gli elementi più significativi per comprendere la distribuzione dei valori delle variabili, come la media, la deviazione standard, il valore minimo e il valore massimo. Come precedentemente menzionato, anche le statistiche descrittive mettono in luce l'effetto dell'applicazione del logaritmo sulle variabili indipendenti, poiché tutte le variabili mostrano valori compresi nell'intervallo [-2,6; 20.50] e una bassa dispersione (deviazione standard mai superiore a 2.61). Per quanto riguarda la variabile dipendente (*Tweet negativi*) la sua media è pari a 101.67, mentre la deviazione standard è molto grande pari a 162.2, il minimo è pari a zero e il max è pari a 920.

Variabile	Media/%	Dev. Std.	Min	Max
Tweet negativi	101.67	162.2	0	920
Fatturato imprese	18.14	1.27	15.49	20.55
Reddito medio famiglie	10.29	0.14	9.98	10.55
Popolazione maschile	-0.72	0.01	-0.75	-0.71
Età media	3.81	0.04	3.71	3.89
Tasso di disoccupazione	2.37	0.44	1.35	3.14
Personale in HTEC	-3.63	0.4	-4.66	-2.6
Istruzione	-2.03	0.16	-2.34	-1.57
PIL	10.78	1.1	8.38	12.82
Spesa in R&D	13.21	1.4	9.89	15.48
Brevetti	6.52	2.61	0	13.18
Indice di GINI	-1.16	0.08	-1.32	-0.97
Accesso a internet	-0.39	0.12	-0.71	-0.19

Tabella 4. Statistiche descrittive delle variabili, fonte: elaborazione personale.

Dalla Tabella 5 è possibile analizzare i risultati derivanti dall'applicazione del modello panel di regressione logistica Poisson di tipo *fixed effects*.

Variabili	Tweet negativi
Fatturato imprese	-0.482** (0.178)
Reddito medio famiglie	-4.736*** (0.519)
Popolazione maschile	29.13 . (16.611)
Età media	-30.716*** (5.113)
Tasso di disoccupazione	2.799*** (0.202)
Personale in HTEC	-0.279 . (0.169)
Istruzione	-3.559*** (0.495)
PIL	1.342 (0.828)
Spesa in R&D	-0.644** (0.196)
Brevetti	2.98*** (0.075)
Indice di GINI	1.013* (0.442)
Accesso a internet	-12.841*** (0.8)
Numero di osservazioni	160
Log-Likelihood	-902.3047

Errori standard in parentesi, . $p < 0.1$ * $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$
Tabella 5. Risultati modello di regressione, fonte: elaborazione personale.

Fatturato imprese e Reddito medio famiglie risultano essere statisticamente significative ($p < 0.01$ e $p < 0.001$) con un coefficiente negativo pari rispettivamente a -0.482 e -4.736 . Il segno di *Fatturato imprese* potrebbe essere dovuto alla convinzione della popolazione italiana che se le imprese dispongono di maggiori risorse economiche, saranno in grado di migliorare i processi lavorativi, creare nuove opportunità professionali e fornire adeguata formazione per preservare il numero di occupati anche dopo l'introduzione delle tecnologie di automazione. Per quanto riguarda la variabile *Reddito medio famiglie*, un maggior benessere economico potrebbe ridurre la preoccupazione per la perdita del lavoro e il rischio percepito di sostituzione con le nuove tecnologie.

Popolazione maschile risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.1$) con un coefficiente positivo pari a 29.13 . Questo indica che gli uomini sono più propensi a percepire in modo negativo l'impatto delle nuove tecnologie sull'occupazione rispetto alle donne. Ciò potrebbe essere il risultato di una maggiore propensione delle donne ad analizzare in modo più approfondito i fenomeni, considerando diversi punti di vista, ma potrebbe anche essere influenzato dal fatto che l'argomento in questione ha una minore rilevanza nella determinazione della percezione delle donne. Infatti, le donne sono presenti in minor numero all'interno delle imprese e sono impiegate in professioni meno soggette al rischio di automazione (Bannò et al., 2021). Di conseguenza, le donne guardano alle nuove tecnologie in modo più obiettivo, riuscendo a cogliere, più degli uomini, anche gli aspetti positivi derivanti dalla loro introduzione nelle imprese.

Età media risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.001$) con un coefficiente negativo pari a -30.716 . Questo potrebbe essere dovuto al fatto che un aumento della percentuale di popolazione italiana vicina o già in età pensionabile riduce l'interesse per le nuove tecnologie e l'impatto sull'occupazione o la percezione del rischio di sostituzione del lavoro umano.

Tasso di disoccupazione risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.001$) con un coefficiente positivo pari a 2.799 . Questa relazione positiva potrebbe essere spiegata dal fatto che coloro che hanno ancora un lavoro si sentono più minacciati, poiché la probabilità di perdere l'occupazione è già elevata, indipendentemente dalle nuove tecnologie di automazione. Di conseguenza, una parte significativa della popolazione italiana potrebbe percepire le nuove tecnologie come una potenziale minaccia per la perdita del proprio lavoro, sottovalutando i vantaggi che potrebbero derivare dalla loro applicazione nelle mansioni lavorative.

Personale in HTEC risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.1$) con un coefficiente negativo pari a -0.279 . Questo potrebbe essere attribuito al fatto che questi lavoratori operano a stretto contatto con le tecnologie di automazione e ne sperimentano direttamente i benefici in termini di efficienza e velocità nel processo produttivo, nonché di riduzione del carico di lavoro e integrazione delle mansioni svolte dagli esseri umani. Di conseguenza, la loro percezione tende ad essere meno negativa rispetto ad altre categorie lavorative.

Istruzione risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.001$) con un coefficiente negativo pari a -3.559 . Ciò potrebbe essere dovuto al fatto che le persone con un alto livello di istruzione tendono ad adottare una prospettiva più ampia e considerano i costi e i benefici in modo equilibrato. Pertanto, non si concentrano solo sugli aspetti negativi dell'introduzione delle nuove tecnologie nelle imprese, come la sostituzione dell'uomo, ma sono in grado di riconoscere anche i benefici in termini di efficienza produttiva e alleggerimento delle mansioni lavorative.

PIL non è statisticamente significativa.

Spesa in R&D risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.01$) con un coefficiente negativo pari a -3.559 . *Brevetti* risulta essere statisticamente significativo ($p < 0.001$) con un coefficiente positivo pari a 2.98 . I coefficienti associati a queste due variabili devono essere considerati insieme, poiché l'Italia presenta un divario significativo tra le risorse investite nella ricerca e sviluppo (R&S) e il numero di brevetti registrati. Anche se le imprese italiane aumentassero i

finanziamenti per l'attività di R&S, la loro limitata capacità innovativa e le dimensioni ridotte porterebbero principalmente a innovazioni incrementali o a un numero limitato di nuove invenzioni, non proporzionate alle risorse impiegate. In particolare, per queste due variabili, si osserva che un coefficiente di *Brevetti* positivo questo potrebbe essere dovuto al fatto che l'ottenimento di un nuovo brevetto viene percepito dalla popolazione italiana come una minaccia aggiuntiva per il lavoro umano. Più tecnologie vengono brevettate, maggiori sono i rischi di sostituzione dell'uomo in un numero crescente di occupazioni, aumentando così il numero di tweet negativi molto inferiore rispetto a quello dei brevetti. Pertanto, combinando l'interpretazione dei due coefficienti, si può concludere che l'effetto netto delle due variabili è positivo, il che significa che la ricerca e lo sviluppo riducono leggermente il numero di tweet negativi fino a quando non si traducono in qualcosa di concreto come un brevetto, ovvero in una minaccia effettiva.

Indice di GINI risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.05$) con un coefficiente positivo pari a 1.013. Il coefficiente di Gini è una misura dell'equità nella distribuzione della ricchezza in un sistema economico e deve essere interpretato insieme al *PIL*. Se aumenta con il *PIL* ciò indica che la nuova ricchezza prodotta non viene distribuita equamente a tutta la popolazione. In base ai dati empirici riportati, sia per il *PIL* che per l'*Indice di GINI*, il coefficiente stimato risulta essere maggiore di zero. Pertanto, se entrambe le variabili aumentano e il sistema economico presenta un'iniquità nella distribuzione della ricchezza, il numero di tweet negativi generati aumenta come forma di protesta da parte dei lavoratori contro l'uso delle nuove tecnologie di automazione che favoriscono solo i capitalisti e causano la dislocazione di determinate categorie di lavoratori.

Infine *Accesso a internet*, che rappresenta la capacità di utilizzo delle nuove tecnologie da parte della popolazione italiana, risulta essere statisticamente significativa ($p < 0.001$) con un coefficiente negativo pari a -12.841. Avere una connessione Internet e competenze digitali rappresenta un requisito fondamentale per adattarsi al nuovo mondo digitale e acquisire familiarità con le nuove tecnologie. La relazione negativa tra questa variabile e la variabile dipendente indica che un aumento delle famiglie italiane con accesso a Internet porta a una maggiore capacità di avvicinarsi alle nuove tecnologie e comprendere i vantaggi e i benefici della loro integrazione nel lavoro. Pertanto, i risultati empirici suggeriscono che un aumento della percentuale di italiani in grado di utilizzare le nuove tecnologie e apprezzare i benefici anche nella vita quotidiana tende a ridurre l'ostilità nei confronti di tali tecnologie.

7. Conclusioni

Comprendere come l'opinione pubblica sul cambiamento tecnologico e sull'automazione è fondamentale per guidare le politiche pubbliche, promuovere l'adattamento, favorire l'accettazione sociale e pianificare strategicamente le iniziative di automazione. Ciò contribuisce a garantire che il cambiamento tecnologico sia gestito in modo equo, inclusivo e vantaggioso per tutti.

I governi dovrebbero essere in grado di mitigare gli impatti che il cambiamento tecnologico e l'automazione hanno sul lavoro attraverso lo sviluppo di politiche pubbliche efficaci, cercando di favorire la creazione di nuove occupazioni e favorendo lo spostamento dei lavoratori sostituiti verso altre mansioni. Inoltre, si dovrebbe cercare di far comprendere alla popolazione sia gli aspetti positivi che negativi. Infatti, queste nuove tecnologie richiedono del personale che le mantengano in funzione nel tempo, permettendo la creazione di nuovi posti di lavoro, che possono compensare in parte quelli persi.

Se l'automazione viene percepita come una minaccia per l'occupazione, può essere importante implementare programmi di formazione per comprenderne i benefici e riqualificare le persone per acquisire competenze richieste dal mercato del lavoro in evoluzione.

Comprendere le preoccupazioni e le aspettative delle persone può guidare la pianificazione strategica e consentire di adattare le iniziative di automazione per massimizzare i benefici sia per

le organizzazioni che per la società nel suo complesso. Infatti se le persone si sentono coinvolte nel processo decisionale e comprendono i benefici e gli svantaggi dell'automazione, potrebbero essere più inclini ad accettare e adottare queste tecnologie in modo responsabile.

Il presente studio presenta alcuni limiti riguardanti la metodologia utilizzata per l'assegnazione dei titoli ai *topic* identificati. Nonostante il metodo sia ampiamente accettato nella letteratura, rimane un processo arbitrario. Inoltre, potrebbe esserci un *bias* nei dati in quanto potrebbero essere state escluse delle parole per il download dei tweet durante la costruzione della chiave di ricerca.

Come sviluppo futuro, si suggerisce l'ampliamento degli Stati oggetto d'analisi per cercare di sviluppare un quadro a livello Europeo sul tema e poi eventualmente estendere lo studio anche ad altre realtà a livello mondiale. Sarebbe utile anche studiare il fenomeno, ampliandolo sul piano temporale, per monitorare i miglioramenti e i peggioramenti dell'opinione pubblica nel tempo. Uno dei temi che riguardano lo studio dell'opinione pubblica e che potrebbe essere anch'esso oggetto di future analisi è quello delle *fake news* che circolano in rete. In particolare, internet viene considerato come il principale veicolo delle informazioni ma esse non sono sempre fondate o verificate e quindi le *fake news* potrebbero essere molte.

Bibliografia

- Acemoglu, D., Autor, D.H., 2010. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. National Bureau of Economic Research, Cambridge (Loureiro & Alló, 2020). <https://doi.org/10.3386/w16082>
- Acemoglu, D., Restrepo, P., 2020. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy* 128, 2188–2244. <https://doi.org/10.1086/705716>
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., 2019. Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy. *Econometrics* 149–164. <https://doi.org/10.24187/econometrics.2019.510t.1994>
- 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>
- Autor, D.H., 2010. The polarization of job opportunities in the US labor market: Implications for employment and earnings (No. 6), Center for American Progress and The Hamilton Project.
- Bannò, M., Filippi, E., & Trento, S. (2021). Rischi di automazione delle occupazioni: Una stima per l'Italia. *Stato e mercato*, 3, 315–350. <https://doi.org/10.1425/103268>
- Barbieri, F., Camacho-Collados, J., Espinosa Anke, L., & Neves, L. (2020). TweetEval: Unified Benchmark and Comparative Evaluation for Tweet Classification. *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*, 1644–1650. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.findings-emnlp.148>
- Batra, H., Punn, N. S., Sonbhadra, S. K., & Agarwal, S. (2021). *BERT-Based Sentiment Analysis: A Software Engineering Perspective*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2106.02581>
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*.
- Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., van den Berge, W., 2020. Automation: A guide for policymakers. Brookings Institution, Washington D.C.

- Blanas, S., Gancia, G., Lee, S.Y. (Tim), 2019. Who is afraid of machines? *Economic Policy* 34, 627–690. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiaa005>
- 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>
- Brynjolfsson, E., McAfee, A., 2014. *The second machine age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W.W. Norton & Company, New York and London.
- Carbonero, F., Ernst, E., Weber, E., 2018. Robots worldwide: the impact of automation on employment and trade (Working Paper No. 36). International Labour Office (ILO).
- Chiacchio, F., Petropoulos, G., Pichler, D., 2018. The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach (Working Paper No. Issue 2). Bruegel, Brussels.
- 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>
- Ford, M., 2016. *Rise of the robots: Technology and the threat of a jobless future*, First paperback edition. ed. Basic Books, New York.
- Frey, C.B., Osborne, M., 2017. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change* 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Ghasiya, P., & Okamura, K. (2021). Investigating COVID-19 News Across Four Nations: A Topic Modeling and Sentiment Analysis Approach. *IEEE Access*, 9, 36645–36656. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3062875>
- Goos, M., Manning, A., Salomons, A., 2014. Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *American Economic Review* 104, 2509–2526. <https://doi.org/10.1257/aer.104.8.2509>
- Graetz, G., Michaels, G., 2018. Robots at work. *The Review of Economics and Statistics* 100, 753–768. https://doi.org/10.1162/rest_a_00754
- Keynes, J.M., 1930. The economic possibilities for our grandchildren, in: *Essays in Persuasion*. pp. 358–373.
- 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., Tamilmani, 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>
- Lloyd, C., Payne, J., 2019. Rethinking country effects: robotics, AI and work futures in Norway and the UK. *New Technology, Work and Employment* 34, 208–225. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12149>
- Loureiro, D., Barbieri, F., Neves, L., Espinosa Anke, L., & Camacho-collados, J. (2022). TimeLMs: Diachronic Language Models from Twitter. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations*, 251–260. <https://doi.org/10.18653/v1/2022.acl-demo.25>

- 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>
- Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., Marrs, 2013. Disruptive technologies: advances that will transform life, business, and the global economy (No. 180). McKinsey Global Institute, San Francisco, California.
- Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R., Sanghvi, S., 2017. Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation (No. 150). McKinsey Global Institute, San Francisco, California.
- Mariasole Bannò, Emilia Filippi, & Sandro Trento. (2021). Rischi di automazione delle occupazioni: Una stima per l'Italia. *Stato e mercato*, *3*, 315–350. <https://doi.org/10.1425/103268>
- Martinelli, A., Mina, A., Moggi, M., 2019. The enabling technologies of industry 4.0: Examining the seeds of the fourth industrial revolution (No. 2019/09), LEM Working Paper Series. Laboratory of Economics and Management (LEM), Scuola Superiore Sant'Anna, Pisa.
- Pradha, S., Halgamuge, M. N., & Tran Quoc Vinh, N. (2019). Effective Text Data Preprocessing Technique for Sentiment Analysis in Social Media Data. *2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/KSE.2019.8919368>
- Qaiser, S., Yusoff, N., Kabir Ahmad, F., & Ali, R. (2020). Sentiment Analysis of Impact of Technology on Employment from Text on Twitter. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*, *14*(07), 88. <https://doi.org/10.3991/ijim.v14i07.10600>
- 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>
- Regona, M., Yigitcanlar, T., Xia, B., & Li, R. Y. M. (2022). Artificial Intelligent Technologies for the Construction Industry: How Are They Perceived and Utilized in Australia? *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, *8*(1), 16. <https://doi.org/10.3390/joitmc8010016>
- 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>
- Schlogl, L., Weiss, E., Prainsack, B., 2021. Constructing the 'Future of Work': an analysis of the policy discourse. *New Technology, Work and Employment* ntwe.12202. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12202>
- 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>
- Sostero, M., 2020. Automation and robots in services: review of data and taxonomies. European Commission, Seville, Spain.
- Upchurch, M., 2018. Robots and AI at work: the prospects for singularity. *New Technology, Work and Employment* *33*, 205–218. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12124>

-
- Wajcman, J., 2017. Automation: is it really different this time? *The British Journal of Sociology* 68, 119–127. <https://doi.org/10.1111/1468-4446.12239>
- 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>
- Yilmaz, İ. G., Aygün, D., & Tanrikulu, Z. (2017). Social Media's Perspective on Industry 4.0: A Twitter Analysis. *Social Networking*, 06(04), 251–261. <https://doi.org/10.4236/sn.2017.64017>