

*Tania Cerquitelli*

Politecnico di Torino, Dipartimento  
di Automatica e Informatica  
tania.cerquitelli@polito.it

 <https://orcid.org/0000-0002-9039-6226>

*Matteo Berta*

Politecnico di Torino, Dipartimento  
di Automatica e Informatica  
matteo.bera@polito.it

 <https://orcid.org/0009-0009-3046-0386>

## L'APPLICATIVO DI INCLUSIVELY: UNA VIA PER L'INCLUSIONE?

### The Inclusively app: A path for inclusion?

#### ABSTRACT

The reflection on the use of language and the demand for a more inclusive communication paradigm are now at the center of public and institutional debate. In this context, new technologies and the spread of Generative Artificial Intelligence play a crucial role. Large Language Models (LLMs), the main expressions of this technology, are trained in an unsupervised way on huge amounts of uncontrolled data, thus contributing to the perpetuation of social biases. Inclusively was born with the aim of offering a generative model of inclusive language, based on supervised data produced by experts in the domain, proposing itself as an effective tool for intralingual translation from non-inclusive to inclusive language.

KEYWORDS: natural language processing, inclusive language, artificial intelligence

#### INTRODUZIONE

“I limiti del mio linguaggio sono i limiti del mio mondo” scriveva Ludwig Wittgenstein nel suo *Tractatus Logico-Philosophicus*: ogni esperienza che possiamo esprimere attraverso il linguaggio partecipa alla costruzione del nostro universo mentale e del modo in cui interpretiamo e di conseguenza abitiamo il mondo. Questa crescente consapevolezza di come il linguaggio plasmi le percezioni sociali (Boroditsky 2011) ha, dunque, spinto la società civile a riflettere su un paradigma comunicativo più inclusivo, capace di garantire equità e rispetto delle diversità. A questo cambiamento stanno partecipando diversi enti nazionali e regionali, così come le istituzioni accademiche, fornendo le loro linee guida per una transizione ad un linguaggio inclusivo.

Parallelamente al dibattito linguistico, si intensifica anche la riflessione etico-tecnologica, alimentata dalla rapida diffusione dell'intelligenza artificiale generativa. In particolare, nell'ambito del linguaggio, questo ha enorme rilevanza, perché i Large Language Models (LLMs), modelli addestrati su enormi quantità di testo per comprendere e generare linguaggio umano, hanno mostrato capacità sorprendenti, suscitando un interesse crescente per il loro potenziale impatto in una vasta gamma di contesti applicativi. Questi modelli, comunemente considerati come la forma più esplicativa e paradigmatica dell'intelligenza artificiale, rivelano però una natura intrinsecamente opaca: i meccanismi interni restano in larga parte sconosciuti per via della loro natura di *black-box*. Recenti studi stanno cercando di entrare dentro questa scatola per cercare di ricostruire la biologia di questi modelli, comprenderli a fondo e perfezionare il loro funzionamento (Lindsey et al. 2025). Tuttavia, nonostante gli studi più recenti, gli LLMs appaiono ancora come veicoli di riproduzione e perpetuazione di fallace che popolano la società e che si tramutano in un'espressione parziale del reale, specchio di chi produce i dati su cui i modelli sono addestrati. La natura variegata delle fonti, assimilabili a quasi ogni informazione si possa trovare su internet, è aprioristicamente problematica dal punto di vista epistemologico e gnoseologico perché porta con sé, in una sorta di pesca a strascico, dati contenenti i bias più disparati (Navigli et al. 2023). Partendo dalle leggi di Kranzberg (1986), che escludono l'idea di una malvagità intrinseca della tecnologia, e ricorrendo all'ironia del rasoio di Hanlon<sup>1</sup> (Bloch 1980) intendiamo contribuire al superamento di bias inconsci insiti negli LLM per sviluppare un modello linguistico ad hoc: **Inclusively** (Greco et al. 2025).

## MOTIVAZIONI E LIMITI ATTUALI

Una comunicazione efficace è essenziale per condividere idee, diffondere informazioni, ma anche redigere leggi e regolamenti. In contesti formali, come annunci pubblici, verbali o messaggi amministrativi l'uso di un linguaggio inclusivo è particolarmente importante, garantendo che ogni persona si senta riconosciuta, rispettata e trattata equamente (Ta et al. 2022). L'inclusività nell'uso del linguaggio rimane, però, una sfida. In primo luogo perché vi è una tendenza a sottovalutare gli effetti negativi del linguaggio non inclusivo, che, in modo inconsapevole, può trasmettere pregiudizi e promuovere sentimenti di esclusione. In secondo luogo per una mancanza di formazione mirata che lascia ai singoli individui la responsabilità di sviluppare autonomamente le competenze necessarie all'utilizzo di un linguaggio equo.

Inoltre, il linguaggio utilizzato comunemente nelle comunicazioni formali contiene spesso bias impliciti che riflettono e rafforzano le disuguaglianze sociali. Queste distorsioni possono essere sottili, nascosti nella scelta delle parole, nella struttura delle frasi o nelle assunzioni implicite su ruoli di genere o norme culturali. Di conseguenza, anche comunicazioni ben intenzionate possono, involontariamente, escludere o marginalizzare alcuni gruppi, evidenziando la necessità di strumenti e strategie in grado di individuare e mitigare tali bias linguistici.

<sup>1</sup> "Non attribuire a malizia ciò che si spiega agevolmente con la stupidità".

Ulteriori sfide sono poste dalle lingue romanze, come l'italiano, dato che utilizzano ampiamente il genere grammaticale, rendendo complicato il raggiungimento di espressioni neutre rispetto al genere (Piergentili et al. 2023). Il classificatore universale, ad esempio, in italiano, è maschile. La forma "Gli studenti" è normalmente utilizzata come opzione neutra predefinita, nonostante si riferisca al genere maschile, un uso che non promuove un cambiamento verso un linguaggio più rispettoso e inclusivo. Un'alternativa più equa potrebbe essere l'uso di termini neutri rispetto al genere, come "la componente studentesca". Tuttavia, espressioni di genere come queste sono ancora comuni nelle comunicazioni formali, sottolineando la necessità di sviluppare strumenti e framework che supportino pratiche di scrittura inclusive.

Questa questione non riguarda solo l'italiano, ma si riscontra anche in altre lingue romanze, come spagnolo e francese, a causa dell'uso prevalente di forme di genere maschile. Tradizionalmente, la forma maschile è adottata come opzione predefinita, ma cresce la consapevolezza dell'esigenza di alternative neutre. Poiché il problema è diffuso, diventa essenziale individuare soluzioni capaci di promuovere una comunicazione inclusiva a livello globale. In particolare, l'uso di un quantificatore universale maschile, se sostituito gradualmente da opzioni neutre, potrebbe a lungo andare trasformare il substrato linguistico, rendendolo meno marcato sul piano del genere.

A questo si aggiunge un problema generazionale: le generazioni più anziane, formate in un'epoca in cui l'inclusività linguistica non era un tema centrale, fanno più fatica ad adeguarsi a un linguaggio neutro e inclusivo. Le abitudini consolidate nel tempo risultano difficili da modificare e richiedono uno sforzo consapevole, oltre a un'adeguata comprensione del valore di un cambiamento linguistico effettivo.

In questo contesto dinamico entrano in gioco i Large Language Models, che, grazie alla loro apparente semplicità d'uso, rappresentano uno strumento rapido e accessibile per la generazione automatica di testi. Come detto in precedenza, però, possono essere veicolo di promozione di bias e stereotipi. Da quando l'utilizzo di queste tecnologie è diventato così diffuso, molti studi si stanno concentrando sull'indagarne i limiti e i bias associati. Nel tempo, per esempio, è stata studiata la presenza di bias di rappresentazione<sup>2</sup> e bias di affinità<sup>3</sup> (Kumar et al. 2024), bias di genere (Kotek et al. 2023) e bias riguardanti la nazionalità (Shrawgi et al. 2024). Queste analisi dimostrano con forza l'urgenza di sviluppare dataset bilanciati e strategie di mitigazione specifiche, in modo da addestrare modelli di deep learning capaci di riconoscere e correggere le distorsioni contestuali. Solo attraverso la creazione di corpora ad hoc sarà possibile avvicinarsi a sistemi di generazione del linguaggio più equi, in grado di rispettare la diversità senza rinunciare alle prestazioni tecniche.

Oltre alle prestazioni tecniche, i Large Language Models (LLM) presentano un elevato costo computazionale, derivante dalla loro capacità di affrontare con buona accuratezza una vasta gamma di task. Questo aspetto comporta una serie di criticità aggiuntive: dall'impossibilità, per la maggior parte degli utenti, di eseguire tali modelli in locale, fino all'enorme impatto ambientale legato al consumo di energia elettrica e di acqua necessario sia per l'addestramento che per l'inferenza. Inoltre, i costi estremamente elevati, spesso

---

<sup>2</sup> Tendenza degli LLMs di generare output che riflettono le esperienze di un certo gruppo identitario.

<sup>3</sup> Preferenza degli LLMs per una certa narrazione o punto di vista.

dell'ordine di miliardi di dollari, limitano la possibilità di sviluppare nuovi modelli a un numero ristretto di attori, contribuendo così alla concentrazione del potere tecnologico e conoscitivo in mano a poche grandi aziende.

Per affrontare le sfide evidenziate nelle sezioni precedenti, **Inclusively** nasce come una soluzione progettata per facilitare l'adozione di pratiche linguistiche inclusive. Questo strumento sfrutta le capacità dell'Intelligenza Artificiale Generativa per offrire una piattaforma intuitiva che aiuta nella diffusione di una comunicazione equa, rispettando al contempo le sfumature linguistiche, utilizzando, per fare ciò, modelli specifici per la singola task e, dunque, computazionalmente leggeri (Sarti et al. 2024, La Quatra et. al. 2023, Polignano et. al. 2019).

L'idea alla base dello strumento è fornire un feedback in tempo reale per la scrittura inclusiva, identificando le sezioni non inclusive del testo e suggerendo riformulazioni più eque di queste porzioni. Inclusively può essere concepito come un traduttore intra-linguistico o un correttore di bozze che trasforma il linguaggio non inclusivo in linguaggio inclusivo (La Quatra et al. 2024).

Inclusively cerca di adattarsi alle strutture grammaticali e alle norme culturali, generando raccomandazioni pertinenti, accurate e pratiche per il pubblico di riferimento. Nel contesto lavorativo, per esempio, Inclusively può colmare le differenze generazionali offrendo risorse personalizzate in grado di rispondere ai diversi livelli di familiarità con il linguaggio inclusivo.

## INCLUSIVELY

Inclusively si basa su una metodologia pensata per aiutare gli utenti ad affrontare la complessità della comunicazione moderna. Parte da un processo di specializzazione di un modello linguistico esistente mediante una nuova fase di addestramento, utilizzando una collezione di dati priva di distorsioni linguistiche. Lo strumento riesce, dopo questa fase, ad identificare e trasformare il linguaggio non inclusivo in alternative più inclusive, cercando di garantire che le riformulazioni proposte siano appropriate sia dal punto di vista culturale che linguistico. In linea con quanto raccontato sulle problematiche relative ai Large Language Models, Inclusively dà priorità a dati di alta qualità creati appositamente per questo compito, in modo da affrontare efficacemente i problemi che si propone di risolvere.

Il processo completo per la creazione di ciò che l'utente visualizza inizia con (1) una collaborazione tra esperti di linguistica ed esperti di Natural Language Processing (NLP), i quali pongono le basi del sistema attraverso la creazione di un benchmark solido. Questo benchmark viene sviluppato in tre passaggi fondamentali: definizione dei criteri linguistici, raccolta dei dati rilevanti e annotazione accurata dei dati, al fine di garantire dati etichettati di alta qualità. Questi passaggi sono cruciali per la creazione di un dataset che rifletta la varietà linguistica e colga le sfumature della comunicazione inclusiva e non inclusiva. (2) Una fase di *Model Learning* in cui vengono addestrati diversi modelli di deep learning per svolgere due compiti complementari: rilevare le occorrenze di linguaggio non inclusivo e riformulare tali espressioni in una forma più inclusiva. Questo addestramento

duale consente allo strumento di identificare le espressioni problematiche e di offrire alternative costruttive, contestualmente appropriate. Dopo la fase di addestramento, viene condotta una fase di (3) *Model Evaluation* per valutare le performance dei vari modelli. Tale valutazione prevede test rigorosi secondo molteplici metriche, tra cui accuratezza, precisione, richiamo e efficienza computazionale, con l'obiettivo di individuare i modelli più efficaci. I modelli con le prestazioni migliori vengono infine selezionati per essere implementati all'interno dello strumento Inclusively.

Attraverso questa pipeline articolata in più fasi, il processo di sviluppo integra competenze linguistiche e innovazione tecnica, dando vita a uno strumento di revisione linguistica pensato per promuovere l'inclusività nell'uso del linguaggio.

## INCLUSIVELY: PROCESSO DI ANNOTAZIONE E ADDESTRAMENTO DEI MODELLI

La creazione di dati di alta qualità viene eseguita partendo dalla ricerca di fonti di testo ufficiali di amministrazioni locali o enti pubblici. I team esperti del dominio linguistico opera sui documenti così ottenuti: in primo luogo essi vengono letti e selezionati per essere divisi in frasi. Dopodiché ciascuna frase riceve una classificazione tra tre diverse categorie:

- **Inclusiva:** la frase viene classificata come inclusiva nella sua totalità e non ha bisogno di ulteriori modifiche.
- **Neutrale:** la frase viene classificata come non pertinente per la task di distinzione tra inclusiva e non inclusiva, potrebbe essere solo una data o una frase di circostanza (e.g. “Prima Parte (ore 9:30–11:30)”).
- **Non Inclusiva:** alcune parti della frase o la sua totalità vengono considerate non inclusive.

Superato il processo di classificazione si procede alla revisione delle frasi non inclusive in modo da produrre una o più riformulazioni inclusive di ognuna di esse. Il compito delle persone esperte della lingua, in questo momento, è molto delicato. L'obiettivo è di garantire il mantenimento di significato e chiarezza della frase iniziale, eliminando ciò che la rendeva non inclusiva. In questo modo è possibile creare un dataset specializzato sulla riformulazione del linguaggio amministrativo, trattando una grande varietà di casi differenti afferenti a questo dominio. Le situazioni possibili sono innumerevoli, spesso non si usa il femminile per alcuni ruoli o professioni, oppure si fa uso di stereotipi legati al genere.

Il dataset, una volta creato, serve ad addestrare la catena di modelli che lavorano dietro le quinte del tool di Inclusively. Nello specifico viene addestrato un primo modello di classificazione che si occupa di riconoscere quali segmenti del testo di ingresso sono non inclusivi. In catena a questo modello viene aggiunto un modulo generativo, addestrato sulle riformulazioni proposte, capace di prendere i segmenti classificati come non inclusivi dal modello precedente e di tradurli nella loro versione inclusiva.

## INCLUSIVELY: PROCESSO DI VALIDAZIONE

Per valutare al meglio le performance dei modelli è stato creato un sondaggio proposto ai team linguistici. Il primo sondaggio, utile per la valutazione del modello di classificazione, consiste nel visualizzare quali parole, ottenute tramite tecniche di Explainable AI, hanno contribuito maggiormente alla classificazione. La persona esperta deve, in questo caso, selezionare, per ogni predizione, una delle seguenti opzioni:

- **Corretta:** la predizione è influenzata solo da parole che incidono sull’inclusività della frase.
- **Parzialmente Corretta:** la predizione è influenzata principalmente da parole che incidono sull’inclusività della frase, ma sono state segnalate come rilevanti anche parole non pertinenti.
- **Non Corretta:** la predizione è influenzata solo da parole che non incidono sull’inclusività della frase.

Lo scopo di questa valutazione è assicurarsi che le predizioni del modello siano ancorate ai principi linguistici delineati e maggiormente significativi per la determinazione dell’inclusività. In questo modo è anche possibile valutare la presenza di eventuali bias o interpretazioni scorrette.

Per valutare il modello di riformulazione è stato delineato un protocollo in cui è stato richiesto di valutare criticamente l’accuratezza qualitativa di ognuna delle riformulazioni proposte. Le persone esperte hanno dunque assegnato un’etichetta scelta tra le seguenti categorie:

- **Corretto:** la riformulazione è corretta e può essere accettata senza ulteriori modifiche.
- **Parzialmente Corretto – Significato Modificato:** la riformulazione non è completamente corretta e richiede un intervento umano perché il modello ha parzialmente modificato il significato della frase originale.
- **Parzialmente Corretto – Correzione Parziale:** la riformulazione non è completamente corretta e richiede un intervento umano per essere accettata perché il modello ha risolto solo in parte le espressioni non inclusive.
- **Errato:** la riformulazione è errata perché non risolve nessuna delle espressioni non inclusive.

## INCLUSIVELY: INTERFACCIA

Il tool di Inclusively è stato costruito con l’idea di avere tre diverse interfacce pensate per differenti utilizzatori.

La prima interfaccia è quella di *Assistenza alla Scrittura*, ed è pensata per supportare l’utente standard, una persona non esperta nella scrittura e nella redazione di testi inclusivi. Questa interfaccia utilizza la pipeline di modelli descritta precedentemente per evidenziare tutte le frasi non inclusive e proporre, per ciascuna di esse, una riformulazione inclusiva. Ciò avviene visivamente con la barratura e colorazione in rosso delle parti di testo non inclusive, e la colorazione in verde dei segmenti di testo riscritti dal modello.

La seconda interfaccia è dedicata ad un'utenza esperta, specializzata in linguistica o comunicazione, che può contribuire attivamente con feedback e valutazioni per migliorare le funzionalità del sistema. L'idea è di permettere l'annotazione manuale da parte dell'utente, per valutare le performance di classificazione o di riformulazione.

La terza interfaccia è pensata per il reparto di data scientist, incorpora algoritmi di *explainability* che evidenziano quali parti delle frasi hanno maggiormente influenzato le predizioni. Evidenzia, inoltre, le parole che maggiormente hanno contribuito alla scelta di una data riformulazione, fornendo dati che permettono un profondo livello di conoscenza del sistema. Per esempio, immaginando una frase di input come "l'app fornisce strumenti per gli studenti", in questa interfaccia ci immaginiamo di ricevere una classificazione non inclusiva fortemente dipendente dalla parola "studenti".

## DISCUSSIONE

Diversi modelli di deep learning sono stati addestrati per affrontare due compiti fondamentali: il rilevamento di espressioni linguisticamente non inclusive e la generazione automatica di riformulazioni in chiave inclusiva. L'efficacia di tali modelli viene valutata tramite un approccio misto, combinando metriche quantitative con valutazioni qualitative condotte da annotatori esperti. I modelli con le prestazioni più elevate sono stati integrati in un'architettura a cascata all'interno dell'applicativo di traduzione intralinguistica: Inclusively. Questo tool, progettato per facilitare la scrittura inclusiva attraverso l'individuazione automatica di formulazioni potenzialmente escludenti e la proposta di alternative efficaci e linguisticamente inclusive.

I modelli esercitano un impatto significativo sia sul piano tecnico sia su quello applicativo. In particolare, il rilevamento e la riformulazione di espressioni non inclusive contribuiscono a migliorare la qualità del testo scritto, favorendo una maggiore consapevolezza sull'importanza dell'uso di un linguaggio rispettoso e rappresentativo. I riscontri qualitativi ottenuti in ambienti formali, come quelli accademici e amministrativi, hanno evidenziato un apprezzamento per la coerenza stilistica e l'efficacia comunicativa delle alternative proposte. Tali evidenze suggeriscono un potenziale rilevante per l'integrazione dei modelli all'interno di flussi redazionali esistenti, con benefici attesi in termini di chiarezza espressiva e percezione di equità nei documenti ufficiali.

Le attuali limitazioni del lavoro riguardano principalmente la specializzazione sul solo linguaggio italiano, la focalizzazione su domini formali e amministrativi, e la dimensione ancora contenuta del dataset. Tuttavia, il progetto si sta sviluppando proprio in direzione di un superamento di questi limiti.

Per quanto concerne l'aspetto linguistico, i team dedicati stanno lavorando alla creazione di dataset per lo spagnolo e il francese, con l'obiettivo di estendere il tool ad altre lingue. Parallelamente, si sta valutando l'ampliamento dei domini trattati, includendo ambiti più vicini al mondo della scuola e dell'infanzia, così da rendere il sistema più versatile e rappresentativo. Infine, il dataset attuale è oggetto di un costante processo di ampliamento: il lavoro di raccolta e aggiornamento dei dati prosegue quotidianamente, contribuendo in modo significativo al miglioramento complessivo delle performance del sistema.

Il progetto *Inclusively* si inserisce in una riflessione più ampia sul ruolo che l'intelligenza artificiale può assumere nella ridefinizione degli strumenti comunicativi e, di riflesso, delle strutture cognitive e sociali. I modelli linguistici inclusivi, per i motivi analizzati nell'introduzione, possono essere considerati come attori che partecipano attivamente alla ricostruzione del rapporto significante-significato, modificando paradigmi consolidati in modo da rendere visibili realtà marginalizzate.

In questo contesto è importante essere consapevoli che l'infrastruttura linguistica e tecnologica su cui si fondano questi modelli resta permeata da presupposti culturali, storici e ideologici, spesso non esplicitati. Lavorare per un'intelligenza artificiale inclusiva significa riconoscerne le stratificazioni e operare criticamente su di esse, attraverso scelte progettuali responsabili, pratiche di annotazione attente e un dialogo costante con le comunità coinvolte. Solo così sarà possibile costruire sistemi che non solo imitino il linguaggio umano, ma contribuiscano anche a migliorare l'impatto sociale, orientandolo verso una rappresentazione più equa e plurale della realtà.

## RINGRAZIAMENTO

Questo studio è stato realizzato nell'ambito del progetto “E-MIMIC: Empowering Multilingual Inclusive Communication” (Nr. 2022WEFCFP), finanziato dal Ministero dell'Università e della Ricerca – con il programma PRIN 2022 (D.D. 104 – 02/02/2022). Il contenuto di questo manoscritto riflette esclusivamente le opinioni e le posizioni degli autori, e il Ministero non può essere ritenuto responsabile delle stesse.

## BIBLIOGRAFIA

- BLOCH Arthur, 1980, *Murphy's Law Book Two: More Reasons Why Things Go Wrong!*, New York: Price/Stern/Sloan.
- BORODITSKY Lera, 2011, “How Language Shapes Thought”, *Scientific American* 304: 62–65.
- GRECO Salvatore, LA QUATRA Moreno, CAGLIERO Luca, CERQUITELLI Tania, 2025, “Towards AI-assisted Inclusive Language Writing in Italian Formal Communications”, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 16 (4): 1–24, DOI: 10.1145/3729237.
- KOTEK Hadas, DOCKUM Rikker, SUN David, 2023, “Gender Bias and Stereotypes in Large Language Models”, (in:) *Proceedings of the ACM Collective Intelligence Conference (CI '23)* ACM: 12–24.
- KRANZBERG Melvin, 1986, “Technology and History: ‘Kranzberg's Laws’”, *Technology and Culture* 27 (3): 544–560.
- KUMAR Abhishek, YUNUSOV Sarfaroz, EMAMI Ali, 2024, “Subtle Biases Need Subtler Measures: Dual Metrics for Evaluating Representative and Affinity Bias in Large Language Models”, (in:) *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, vol. 1: *Long Papers*, Bangkok: Association for Computational Linguistics, 375–392.
- LA QUATRA Moreno, CAGLIERO Luca, 2023, “BART-IT: An Efficient Sequence-to-sequence Model for Italian Text Summarization”, *Future Internet* 15 (1), DOI: 10.3390/fi15010015.
- LA QUATRA Moreno, GRECO Salvatore, CAGLIERO Luca, TONTI Michela, DRAGOTTO Francesca, RAUS Rachele, CAVAGNOLI Stefania, CERQUITELLI Tania, 2024, “Building Foundations for Inclusiveness through Expert-annotated Data”, (in:) *Proceedings of the EDBT/ICDT Workshops 2024*, <https://ceur-ws.org/Vol-3651/DARLI-AP-3.pdf> (consultato il 19 aprile 2025).

- LINDSEY Jacob et al., 2025, *On the Biology of a Large Language Model*, Transformer Circuits, <https://transformer-circuits.pub/2025/attribution-graphs/biology.html> (consultato il 19 aprile 2025).
- NAVIGLI Roberto, CONIA Simone, ROSS Björn, 2023, “Biases in Large Language Models: Origins, Inventory, and Discussion”, *Journal of Data and Information Quality* 15 (2): 1–21, DOI: 10.1145/3597307.
- PIERGENTILI Andrea, FUCCI Dennis, SAVOLDI Beatrice, BENTIVOGLI Luisa, NEGRI Matteo, 2023, “Gender Neutralization for an Inclusive Machine Translation: From Theoretical Foundations to Open Challenges”, (in:) *Proceedings of the First Workshop on Gender-Inclusive Translation Technologies*, Tampere: European Association for Machine Translation, 71–83.
- POLIGNANO Marco, BASILE Pierpaolo, DE GEMMIS Marco, SEMERARO Giovanni, BASILE Valerio, 2019, “AIBERTO: Italian BERT Language Understanding Model for NLP Challenging Tasks Based on Tweets”, (in:) *Proceedings of the 6th Italian Conference on Computational Linguistics (CLiC-it '19)*, Bari: CEUR Workshop Proceedings, 312–317.
- SARTI Gabriele, NISSIM Malvina, 2024, “IT5: Text-to-text Pretraining for Italian Language Understanding and Generation”, (in:) *Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)*, Torino: ELRA and ICCL, 9422–9433.
- SHRAWGI Hari, RATH Prasanjit, SINGHAL Tushar, DANDAPAT Sandipan, 2024, “Uncovering Stereotypes in Large Language Models: A task Complexity-based Approach”, (in:) *Proceedings of the 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, vol. 1: *Long Papers*, St. Julian's: Association for Computational Linguistics, 1841–1857.
- TA Vivian, BOYD Ryan L., SERAJ Sahar, KELLER Anne, GRIFFITH Caroline, LOGGARAKIS Alexia, MEDEMA Lael, 2022, “An Inclusive, Real-world Investigation of Persuasion in Language and Verbal Behavior”, *Journal of Computational Social Science* 5: 883–903.
- WITTGENSTEIN Ludwig, 1922, *Tractatus Logico-Philosophicus*, London: Kegan Paul.