



Università telematica delle
Camere di Commercio Italiane

DOTTORATO DI RICERCA IN
BIG DATA E INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Curriculum "Intelligenza Artificiale per Industria 5.0 ed Economia Circolare"

Ciclo XXXVIII

Tesi di Dottorato di Ricerca in
Artificiale troppo Umano. Dall'equità alla correttezza
algoritmica come presupposto di una nuova forma di
Machine Learning

Dott.ssa Nunzia Cosmo

Coordinatore del Corso
Chiar.ma Prof.ssa
BARBARA MARTINI

Tutor
Chiar.ma Prof.ssa
ISABELLA BONACCI

Co-Tutor
Chiar.ma Dott.ssa
ANNA ILLIANO

Anno Accademico 2024/2025



Finanziato
dall'Unione europea
NextGenerationEU



Ministero
dell'Università
e della Ricerca



Italiadomani
PIANO NAZIONALE
DI RIPRESA E RESILIENZA

Universitas
Mercatorum

Università telematica delle
Camere di Commercio Italiane

INDICE

INDICE.....p.2

INTRODUZIONE.....p.5

I CAPITOLO.....p.17

L'Intelligenza artificiale in azienda. Analisi e prospettive

§1. Prolegomeni a una storia del concetto di *Intelligenza Artificiale*. Significato e tipologia.....p.19

§2. L'Intelligenza Artificiale nelle aziende. Impatto e sviluppi in campo organizzativo.....p.31

§3. *Artificial Intelligence e Human Resources Management*: l'automazione nei processi di *selection* ed *employee retention* nell' *Impresa 5.0*.....p.47

§4. «Lo stato dell'Intelligenza Artificiale a supporto della Direzione HR». Uno studio sui casi italiani.....p.53

§5. Osservazioni su organizzazione e *infosfera*.....p.68

II CAPITOLO.....p.75

Tra nuove competenze ed equità di genere.

Un ponte tra organizzazione e Intelligenza Artificiale

§1. Sulle applicazioni dell'AI in organizzazione.....p.75

§2. *AI e Human Resources Management*. Strumenti di applicazione.....p.78

§3. Gli algoritmi di apprendimento automatico nell'HRM.....p.95

§4. Dalla correttezza algoritmica all'equità. Storia e prospettive sul problema del pregiudizio di genere.....p.110

§5. L'AI come motore evolutivo delle competenze in organizzazione.....	p.118
--	-------

III CAPITOLO.....p.123

Metodologia della ricerca

§1. Ricerca preliminare sul database scientifico Scopus e selezione della letteratura scientifica.....	p.123
§2. Analisi bibliometrica.....	p.129
§3. Identificazione degli argomenti di cluster.....	p.155
§4. <i>Content Analysis</i>	p.165
§5. Risultati dell'analisi della letteratura scientifica: <i>focus</i> , criticità e limiti teorici e metodologici.....	p.176

IV CAPITOLO.....p.187

Il caso Magnaghi Aerospace (MAGROUP)

§1. Impostazione <i>Case Study</i>	p.187
§2. Contesto e Profilo Aziendale.....	p.188
§3. Risorse Umane, Cultura Aziendale e innovazione tecnologica.....	p.190
§4. Implementazione dell'Intelligenza Artificiale nella Gestione delle Risorse Umane.....	p.192
§5. Ambiti di Applicazione dell'AI nelle HR di MAGROUP.....	p.193
§6. Il Modello organizzativo di MAGROUP.....	p.196

V CAPITOLO.....p.211

Risultati della ricerca

§1. Osservazioni preliminari.....	p.211
§2. Implicazioni relative al <i>Gender Gap</i>	p.212
§3. Conclusioni.....	p.215
§4. Implementazioni della ricerca.....	p.224
BIBLIOGRAFIA.....	p.231

INTRODUZIONE

L'Artificial Intelligence (AI) rappresenta, oggi, un tema universale di ricerca; essa attraversa e connette discipline scientifiche, umanistiche, tecnologiche e sociali. Non è soltanto un insieme di strumenti informatici ma un nuovo paradigma di conoscenza che interroga il modo in cui apprendiamo, decidiamo, produciamo e interpretiamo la realtà.

Un chiaro riferimento allo stato dell'arte delle applicazioni dell'AI nel contesto organizzativo, a livello globale, si trova nei report annuali redatti dalla Stanford University.

In particolare, l'AI Index Report 2025 descrive un momento di piena maturazione dell'AI come tecnologia economica e organizzativa, non più confinata alla sperimentazione o alla ricerca avanzata. L'AI rappresenta una componente strutturale delle strategie aziendali globali, con un livello di adozione, investimento e integrazione senza precedenti.

Rispetto alla diffusione dell'AI nelle aziende, nel 2024 si è registrata una fortissima accelerazione nell'uso dell'AI da parte delle organizzazioni. Il 78% delle aziende, a livello globale, ha dichiarato di utilizzare AI, rispetto al 55% dell'anno precedente (AI Index Report 2025, p.261).

Il 71% utilizza applicazioni di Generative AI (GenAI) in almeno una funzione aziendale, più del doppio rispetto al 2023 (AI Index Report 2025, p. 261).

L'AI è ormai considerata una fonte di creazione di valore, non un progetto sperimentale o marginale.

Questo indica che l'adozione dell'AI ha superato la fase-pilota ed è entrata in una fase di implementazione diffusa, anche se con livelli di maturità molto diversi tra aziende e regioni.

Il report evidenzia un record storico negli investimenti privati in AI: si sono registrati 252,3 miliardi di dollari di investimenti globali in AI solo nel 2024 (AI Index Report 2025, p.247).

La crescita è trainata soprattutto da investimenti privati (+44,5%) e da acquisizioni e fusioni (AI Index Report 2025, p. 247-248).

La GenAI rappresenta oltre il 20% degli investimenti privati, con 33,9 miliardi di dollari raccolti (AI Index Report 2025, p. 249).

A livello geografico, gli Stati Uniti dominano nettamente gli investimenti aziendali in AI (AI Index Report 2025).

Il divario con Cina ed Europa si amplia, soprattutto nel campo della GenAI (AI Index Report 2025).

Tuttavia, l'adozione operativa cresce rapidamente anche in Europa e nella Greater China, segnalando una competizione globale sempre più intensa sull'implementazione, non solo sulla ricerca (AI Index Report 2025).

Questo dato è interessante: nel prosieguo del lavoro si noterà che lo sviluppo dell'AI e del Machine Learning (ML) è trainato e dalla ricerca e dalle pratiche di implementazione messe in atto in ambito organizzativo.

Dove viene applicata l'AI in azienda?

Secondo il report, le principali aree di applicazione dell'AI nelle imprese sono: service operations (customer service; supporto; automazione dei processi); supply chain e logistica; software engineering; marketing e vendite; operations e manufacturing.

I benefici osservati sono reali ma ancora limitati in termini di entità. Molte aziende riportano riduzioni di costo ma spesso inferiori al 10% (AI Index Report 2025, p.218).

I guadagni di fatturato sono presenti, soprattutto in marketing e vendite, ma nella maggior parte dei casi inferiori al 5% (AI Index Report 2025, p. 218).

Dal report emerge che la maggior parte delle aziende è ancora in una fase iniziale del percorso di trasformazione, pur avendo già adottato l'AI.

Uno dei temi più forti del report è che l'AI sta già producendo effetti misurabili sulla produttività.

Studi teorici recenti e risultati empirici emergenti (report 2025, pp. 215-280; 441) confermano che l'AI: aumenta la produttività individuale; migliora la qualità del lavoro; riduce il divario tra lavoratori meno esperti e più esperti.

L'impatto positivo è più evidente quando l'AI è usata come strumento di supporto e non come strumento di sostituzione.

Dal punto di vista aziendale, l'AI viene, quindi, presentata più come tecnologia di augmenting che di automazione totale del lavoro.

Il report evidenzia un cambiamento cruciale per le imprese, che si articola in termini di modelli organizzativi; costi; accessibilità.

I costi di utilizzo dell'AI sono crollati drasticamente, oltre 280 volte in meno - in un arco temporale che copre meno di due anni (AI Index Report 2025, p. 4).

Modelli più piccoli e più efficienti raggiungono prestazioni prima riservate a modelli enormi.

I modelli open-weight stanno riducendo quasi completamente il gap con quelli proprietari.

Questo dato è interessante in quanto indica che l'AI è accessibile anche a imprese medio-piccole, abbassando le barriere tecnologiche ed economiche all'adozione.

Sul fronte della Responsible AI nelle aziende, si riscontra un ritardo strutturale.

Nonostante la diffusione dell'AI, il report evidenzia un ritardo significativo nelle pratiche di Responsible AI.

Molte aziende riconoscono rischi come: inaccuratezza; compliance normativa; cybersecurity.

Inoltre, poche organizzazioni implementano misure concrete di mitigazione dei rischi.

Le valutazioni standardizzate di sicurezza, bias e affidabilità restano poco diffuse nel settore industriale.

Questo crea una asimmetria: l'AI entra rapidamente nei processi aziendali ma governance, controlli e responsabilità avanzano più lentamente.

Questo dato è ancora più rilevante se si considera che ciò avviene anche sul fronte teorico della ricerca scientifica.

Il quadro complessivo può essere descritto in questo modo.

L'AI è ampiamente adottata nelle aziende a livello globale; gli investimenti sono massicci e in crescita.

I benefici sul fronte organizzativo sono tangibili benché parziali. Essi dipenderanno per lo più dal vantaggio competitivo che ciascuna impresa potrà determinare per sé. Il vantaggio, a sua volta, dipenderà sempre più da: capacità di integrazione organizzativa; qualità dei dati; competenze interne; gestione responsabile dei rischi.

In definitiva, l'AI non è più una scelta strategica opzionale, ma una condizione necessaria di competitività, anche se la piena creazione di valore richiede ancora tempo, competenze e governance adeguata.

L'AI non è più una tecnologia emergente, ma una infrastruttura sistemica che sta ridisegnando tutti i campi dello scibile umano: dalla economia alla scienza, dalla governance alla società; lo sta facendo più velocemente della capacità collettiva di governarla.

Il focus della nostra ricerca si concentra sul ML; nell'ambito del report in esame, esso rappresenta un punto nodale di indagine.

Il ML è precisamente la misura con cui si parla di AI applicata in azienda. Esso emerge non come tema marginale, ma come fondamento tecnico principale dell'AI.

Prima di tutto, il ML rappresenta l'area dominante della ricerca AI.

Nella sezione sulle pubblicazioni scientifiche, il report indica esplicitamente che il ML è il topic prevalente tra le pubblicazioni AI analizzate (AI Index Report 2025).

L'analisi bibliometrica utilizza classificazioni che includono concetti di ML; Deep Learning (DP); Foundation Models; Generative AI Models (GenAI) come sottocategorie centrali.

Il ML è alla base dei modelli AI analizzati nel contesto dell'Artificial Intelligence Index Report 2025 (AI Index Report 2025).

Tutti i notable AI models discussi nel report (LLM; modelli multimodali; modelli di visione; agenti AI) sono modelli di ML: DL; Reinforcement Learning; modelli di apprendimento automatico supervisionato (AI Index Report 2025).

I riferimenti a parametri, dataset, training compute e inference cost riguardano direttamente modelli di ML (AI Index Report 2025)..

Le metriche hardware (FLOPS; efficienza energetica; training cost) sono definite come "Machine Learning hardware performance". A dire che l'evoluzione dell'hardware è analizzata in funzione delle esigenze di addestramento e inferenza dei modelli di ML (AI Index Report 2025).

Rispetto alle applicazioni aziendali, è importante rilevare che il riferimento operativo è sempre a sistemi di ML applicati a customer service; supply chain; marketing; software engineering; modelli di ML generativo integrati nei processi aziendali.

L'impatto sulla produttività e sull'automazione è attribuito direttamente a strumenti ML-based.

Il ML costituisce l'asse portante di tutta l'analisi sull'AI, sia dal punto di vista scientifico sia dal punto di vista industriale, economico e applicativo.

Si può rilevare l'importanza del ML anche rispetto all'ascesa del tema della GenAI; infatti, la GenAI è rappresentata non come tecnologia subalterna ma come un'applicazione avanzata di ML, soprattutto in relazione ai temi di R&D e Performance. Quindi, essa è trattata come l'espressione più recente e fortemente impattante, soprattutto nel contesto organizzativo, dell'AI (AI Index Report 2025).

Essa non rappresenta un paradigma separato ma una specifica e altamente incidente sottoclasse del ML.

Nel contesto di analisi presentata dal report, il ML rappresenta la base strutturale del sistema di AI. Quando si parla di AI, nella maggior parte dei casi, si sta parlando di sistemi di ML, in particolare di DL e delle sue evoluzioni più recenti.

Questa centralità emerge con particolare forza nei capitoli del report che trattano di ricerca e sviluppo.

L'analisi sulla crescita delle pubblicazioni scientifiche sui brevetti; sui modelli più rilevanti; sulle traiettorie tecnologiche è costruita attorno a metriche e concetti propri del ML: parametri; dataset; training compute; costi di inferenza, efficienza hardware. Anche quando il report parla di AI in senso generale, lo fa attraverso indicatori che misurano direttamente l'evoluzione dei modelli di ML.

Sul fronte dell'analisi dell'impatto dell'AI sul settore Research and Development, di fatto, AI e ML coincidono quasi completamente: il ML è la lente attraverso cui viene osservato lo sviluppo scientifico e industriale del settore (AI Index Report 2025).

Nel report si fa riferimento, quindi, in maniera precipua, alla centralità del ML in relazione alla scienza e alla medicina (AI Index Report 2025).

In questo contesto, il ML è il motore alla base delle applicazioni più avanzate in ambito scientifico e medico. Le grandi scoperte citate – dalla biologia strutturale alla diagnostica clinica – sono ricondotte direttamente a modelli di ML, i quali si presentano sempre più grandi, specializzati o adattati a domini specifici.

Il ML, quindi, non è descritto solo come una tecnologia astratta ma anche come un valido strumento di scoperta scientifica, capace di superare, in alcuni casi, le prestazioni umane o di amplificare significativamente le capacità dei ricercatori.

A dimostrazione del fatto che il ML è usato nella ricerca scientifica, soprattutto nei settori medico e diagnostico, è la portata della letteratura scientifica sul tema, che si vedrà nel prosieguo del lavoro.

La centralità del ML concerne anche il piano prestazionale in senso tecnico (Technical Performance). Qui, il ML è rilevante in quanto le valutazioni relative alla capacità, al progresso e ai limiti riguardano per lo più i modelli di ML: LLM; modelli multimodali; agenti; sistemi di Reinforcement Learning (AI Index Report 2025).

I benchmark analizzati, le discussioni sui miglioramenti nel ragionamento, nel coding o nella multimodalità, così come le difficoltà persistenti nella logica e nella pianificazione, sono presentati come limiti intrinseci degli attuali approcci di ML.

Il ML rappresenta un oggetto di ricerca ben determinato; lo scopo è quello di indagare fin dove può spingersi e dove invece mostra ancora fragilità.

Il ML è, altresì, il contesto dei sistemi AI ove si snoda la questione dei bias algoritmici. Tuttavia, è importante osservare che, sul piano tecnico, la ricerca si sta muovendo a passi molto lenti.

Sul fronte della Responsible AI, a esempio, i problemi di bias; allucinazioni; affidabilità; incidenti sono chiaramente rappresentati come correlati a sistemi di ML; tuttavia, il focus non si concentra sui meccanismi tecnici.

L'attenzione, in questo ambito di indagine, si sposta sulla governance, sulle pratiche di valutazione e sulla responsabilità organizzativa. Il ML è dato per acquisito; esso rappresenta un presupposto tecnologico su cui costruire riflessioni etiche e normative.

Nondimeno, una riflessione sulla mitigazione dei bias, dal punto di vista tecnico, rappresenta l'unico presupposto valido per una riflessione che si svolga sul fronte organizzativo e che riguardi principalmente il superamento delle disparità di genere e ogni forma di discriminazione.

Questa è una lacuna della ricerca che è necessario considerare con attenzione.

Nel report in esame, i bias non sono rappresentati come un'anomalia marginale ma come una proprietà strutturale dei sistemi di ML. A cagione del fatto che i problemi relativi ai bias e agli errori di processo sono determinati dai paradigmi di apprendimento automatico dei dati a fondamento delle tecniche di ML.

Il bias rappresenta, quindi, un fenomeno sistemico del ML; e, contrariamente a quanto si è pensato, la mitigazione dei bias algoritmici non si realizza attraverso l'addestramento di una maggiore quantità di dati.

Poiché il ML apprende le regolarità statistiche da grandi insiemi di dati, esso tende inevitabilmente a riflettere, amplificare o cristallizzare bias preesistenti nei dati di

addestramento. Questo vale in particolare per i modelli di DL; Foundation Models; modelli generativi di larga scala.

Il report evidenzia un dato importante, già in parte accennato: l'aumento di scala – rispetto ai dati, ai parametri, ai calcoli – non corrisponde automaticamente a una riduzione dei bias; in alcuni casi può addirittura accentuarli. Questo punto è rilevante perché mette in discussione l'idea, diffusa nei primi anni di uso del DL, che la scala fosse una soluzione implicita ai problemi di equità e rappresentatività.

Un passaggio concettuale importante del report è il superamento dell'idea di un ML neutrale. Nei capitoli dedicati alla Responsible AI, emerge chiaramente che i sistemi di ML devono essere attivamente valutati per bias e disparità di impatto.

Viene individuato un limite che riguarda sia la ricerca pura che l'implementazione: un'analisi dei bias, specificamente tecnica.

Il report segnala un aumento significativo di pratiche relative a: benchmark di valutazione dei bias; dataset di audit; test di fairness applicati ai modelli. Tuttavia, l'analisi mostra l'esistenza di un limite che risiede nel fatto che queste pratiche sono molto più diffuse in ambito di ricerca che in ambito industriale, creando una frattura tra avanzamento metodologico e implementazione reale.

Il ruolo del ML nella mitigazione dei bias è fondamentale in quanto, benché rappresenti la fonte del problema, esso è altresì parte della soluzione. In particolare, il ML viene utilizzato per: individuare pattern di bias nei dati; misurare disparità di performance tra gruppi; valutare sistematicamente output discriminatori.

La mitigazione dei bias tramite ML è prevalentemente un intervento di tipo analitico più che correttivo. In altre parole, il ML è ampiamente impiegato per rilevare bias, ma non per correggerli in modo robusto e generalizzabile.

Questo dato emerge dalle seguenti osservazioni.

Anzitutto, le tecniche di mitigazione non sono standardizzate.

Inoltre, i risultati dipendono spesso dal contesto e le soluzioni adottate per un dominio non si trasferiscono facilmente ad altri domini.

Il report evidenzia diversi limiti interni alle strategie di bias mitigation basate sul ML: trade-off tra performance e fairness; definizioni non univoche di bias; opacità dei modelli di larga scala (AI Index Report 2025).

Rispetto al primo punto, la riduzione dei bias può comportare una diminuzione delle prestazioni su benchmark tradizionali, creando tensioni tra obiettivi tecnici ed etici.

Rispetto al secondo punto, è fondamentale rilevare che non esiste una definizione universalmente valida di bias; ciò vuol dire che quanto viene mitigato in un contesto può risultare problematico in un altro.

Rispetto al terzo punto, l'aumento della complessità dei modelli ML rende più difficile individuare l'origine dei bias e valutare l'efficacia delle misure correttive.

Una delle tesi più rilevanti del report riguarda ciò: la mitigazione dei bias non può essere risolta esclusivamente a livello di ML ossia a livello tecnico. Anche se il ML fornisce strumenti potenti di analisi e valutazione, il report insiste sul fatto che senza una governance, senza una considerazione che concerni i processi organizzativi e senza una visione chiara delle responsabilità che conseguono all'uso degli strumenti di AI e ML, le tecniche di mitigazione restano parziali e fragili (AI Index Report 2025).

A ogni modo, è valida anche la tesi contraria. Non è possibile concepire i termini della questione dell'impatto in ambito organizzativo della presenza di bias nei sistemi di AI e ML adottati in vario modo, sui diversi processi, senza un approccio di tipo tecnico.

I bias non rappresentano un bug eliminabile una volta per tutte; essi sono piuttosto una proprietà emergente dall'interazione tra dati, modelli e contesto d'uso.

Il ML viene, quindi, identificato non come decisore sulla questione dell'equità, ma come strumento epistemico che rende visibili le asimmetrie, senza poterle risolvere completamente in autonomia.

In definitiva, il ML è al tempo stesso la causa strutturale dei bias e uno degli strumenti principali per identificarli e ridurli; tuttavia, non può essere considerato una soluzione autonoma o definitiva.

Il futuro della bias mitigation come ambito di ricerca, non risiederà in un singolo algoritmo o nella sola riflessione sull'organizzazione, ma nell'integrazione tra: tecniche di ML; valutazioni sistematiche; governance istituzionale, responsabilità organizzativa.

Queste premesse sono fondamentali per comprendere i termini con cui si è sviluppato il lavoro che segue.

L'AI rappresenta, oggi, una delle principali forze di trasformazione dei sistemi produttivi e organizzativi, incidendo in modo profondo sulle strutture decisionali, sui processi di lavoro e sulle pratiche di gestione delle risorse umane. In ambito aziendale, l'IA non si configura più come una tecnologia emergente o sperimentale, ma come un'infrastruttura socio-tecnica sempre più integrata nei processi organizzativi, capace di ridefinire ruoli, competenze e relazioni tra attori umani e sistemi automatizzati.

Il presente lavoro si propone di analizzare criticamente l'adozione dell'AI nelle organizzazioni, con particolare attenzione al ruolo svolto dagli algoritmi di apprendimento automatico (ML) nei processi di Human Resources Management (HRM). L'attenzione è rivolta, in particolare, all'impatto dell'automazione nei processi di selezione del personale, valutazione delle performance ed employee retention, all'interno del più ampio paradigma dell'Impresa 5.0, che enfatizza la centralità della persona, la sostenibilità e l'integrazione tra tecnologia e fattore umano.

Nel primo capitolo, il lavoro ricostruisce il background teorico e concettuale relativo all'AI, ripercorrendo l'evoluzione storica del concetto e delle sue principali tipologie, per poi concentrarsi sulle modalità di introduzione dell'IA nelle aziende e sugli effetti prodotti a livello organizzativo. Particolare rilievo viene attribuito all'intersezione tra IA e gestione delle risorse umane, analizzando come i sistemi automatizzati stiano trasformando le pratiche di selezione, valutazione e fidelizzazione dei lavoratori, nonché il ruolo della Direzione HR nel governo di tali

trasformazioni, anche attraverso l'analisi di evidenze empiriche riferite al contesto italiano.

Il secondo capitolo è dedicato a una revisione sistematica della letteratura scientifica sul rapporto tra AI, organizzazione e HRM, con l'obiettivo di mettere in luce sia le opportunità sia le criticità connesse all'uso di sistemi algoritmici nei contesti lavorativi. In particolare, il capitolo approfondisce il ruolo del ML come motore di innovazione organizzativa e come fattore di ridefinizione delle competenze, soffermandosi al contempo sulle questioni etiche e sociali legate all'equità algoritmica. Un'attenzione specifica è riservata al problema del pregiudizio di genere, ricostruendone l'evoluzione teorica e le prospettive di mitigazione nell'ambito dei sistemi di supporto decisionale basati su IA.

Il terzo capitolo illustra la metodologia della ricerca adottata, descrivendo il processo di selezione della letteratura scientifica, i criteri di inclusione e le query utilizzate, nonché le tecniche di analisi bibliometrica e di content analysis applicate al *corpus* di articoli selezionati. Vengono, inoltre, presentati i principali risultati dell'analisi, con particolare riferimento ai focus tematici emergenti, alle criticità teoriche e ai limiti metodologici riscontrati nella letteratura esaminata.

Il quarto capitolo presenta un caso aziendale di studio, relativo a MAGROUP - Magnaghi Aerospace, con l'obiettivo di osservare empiricamente come le dinamiche analizzate a livello teorico e bibliografico si traducano in pratiche organizzative concrete. Il caso consente di mettere in relazione l'adozione di soluzioni di AI con le specificità del contesto industriale, organizzativo e culturale, offrendo una chiave di lettura integrata tra teoria, metodologia ed esperienza applicativa.

Il quinto capitolo sintetizza e interpreta in modo sistematico i risultati emersi dall'intero percorso di ricerca, mettendo in relazione l'analisi teorica, la revisione della letteratura scientifica, l'indagine bibliometrica e il caso aziendale.

Nel complesso, il lavoro intende contribuire alla comprensione dell'AI non solo come tecnologia, ma come fenomeno organizzativo e sociale, evidenziando come l'efficacia e la legittimità dell'adozione dell'IA in azienda dipendano dalla capacità di coniugare innovazione tecnologica, responsabilità organizzativa ed equità nei processi decisionali.

I CAPITOLO

L'AI, in circa un decennio, ha concentrato su di sé l'attenzione di tutti gli ambiti dello scibile umano. Nei settori della ricerca scientifica e nell'ambito dei processi aziendali, l'AI ha catalizzato il complesso delle attività di ricerca e delle pratiche organizzative nella definizione e determinazione dei possibili sviluppi – a livello individuale, sociale e aziendale - e negli impieghi dell'AI per ogni tipologia specifica che la riguarda.

Sul fronte aziendale, gli investimenti sull'AI sono ingenti a livello globale; allo stesso modo, lo sviluppo di modelli di AI di rilievo avviene in questo contesto, che ne detiene il primato rispetto allo sviluppo promosso a livello accademico.

Sul fronte scientifico, è possibile rilevare una crescita significativa della percentuale di pubblicazioni e citazioni in materia di AI rispetto ad altre materie, a livello mondiale.

Secondo i dati riportati dall' Artificial Intelligence Index Report 2025, redatto dalla Stanford University – Dipartimento Human Centered Artificial Intelligence (HAI), l'attività aziendale relativa alla definizione di modelli di AI è passata dal 60% nel 2023 al 90% del 2024 (AI Index Report, 2015, p. 12).

La portata significativa dei dati percentuali relativi a un lasso temporale ristretto – come può essere considerato quello relativo a un solo anno di attività - è indice dell'accelerazione notevole che ha investito l'AI. Proprio questo fattore di crescita esponenziale ha determinato l'interesse nel campo della ricerca, sia sui modelli di AI e sulle ulteriori direzioni di sviluppo a cui rinviano, sia sulle questioni etiche e infrastrutturali che comportano i modelli di AI.

Se da un lato la potenza di calcolo dei modelli di AI e di ML raddoppia circa ogni cinque mesi, comportando un dispendio sia in termini di energia necessaria sia in termini di impegno computazionale, dall'altro lato l'uso dei modelli di AI diventa proporzionalmente più economico. Un esempio è offerto dai modelli linguistici, gli Large Language Models (LLM): a seconda del compito prescritto al modello, i prezzi relativi all'inferenza LLM diminuiscono significativamente nell'arco

dell'anno. I benchmark per le valutazioni delle prestazioni dei modelli linguistici, come MMLU (Massive Multi-Task Language Understanding) è passato da un valore di 20 dollari per milione di token a novembre 2022 a 0,07 dollari per milioni di token a ottobre 2024 (Ibid., p. 64).

È importante considerare che è in notevole aumento l'interesse per l'AI come argomento di ricerca scientifica. Nell'arco temporale 2013-2023, si è evinto che le pubblicazioni in ambito accademico hanno riguardato, per il 75,7%, il ML – risultando il topic di ricerca prevalente; per il 47,2% Computer Vision (CV); per il 25,9% Pattern Recognition; per il 17,1% Natural Language Processing (NLP). Altresì, è risultato in aumento la percentuale di pubblicazioni che riguarda la GenAI (Ibid., p. 38).

Quelli considerati sono solo alcuni dei dati riportati; essi sono indicativi sia di un'attività frenetica di ricerca e sviluppo che ha preso a riguardare l'AI sia dell'impatto in ambito organizzativo.

Malgrado il sempre maggiore investimento e la diffusione rapida dell'AI, rimane evidente dai dati una profonda incertezza relativa e alle applicazioni dei modelli di AI e ai modi di implementazione in azienda.

Nella ricerca che segue, emergerà con maggiore chiarezza lo stato di indeterminatezza delle prospettive d'uso e degli effettivi benefici delle applicazioni AI nel mondo delle imprese, nei vari settori. Ciò anche e soprattutto in conseguenza della mancanza di una disciplina precipua e al passo con gli sviluppi evolutivi dell'AI che regoli, a livello nazionale, comunitario e internazionale, definizioni di sistemi, obiettivi e approcci di implementazione.

Per questa ragione, è necessaria una riflessione che concerni gli aspetti tecnici, di business, organizzativi e di contesto per la comprensione del fenomeno dell'AI e allo scopo di definire il significato, i rischi e i vincoli che l'AI come la forma più ricca e complessa della tecnologia digitale porta con sé a livello organizzativo.

§1. Prolegomeni a una storia del concetto di *Intelligenza Artificiale*. Significato e tipologie

Rispetto alla comprensione di ciò che l'AI rappresenta, sarebbe certamente utile fare riferimento a una definizione specifica. Tuttavia, essa non esiste. La ragione di ciò risiede nel fatto che il termine "Artificial Intelligence" ha una lunga tradizione e non è stato adoperato in maniera univoca nel corso del tempo.

Tuttavia, una nota curiosa che riguarda il concetto è illuminante rispetto alla ricerca dei significati: la nozione di AI dipende soprattutto da ciò che ci aspettiamo dalla macchina, piuttosto che dalla macchina in sé (Guerraoui et al, 2020).

Questo aspetto della questione è filosoficamente rilevante: il cuore del problema che riguarda l'AI, a partire dalla definizione di AI dipende non dalla cosa in sé e cosa essa rappresenta ma dal senso che l'uomo le conferisce.

È comunque utile partire da una considerazione oggettiva come quella che determina l'AI come la branca della Computer Science che si concentra sullo studio di agenti intelligenti; nella determinazione in questione, il termine "intelligente" è inteso in riferimento a un dispositivo in grado di percepire l'ambiente circostante e di compiere azioni che massimizzino le possibilità di raggiungere determinati obiettivi (Russel et al., 1995).

Il raggio di significazione che si proietta rispetto alla definizione di AI, in considerazione degli aspetti evidenziati, è ampio; inoltre, il riferimento lessicale è evocativo e sottolinea caratteristiche dell'AI che la proiettano nelle sfere del pensare, del percepire e dell'agire che sono proprie dell'essere umano.

Il termine AI è latore di associazioni all'intelligenza umana e ai meccanismi cerebrali.

La ragione di ciò è chiarita dall'intenzione del creatore della terminologia in oggetto, che non ha a che vedere con la rappresentazione della cosa in sé.

John McCarthy ha dichiarato, in un intervento pubblico nel 1973, di aver scelto il termine allo scopo di raccogliere fondi per organizzare un seminario di ricerca che si sarebbe tenuto nel 1956 al Dartmouth College, negli Usa.

Dunque, il termine AI non reca in sé una valenza scientifica bensì rappresenta un'etichetta con cui si riferisce un oggetto prismatico come è l'Intelligenza Artificiale. L'origine del nome ci fa capire che il riferimento all'intelligenza umana o al concetto di intelligenza come è comunemente inteso è *sic et simpliciter* un obiettivo di risultato.

«L'AI, per come è stata concepita e creata fin dall'inizio, si è sempre prestata all'uso di immagini, obiettivi di sviluppo e di un dizionario molto evocativi, sebbene spesso lontani dalle effettive metodologie sviluppate a livello scientifico e dalle relative applicazioni aziendali» (Diaferia et al., 2024 p. 12).

Proprio queste ambizioni di successo hanno dato vita ad atteggiamenti di ottimismo e toni entusiastici, classificando l'AI come la panacea per ogni male della società civile ovvero grandi forme di pessimismo, accompagnate a toni preoccupati sui possibili effetti per il genere umano.

Il primo atteggiamento si può riferire a quello dei ricercatori impegnati nella costruzione del cervello elettrico, a partire dalla famosa Summer Research Project del Dartmouth nel 1956. Tutti i governi del mondo hanno investito nel progetto di un sistema che permettesse alle macchine di agire in modo intelligente, con la speranza di impiegare le scoperte soprattutto negli anni della Guerra Fredda.

Poiché le aspettative non furono soddisfatte, ne conseguì una riduzione dei finanziamenti al progetto; dagli anni '70 al 1981 i progetti legati allo sviluppo dell'AI persero attrattiva e produttività.

Sino alla commercializzazione di un'applicazione per i processi decisionali aziendali, l'ES (Expert Systems); tuttavia, questa applicazione AI ben presto fu abbandonata a causa degli alti costi di ingaggio e manutenzione, anche in termini di impegno necessario alla riprogrammazione.

Una vera svolta si ha con l'avvento del web. Benché fosse presente fin dalle origini, il passaggio a un paradigma basato su approcci probabilistici (bottom-up) e non logici ha comportato, unitamente alla disponibilità di una potenza di calcolo considerevole, un potenziamento delle caratteristiche dell'AI; a causa di ciò, l'AI

sta conoscendo uno sviluppo inarrestabile e inesorabile che va ben oltre le aspettative e le mire dei cultori della materia.

A partire dallo sviluppo, nel 2008, di un' app di Google per il riconoscimento vocale, basata sull'esecuzione e l'aggiornamento dei modelli AI attraverso i dati messi a disposizione dalla rete, e attraverso il potenziamento delle capacità di calcolo e processori di dati per l'esecuzione di algoritmi e software sempre più evoluti, si è giunti a un'AI così come la conosciamo oggi.

Negli anni recenti l'attenzione si è polarizzata sui modelli di AI che si focalizzano sull'analisi del linguaggio naturale. È emblematico il modello GPT-3 rilasciato nel 2020 da parte di Open AI.

Questi modelli linguistici complessi dimostrano la capacità di performance raggiungibile dall'AI; essi dimostrano che le capacità umane di cui rappresentano un'imitazione non sono solo raggiunte ma sono anche di livello superiore, declinate in diversi domini di applicazione.

A livello aziendale, alcune classi di AI sono quelle che costituiscono il cluster di tecnologie utili all'efficientamento dell'organizzazione: NLP, che lavora su dati riferibili al linguaggio naturale allo scopo di elaborare gli input per estrazione di contenuti, analisi e conversazioni; CV, che lavora su un input di dati di tipo visuale (immagini; video) allo scopo di effettuare classificazioni, estrazione di oggetti specifici, miglioramento delle immagini, generazione di immagini nuove; Analytics, che lavora su dati di tipo numerico allo scopo di effettuare predizioni, classificazioni, clustering, ottimizzazioni.

Questi tre ambiti di applicazione dell'AI nel settore organizzativo – a cui si aggiunge la emergente GenAI - sono solo illustrativi del tipo di operazioni svolte nel settore aziendale, tra gli altri settori; essi possono lavorare in maniera trasversale o in giustapposizione, come quando vengono usati sistemi che generano nuove immagini da input di dati di tipo testuale. La classificazione proposta serve soprattutto a inquadrare i sistemi AI e a indicare la struttura dei prodotti e dei servizi sul mercato dell'offerta tecnologica.

Una specificazione di ciò che rappresenta l'AI può essere tracciata attraverso le forme di approccio utilizzati dai sistemi AI.

I primi sistemi di AI includevano un approccio di tipo top-down e deterministico ossia fondato su un sistema di regole codificato. Molti sistemi di AI usati in azienda lavorano secondo questo approccio, come quelli Expert Systems posti a supporto delle decisioni aziendali.

Questo tipo di approccio si basa su una logica di funzionamento relativa all'informatica tradizionale: la logica di funzionamento si fonda su una programmazione di un sistema software (programma) sulla base dei cui input la macchina genera un output. L'ottimizzazione del sistema, che avviene attraverso una programmazione di tipo manuale, è il presupposto per una sempre maggiore gestione corretta dei dati di input.

Le limitazioni di questo tipo di approccio, che hanno determinato il progressivo abbandono dei sistemi fondati su di esso, sono rappresentate da due fattori: il primo, la difficoltà di codificare a monte tutte le possibili casistiche che riguardano un tema specifico complesso come le decisioni aziendali; il secondo, il necessario intervento diretto del programmatore rispetto all'introduzione di nuovi dati o nuovi usi e, quindi, la non adattabilità.

A mano a mano l'AI si è spostata su un approccio bottom-up, di tipo statistico-probabilistico. I sistemi di AI sono passati dal rappresentare modelli programmati a rappresentare modelli di apprendimento automatico dei dati.

Questo tipo di sistema è fondato su un algoritmo che, attraverso un processo di training su un set di dati di addestramento fornito al sistema a monte, è in grado di elaborare dati nuovi senza l'intervento diretto del programmatore.

Questo sistema di AI è quello che si definisce ML. Esso si basa su un uso dei dati il cui processo di allenamento non è altro che il lavoro di ottimizzazione dei parametri dell'algoritmo che il sistema avvia da sé, allo scopo della migliore prestazione.

La specificità e la portata di questo tipo di sistema di AI risiedono in ciò: si basano su algoritmi in grado di apprendere in maniera automatica e di fare previsioni, senza

essere stati esplicitamente programmati per questo tipo di lavoro (Kohavi et al., 1998).

Con il ML si edifica un nuovo paradigma in campo informatico: gli algoritmi di apprendimento automatico determinano in maniera autonoma e secondo tecniche di tipo probabilistico il programma più adatto a spiegare i pattern ricorrenti nei dati di input.

Dunque, il panorama dispiegato dal ML è quello che, in maniera più stringente, si può catalogare come Intelligenza Artificiale:

«Dagli assistenti virtuali ai completatori automatici di testo sugli smartphone, dai sistemi di manutenzione predittiva ai più recenti sviluppi in ambito generativo, la quasi totalità di quanto chiamiamo oggi Intelligenza Artificiale sfrutta [...] (questa) tecnica di sviluppo e funzionamento» (Diaferia et al., 2024 p. 19).

Un punto delicato sul fronte del ML è rappresentato dalla scelta, in fase di sviluppo, del set di dati di addestramento ovvero la scelta dell'input per il processo di training per il modello.

I modi di addestramento del modello, l'impostazione e la gestione del processo di training, dettano le categorie con cui si distingue il ML: l'apprendimento supervisionato, per mezzo del quale al modello sono forniti sia i dati di input che l'output, attraverso cui l'algoritmo deve identificare la funzione relativa alla relazione; l'apprendimento non supervisionato, per mezzo del quale al modello è fornito solo il set di dati di addestramento e l'identificazione del pattern nei dati forniti non è vincolata a un output predeterminato; l'apprendimento semi-supervisionato, per mezzo del quale al modello sono forniti alcuni output codificati e una combinazione di tecniche supervisionate e non-supervisionate – per rintracciare la struttura dei dati e per determinare le stime sui dati – utili per il processo di training; infine, il Reinforcement Learning, per mezzo del quale al modello viene fornito un set di addestramento a cui l'algoritmo applica un approccio trial and error, apprendendo automaticamente attraverso i feedback di sistema e massimizzando i feedback positivi.

Le categorie descritte non sono esaustive rispetto al discorso sul ML, sulle metodologie e le tecniche di apprendimento automatico; il panorama dispiegato dal ML è complesso e la classificazione proposta serve solo a una ricognizione sul tema. Inoltre, il ML non riguarda solo l'insieme dei metodi e delle tecniche di addestramento dei dati bensì anche gli algoritmi stessi, sempre più sofisticati.

Un esempio della incompletezza sul tema ci è sicuramente offerto da una ulteriore importante categoria non enumerata in fase descrittiva. Essa merita un riferimento a parte: si tratta della categoria del Self-Supervised Learning rilevante rispetto agli sviluppi di modelli linguistici e generativi.

Il cuore delle applicazioni generative è il DL. Come tipologia di tecniche di ML si è affermata con forza nell'ultimo decennio, soprattutto sul fronte della CV.

La disponibilità di grandi quantità di dati ha determinato un aumento della performatività della tecnica, soppiantando gli approcci tradizionali funzionali rispetto a una quantità di dati di dimensioni minori (Alom Md.Z. et al., 2019).

La disponibilità che riguarda la quantità dei dati permette ad algoritmi di DL come i Convolutional Neural Networks, Recurrent Neural Networks, alle architetture Transformers, prestazioni, sulla generazione di predizioni, considerevoli.

Per la stessa ragione, per la disponibilità di grandi quantità di dati, si è registrata una fortificazione di tecniche di AI come gli NLP.

Con essi, si è verificato un ulteriore cambio di paradigma nei sistemi di AI. Infatti, se in un primo momento era necessario una preparazione di basi di dati specifici per compiti precisi come traduzioni, riconoscimento di entità-chiave (concetti), riassunti – secondo l'approccio DL, in un secondo momento l'addestramento del modello su grandi quantità di dati ha favorito l'uso del next token prediction task ossia la predizione della parola più probabile, dato il contesto, che ha comportato, a sua volta, la creazione di quelli che sono definiti LLM.

Agli LLM si riferisce l'espressione Foundation Models ossia Modelli Fondazionali, il cui termine è stato coniato da un gruppo di ricercatori della Stanford University nel 2021 (Bommasani et al., 2021); essa indica la specificità di questi modelli che

risiede nel fatto che rappresentano modelli-base per lo svolgimento di compiti diversi.

I modelli fondazionali sono costruiti su set di dati, per l'addestramento del sistema, di grandi dimensioni e sono costruiti su un numero elevato di parametri per il processo di ottimizzazione. Di essi fa parte il celebre GPT di OpenAI, che è alla base di ChatGPT; ne fanno parte anche Dolly di Databricks con 6 miliardi di parametri e Wu Dao 2.0 con 1,75 trilioni di parametri.

Quindi, l'etichetta si riferisce a una classe di modelli specifici ma alla base dei sistemi si trovano tecniche già note. A esempio, nei modelli fondazionali si possono riscontrare alte performance generative, benché siano lontani, concettualmente, dalla GenAI.

Il concetto di GenAI si riferisce a un campo dell'AI che costruisce sistemi in grado di generare contenuti nuovi come immagini, testi, video, audio e finanche modelli 3D.

Una caratterizzazione dei modelli generativi si trova già nell'ambito del ML, che si distinguono dai modelli discriminativi con la funzione di creare nuovi contenuti attraverso i dati di addestramento.

La GenAI non esaurisce il suo ambito con i sistemi di natura linguistica bensì comprende, fra gli altri, sistemi per la generazione di immagini a partire da input testuali come DALL-E 2 o Stable Diffusion o viceversa (Open Flamingo); i linguaggi di programmazione come Codex, i servizi a supporto dell'attività di coding in Python o Alphacode; sistemi per la generazione di musica a partire da input testuali; modelli 3D, come Dreamfusion; videogame; video come Phenaki; sistemi per la generazione di nuovi dati di addestramento (Gozalo-Brizuela et al., 2023).

In generale, si parla di GenAI quando i modelli lavorano su combinazioni di input e output non riconducibili alla stessa tipologia di dati; essi sono definiti, perciò, multimodali.

Alcune delle significative aree applicative di questi modelli riguardano i settori aziendali.

Tra gli esempi si possono considerare: Morgan Stanley, impegnato a testare soluzioni generative per l'efficientamento dei report di ricerca prodotti dalla società sul fronte economico e finanziario (Son et al., 2023); la Salesforce, impegnata a integrare la tecnologia sul fronte della propria piattaforma CRM (Salesforce, 2023); Coca Cola, impegnata a testare le potenzialità di Open AI sul fronte marketing (Bain & Company, 2023); Amazon, che presenta Bedrock, il primo servizio che rende disponibili modelli offerti da diversi Provider oltre che ai propri (McKinsey, 2023).

Dagli use case proposti si può provare a tracciare un quadro complessivo, non esaustivo, relativo all'uso della GenAI in alcune aree aziendali.

In ambito marketing, la GenAI è chiamata in causa allo scopo di creare contenuti di comunicazione, sia in forma testuale sia in forma grafica; analizzare feedback dei clienti; migliorare l'esperienza di interazione con chatbot tradizionali.

In ambito operations, la GenAI è chiamata in causa con l'obiettivo di intervenire su attività di lettura, sintesi o identificazione di clausole o elementi utili attraverso l'azione comparativa dei documenti a disposizione; supportare l'attività di assistenza, sia interna che esterna, per migliorare la produttività sul fronte operativo.

In ambito IT, la GenAI è chiamata in causa allo scopo di supportare la scrittura di codici per la programmazione (McKinsey, 2022).

In definitiva, sono vari i casi d'uso in ambito aziendale dell'AI e, in special modo, della tecnologia generativa. La generazione di nuovi contenuti testuali; la sintetizzazione delle informazioni; l'estrazione di concetti-chiave; l'attività di supporto al brainstorming e alla creazione di immagini 3D; essi rappresentano tutti concrete opportunità in ambito organizzativo e il livello di consapevolezza di chi ne dispone l'implementazione decreta il successo dei tentativi promossi in questa direzione.

Oltre i concreti tentativi e le reali soluzioni sul fronte organizzativo, molte questioni relative all'applicazione dell'AI generativa restano aperte a sviluppi.

Prima tra tutte, la questione della distinzione tra Artificial General Intelligence e Narrow AI.

La distinzione tra le due forme di classificazione dell'AI riguarda l'esistenza o la non esistenza di una relazione a una forma di implementazione di capacità e competenze umane.

Allo stato attuale dell'arte, le previsioni legate a una Artificial General Intelligence sono fortemente limitate: le prestazioni dei sistemi AI sono indice di rapporti di tipo statistico e, quindi, un riferimento alla capacità di imitare i percorsi di cognizione, la comprensione, l'apprendimento o la coscienza umana è del tutto accantonata (Glenn, 2023).

La Narrow AI, che concepisce l'AI come una macchina programmata per risolvere un problema specifico attraverso l'abilitazione ad approcci di ML o DL, rappresenta il panorama di senso in cui si staglia il significato dell'AI nella società contemporanea.

Tuttavia, le affermazioni di Geoffrey Everest Hinton o di Elon Musk, protagonisti, a vario titolo, nel settore dello sviluppo dell'AI, che denunciano una pericolosità per l'uomo derivata dagli sviluppi recenti o prossimi a venire dell'Intelligenza Artificiale, fanno presagire un livello della ricerca avanzata in ambito AI che va ben oltre quello dichiarato in via ufficiale.

La questione relativa ai dati è un'ulteriore tema cogente, in considerazione del fatto che i dati rappresentano un elemento fondamentale di sviluppo dei sistemi di AI.

I temi a corredo sono tre.

Per raggiungere gli obiettivi delle prestazioni possibili, sono necessari una mole di dati significativa e una complessità dei modelli stessi che, per l'ingente capitale finanziario richiesto, sono alla portata di poche realtà al mondo.

Inoltre, i dati di addestramento dei sistemi di AI celano distorsioni (bias) che, se non vengono intercettate e rimosse, compromettono la performance del modello ossia il vero valore d'uso dell'AI.

Alcuni casi emblematici si sono verificati nel settore HR (Human Resource).

Nel decennio scorso, Amazon ha adottato un sistema AI di supporto al recruitment viziato da pregiudizi o giudizi di preferenza sessuale, a parità di curriculum.

L'azienda è stata costretta ad abbandonare il programma di applicazione dell'AI alla valutazione dei candidati a causa delle penalizzazioni in cui si imbattevano i curriculum vitae delle candidate-donna in cui ricorrevano termini come “donne” e “college femminili” (Dastin, 2018).

Lo stesso è accaduto a un'altra azienda. Il sistema AI adottato per il processo di recruitment identificava due fattori come caratteristiche favorenti: “Jared” come nome proprio di persona e “giocatore di lacrosse” (Gershgorn, 2018).

Un esempio di bias nei dati di addestramento diverso da quelli vagliati viene dall'ambito medico; esso è stato riscontrato in un sistema AI adottato per classificare i possibili tumori della pelle.

Il modello classificava automaticamente ogni immagine contenente un righello come possibili casi di tumore; alla base di questa classificazione si trovava l'associazione rilevata in fase di training tra le immagini che contenevano un righello e la presenza della patologia.

L'interpretazione del sistema si fondava sulla correlazione tra il righello e la patologia (Christia, 2020).

Il problema relativo all'output non può non essere strettamente collegato all'input.

In definitiva, l'uso dei sistemi di AI comporta la decisione di basare i processi decisionali sulla predizione della parola più probabile su testi usati come dati di training del modello.

Ciò che è in ballo in casi di applicazione di sistemi AI sono la controllabilità e la responsabilità, limitate alle capacità del modello e all'intervento del programmatore.

Nonostante sia possibile mettere in atto alcune forme di controllo sul modello AI allo scopo di impedire errori di processo, tutto dipende dal modello e dal modo con cui è stato sviluppato.

Talora, alcuni sistemi AI forniscono risposte di assoluta plausibilità; si parla in questo caso del fenomeno della halucination e riguarda l'effetto che producono i modelli linguistici generativi con informazioni non vere.

Gli esempi sono molteplici: citazione di articoli scientifici inesistenti; citazione di sentenza inesistente; biografie di personaggi immaginari spacciati per personaggi storici.

Per eludere il problema bisognerebbe effettuare un vero e proprio cambio di paradigma, attraverso la ridefinizione dei meccanismi di controllo e attraverso la definizione di livelli di tollerabilità al rischio più ristretti o relative alle applicazioni contemplate.

Un problema importante nella gestione di modelli generativi è sicuramente quello relativo allo schema regolatorio. Una maggiore adattabilità dei regolamenti in tema AI in ragione della continua ed esponenziale evoluzione dell'AI è sicuramente auspicabile.

La complessità del tema e la ricezione scoordinata che porta con sé ha comportato un sistema di regolazione inadeguato e poco produttivo.

Benché l'UE abbia prodotto un documento come l'AI Act per conferire un quadro legale uniforme per i Paesi dell'Unione, basato su un approccio di regolamentazione costituito da diversi livelli di rischio a cui sono state fatte corrispondere precise norme di tutela e trasparenza, il testo rischia di essere incompleto e lacunoso.

In ragione dell'applicabilità dell'AI Act, sono stati modificati alcuni punti e ne sono stati introdotti altri, soprattutto riguardanti i modelli generativi ovvero una classe di soluzioni AI definita "general purpose"; sono stati determinati precisi standard di protezione a tutela dei diritti fondamentali, della sicurezza e della legalità (European Parliament News, 2023).

Anche negli Stati Uniti il dibattito sull'AI e su una sua regolamentazione è al centro dell'interesse pubblico, soprattutto per quanto riguarda la GenAI e i modelli fondazionali; la predisposizione di un programma di concessione di licenze di commercializzazione che riguarda i grandi modelli AI, con la determinazione di standard di sicurezza elevati e ulteriori livelli di controlli (anche attraverso operazioni di auditing esterni da parte degli esperti) per ponderare la portata delle performance sui vari fronti, è in corso di progettazione.

Tuttavia, a tenere banco nel dibattito sulla regolamentazione sono gli imprenditori del settore AI.

Sam Altman, co-fondatore di Open AI, è stato il protagonista dell'audizione al Senato americano nel 2023. Come Altman, anche Yann LeCun, Chief AI Scientist di Meta, interviene nel dibattito sulla regolamentazione della GenAI, facendo leva sull'importanza della trasparenza dei modelli di AI e sul fattore open source.

È chiaro che le richieste di trasparenza e la definizione di parametri rigidi sia sul fronte operativo sia sul fronte dei controlli, è personalistica (NYT, 2023). Il problema è capire quanto di vantaggioso ne traggono utenti e cittadini.

Un'ulteriore questione critica riguarda l'effettiva validità e utilità del modello di AI in un determinato ambito di applicazione.

Dal fatto che un modello di AI sia promettente, dal punto di vista teorico, rispetto alla sua applicazione in un settore preciso non dipende la sua effettiva validità.

È noto il caso del notevole progresso del DL in Computer Vision, che nel 2016 ha portato personalità come il già citato Hinton a dichiarare obsoleto il mestiere del radiologo. In quel contesto storico si è discusso della possibilità di arrestare la formazione in radiologia, in quanto, come ambito medico-diagnostico, sarebbe stato surclassato dall'AI (Hinton, 2016). Ciò non è accaduto.

Se è vero, come è vero, che l'AI applicata in ambito medico e, più ancora, nel settore dell'imaging medico, ha fatto passi da gigante, ben evidenti sul piano della produzione scientifica – che ha raggiunto un tasso di crescita del 60% annuo (Leiner et al., 2021), non è altrettanto vero che si possa parlare di una sostituzione della tecnologia classica in uso o, ancor meno, del lavoro umano.

Infatti, non solo l'identificazione della malattia ma lo stato di gravità o la tipologia di trattamento da effettuare, se effettuarlo, sono rilevanti in ambito medico (Oren et al., 2020).

Inoltre, la questione-responsabilità muta di senso rispetto alla responsabilità deontologica del professionista. L'uso dell'AI in ambito medico muta il senso del

comportamento etico o morale del medico, del tecnico e in generale degli esperti e degli operatori del settore.

Infine, un problema è rappresentato anche dall'integrazione dei sistemi di AI in ambienti consolidati, rispetto alla tecnologia in uso e ai processi di lavoro. Molte tecnologie basate sull'AI non trovano una considerevole utilità pratica ma restano validi strumenti teorici.

Una prospettiva più pragmatica ci permette di riflettere sul fatto che l'AI e le soluzioni di GenAI, ben lungi dall'imporsi in tutti i settori della vita e della società civile, devono considerarsi come strumenti utili da inquadrare in contesti ampi e complessi, culturalmente stabili.

Essi, come ogni nuovo paradigma che si rispetti e che rispecchiano, incontrano difficoltà e contrarietà, nell'integrazione e nell'accettazione. Tuttavia, il ventaglio di opportunità che offrono è davvero troppo importante per poter essere osteggiato in maniera ostinata e immotivata.

§2. L'Intelligenza Artificiale nelle aziende. Impatto e sviluppi in campo organizzativo

Il campo dell'AI, sebbene abbia un'origine che risale al XVII secolo, inizia a emergere negli anni Settanta del secolo scorso.

Il suo obiettivo di sviluppo è consistito nel simulare compiti cognitivi come pensare, imparare, conversare. Per fare ciò, ha attinto il materiale teorico da scienze come la biologia, la linguistica, la psicologia, le scienze cognitive e le neuro-scienze, la matematica, la filosofia, l'ingegneria, l'informatica.

Tuttavia, le ridotte capacità di calcolo dei dispositivi degli anni Settanta ha comportato un rallentamento dei lavori; negli anni Duemila, con le applicazioni statistiche e probabilistiche in azienda, l'apprendimento automatico e le reti neurali hanno iniziato a progredire fino agli sviluppi attuali.

L'avvento di internet e dei sistemi digitali ha iniziato a rendere disponibile ogni tipo di dati e una quantità sempre maggiore, i quali sono stati utilizzati per fortificare i sistemi di ML e l'Adaptive Learning (AL).

Contemporaneamente, ha iniziato a svilupparsi una disciplina scientifica che prende il nome di Information System (IS); l'IS emerge con l'evoluzione dei processi di automazione in ambito aziendale e la digitalizzazione delle transizioni commerciali (Alter, 1978; Meyer et al., 1991; Xiao et al., 2007).

La tecnologia digitale ha portato in azienda i sistemi di supporto alle attività organizzative, sul fronte decisionale e in generale per la soluzione di problemi complessi. L'AI ha portato in azienda i sistemi di apprendimento automatico e dispositivi di automazione; i sistemi di elaborazione del linguaggio naturale; i robot; i sistemi esperti.

Le tecnologie di AI in azienda si sovrappongono e si integrano in diverse applicazioni organizzative (Davenport, 2018).

I contesti organizzativi precipui su cui impattano i sistemi di AI sono quelli che riguardano i processi di lavoro strutturato o semi-strutturato; i processi di fidelizzazione e coinvolgimento dei clienti e dei dipendenti; i processi decisionali; i processi di raggiungimento di specifici obiettivi per settore.

Nell'ambito dei processi di lavoro strutturato o semi-strutturato, le forme di AI impiegate sono legate soprattutto alla robotica e ai processi di automazione robotica; nell'ambito dei processi di customer retention e dell'employee retention sono legate all'utilizzo di chatbot con funzioni di elaborazione del linguaggio naturale, Agenti intelligenti, ML e CV; nell'ambito dei processi decisionali sono legate a sistemi di ML e DL per l'analisi di dati strutturati; nell'ambito dell'acquisizione di nuovi risultati di ricerca sono legate al ML, alle reti neurali e alla CV.

I sistemi di AI applicati in ambito aziendale rappresentano processi continui e dinamici; l'applicazione dell'Intelligenza Artificiale si muove attraverso una molteplicità di interazioni e intersezioni, sia tra i sistemi stessi sia tra i sistemi e i dati (Benbya et al., 2020a).

I processi di automazione supportati dall'AI applicate in ambito aziendale sul fronte delle attività strutturate e semi-strutturate, ha traslato le attività ripetitive, sia fisiche che mentali, sul fronte-macchina.

Per quanto concerne i compiti fisici, l'esecuzione è stata trasferita dall'uomo ai robot; l'attuazione di questo tipo di compiti è il dominio tradizionale dei robot.

I robot programmati con sistemi di AI sono dotati della capacità di comprendere e agire nell'ambiente circostante; essi svolgono compiti legati, a esempio, all'identificazione degli oggetti o all'assistenza degli esseri umani su diverse attività (Benbya et al., 2020b).

Per quanto concerne i compiti cognitivi, l'esecuzione è trasferita o a sistemi di ML o all'automazione robotica. L'automazione robotica dei processi (Robotic Process Automation, RPA) rende automatizzate le attività amministrative di routine come l'inserimento dei dati nel sistema digitalizzato (Laciti et al., 2016). Il ML viene usato in attività come l'identificazione e l'analisi delle anomalie e dei bias in grandi set di dati; l'aumento della velocità di processione e calcolo; l'aumento della granularità e della produttività dei modelli di AI.

Se da un lato, i processi di automazione, resi possibili dall'AI, apportano grandi vantaggi, in termini di efficienza delle attività organizzative, dall'altro lato, comportano alcuni problemi che rappresentano un costante oggetto di discussione sia da parte della comunità scientifica sia da parte dei fruitori, imprenditori e professionisti impegnati nell'ambito aziendale, in tutti i settori.

Anzitutto, il fenomeno della disoccupazione tecnologica ossia la mancanza di lavoro causata dalla tecnologia AI.

La sostituzione dell'uomo rispetto allo svolgimento di specifici compiti è un tema centrale del dibattito contemporaneo; essa comporta una serie di conseguenze rilevanti dal punto di vista sociale ed economico e rappresenta lo strascico di una questione emersa nell'epoca della rivoluzione industriale.

Nel caso dell'AI, il problema si raddoppia o quadruplica in quanto a essere sostituito non è *sic et simpliciter* il lavoro manuale bensì l'uomo, nella interezza delle sue

attività; tutto ciò che fino a qualche decennio fa era considerato come non meccanizzabile, oggi è completamente meccanizzato (Brynjolfsson et al., 2014).

È certamente vero che l'avvento dell'AI ha migliorato le prestazioni lavorative umane in maniera notevole, soprattutto sotto il profilo delle attività intellettive legate, a esempio, al calcolo e all'elaborazione delle informazioni; tuttavia, è altrettanto vero che la mera elusione dell'uomo da qualsiasi sfera produttiva non è né realizzabile né immaginabile.

Tutti i lavori che prevedono fasi ripetitive di processo, sia manuali che mentali, possono essere sostituiti da sistemi di AI (Frey et al., 2017).

A ogni modo, la trasformazione riguarda specifiche mansioni e non interi ambiti professionali. Ogni settore richiede uno sforzo lavorativo nel cui complesso solo alcuni aspetti di esso possono essere automatizzati. Non tutti i compiti di tutti gli ambiti possono essere demandati alla tecnologia digitale e all'AI e non esiste alcuna professione che sia stata soppiantata dall'AI (Brynjolfsson et al., 2014).

Ciò detto, è importante evidenziare che l'impatto dei sistemi di AI in organizzazione va calcolato in termini di trasformazione degli ambienti lavorativi e dei rapporti sul posto di lavoro (Mayer et al., 2020).

L'implementazione dei sistemi di AI in ambito organizzativo potrebbe riconfigurare le strutture di potere verticale e orizzontale; potrebbe causare conflitti relativi allo status o alla rideterminazione dei ruoli di comando (Anthony, 2018).

Un esempio, in questo caso, ci è offerto dal comparto relativo alle vendite.

La predisposizione dell'uso delle tecnologie di AI ha comportato la sostituzione degli Account Manager: il ruolo da essi ricoperto è stato affidato ai Data Scientist, in ragione del fatto che il compito di individuare le opportunità di vendita avviene attraverso un computo algoritmico e non più attraverso la capacità interpretativa del professionista (Pachidi et al., 2020).

Un elemento rilevante ai fini di un'analisi dell'impatto dell'AI nei processi organizzativi è quello del valore percepito, dai dipendenti e dai manager.

Alcuni studi hanno rilevato che è più facile per i dipendenti riconoscere il valore dell'AI quando sostituisce l'uomo negli incarichi che lo impegnano fisicamente; la sostituzione sul fronte delle capacità e delle competenze intellettuali, è meno accettata e compresa (Pachidi et al., 2020), anche e soprattutto in ragione del fatto che ha comportato studio e un investimento importante, in termini di tempo e di spese, per la formazione professionale.

Nell'ambito dell'analisi del valore percepito dell'AI, è una componente considerevole l'interazione fisica, a esempio attraverso i robot, rispetto all'interazione con i sistemi e strumenti di automazione robotica impiegati nei compiti produttivi o in generale nei processi.

In questo secondo caso, la non visibilità dei sistemi o la mancanza di un contatto diretto nell'ambiente lavorativo incide sulla percezione in maniera diversa, in maniera meno negativa.

Se da un lato sono importanti le sfide che i lavoratori devono affrontare in un contesto interattivo, dall'altro sono importanti le soluzioni prospettate per superare le difficoltà.

Anche la comunicazione cambia statuto: essa dipende dall'interazione con l'AI; in generale, i flussi informativi all'interno dell'organizzazione sono gestiti principalmente dall'AI e l'applicazione dei modelli di automazione nel settore informativo determina nuove configurazioni di ruoli, mansioni, decisioni, strategie.

Essi hanno un grande influsso sul modo e sui tempi attraverso cui la conoscenza viene creata, trasformata, condivisa (Pachidi et al., 2018).

Il coordinamento tra gli stessi essere umani è soggetto a una grande rivoluzione (Barrett et al., 2012).

Uno studio ha illustrato l'impatto dell'introduzione dei robot nell'ambiente medico: l'uso di robot ha comportato la necessità di un riadattamento rispetto all'acquisizione di nuove conoscenze; alla ridefinizione degli status e dei ruoli lavorativi; alla delimitazione dei confini professionali; dei ritmi lavorativi.

In generale, è lo stesso concetto di “lavoro” che viene riformulato (Frey et al., 2017); le nuove forme di occupazione si definiscono via via che le tecnologie di AI si evolvono e si impongono nel contesto organizzativo (Brynjolfsson et al., 2015).

Nel complesso, l’attività lavorativa è in piena trasformazione teorica e pratica; con l’avanzamento del lavoro di integrazione dei processi di automazione posta a fondamento dell’obiettivo di sviluppo, sono in pieno svolgimento i lavori sull’AI per migliorare l’efficienza individuale, la produttività e le prestazioni aziendali (Tarafdar et al., 2019).

In definitiva, l’AI incide in maniera decisiva e definitiva sulla struttura organizzativa; è imperante l’automatizzazione dei processi del Middle Management sull’assegnazione dei compiti; sul controllo relativo alle prestazioni dei dipendenti a cadenza giornaliera; sulla definizione dei prezzi; sulle pratiche di gestione e la governance (Libert et al., 2017).

Dalla letteratura scientifica dedicata all’applicazione dell’AI in ambito organizzativo emerge un dato fondamentale.

Anzitutto, è opportuno fare una distinzione rispetto a due caratteristiche dei sistemi di AI: l’elemento dell’automazione e l’elemento dell’augmentation ossia il potenziamento del sistema AI.

La capacità di automazione si riferisce all’attività della macchina, che sostituisce l’uomo nello svolgimento di un compito specifico senza alcuna forma di coinvolgimento umano; la capacità di potenziamento presuppone, invece, una continua collaborazione tra uomo e macchina consistente nell’aggiornamento, da parte dell’uomo, del set di addestramento e nella ricezione delle informazioni processate dalle macchine.

Le organizzazioni scelgono di favorire processi di automazione invece di processi di potenziamento (Amershi et al., 2014; Rahwan et al., 2019).

Una delle ragioni che portano a questa decisione da parte delle organizzazioni è la natura del compito come obiettivo di realizzazione di tutta l’attività organizzativa. In genere, sono favoriti i processi di automazione se il compito è ben strutturato, come la revisione di una bozza di contratto nell’area contabile; in questo contesto,

l'uso di un sistema di AI, attraverso regole chiare e ben definite, è di supposto all'attività.

Un'ulteriore ragione a fondamento della scelta dell'automazione in ambito organizzativo riguarda la questione della responsabilità. L'errore, che non è prerogativa umana ma appartiene alle macchine, è un freno rispetto all'uso di sistemi di potenziamento, ove è prevista una collaborazione uomo-macchina e una costante revisione sul processo di training, come per l'uso di sistemi basati sull'apprendimento automatico.

In senso più generale, anche il piano della responsabilità legata alla rendicontazione delle risorse economico-finanziarie impiegate per incentivare i processi basati sull'AI e all'efficacia della gestione, è compreso nel problema – responsabilità.

Alcuni studiosi sostengono che una motivazione che porta a scegliere l'automazione o il potenziamento in ambito organizzativo, risieda nel fatto che i due processi richiedano approcci implementativi diversi e, quindi, risultino reciprocamente escludentesi (Lindebaum et al., 2020). Quantunque, altri studiosi non ravvisano una connessione di contraddizione tra i due approcci ma una connessione produttiva, utile in ambito organizzativo quando sia rafforzata in una disposizione equilibrata (Raisch et al., 2021).

La questione del controllo è uno dei temi dibattuti dall'introduzione della tecnologia in campo decisionale.

I sistemi di supporto alle decisioni (Decision Support System, SSD) sono stati introdotti allo scopo di garantire agli stakeholders di agire in linea con gli obiettivi organizzativi (Kirsch et al., 1996); alcune ricerche definiscono i sistemi di AI, utilizzati come supporto decisionale, precisamente in termini di sistemi di allineamento con gli obiettivi organizzativi (Kaplan et al., 2019; Benbya et al., 2019).

In questo contesto, la questione del controllo, nella letteratura scientifica, si declina come l'attività diretta dell'uomo; il ruolo dell'AI è ridotto nella interazione uomo-macchina (Cram et al., 2020; Möhlmann et al., 2021).

In considerazione di ciò, è importante evidenziare che può sembrare limitativo correlare la questione del controllo del rispetto degli obiettivi organizzativi interamente all'uomo, anche nella gestione dei sistemi di supporto alle decisioni; le capacità dei sistemi informativi e le potenzialità, esponenzialmente crescenti, dell'AI sono un dato incontrovertibile e impattano sul fronte-controlli e sul complesso della gestione organizzativa.

Quella del controllo, dunque, rimane una questione aperta.

Una sinergia tra i due approcci, di automazione e potenziamento dei processi organizzativi, è auspicabile per molte ragioni.

Primo fra tutti, il rafforzamento e l'implementazione di sistemi di AI impiegati in ambito organizzativo, che ridefinisce i termini di tutte le questioni che riguardano l'applicazione della tecnologia digitale e AI nei settori aziendali.

La questione del controllo, per esempio, deve essere ripensata alla luce dell'intervento delle nuove tecnologie, anche quando l'obiettivo è al di là della controllabilità e della spiegabilità e sussistono elementi di vulnerabilità che impattano sulla fiducia dei dipendenti.

Questo dimostra che considerare le questioni organizzative alla luce dell'intervento della tecnologia AI non vuol dire occuparsi semplicemente di macchine ma vuol dire concentrarsi ancora sull'uomo.

Una fonte di ispirazione per la trattazione della tematica dell'applicazione dell'AI in organizzazione può venire dal mondo di ricerca sugli Information System (Sarker et al., 2019); in esso la promozione della interazione uomo-macchina per la disciplina degli IS si basa su un armonico bilanciamento dei due componenti della diade attraverso una equilibrata considerazione degli obiettivi strumentali e dei valori etici e morali.

Anche dal fronte della ricerca sulla spiegabilità, ci viene in aiuto la prospettiva sociotecnica nell'ambito della quale un'organizzazione può perseguire in maniera simultanea risultati strumentali o prestazionali e risultati umanistici (Asantiani et al., 2021); essi, però, non si definiscono nei termini di come l'AI possa auto-

monitorare l'aderenza dei processi alla promozione dei valori ma di come l'uomo possa intervenire sulla integrazione.

La prospettiva di integrazione è l'unico approccio possibile per risolvere le questioni che riguardano: l'efficientamento della modularizzazione del lavoro (Shestakofsky, 2017); la formazione di un team funzionale (Faraj et al., 2018); il benessere del lavoratore in digital workspace (Tschang et al., 2020); la gestione delle risorse umane; lo sviluppo di competenze adeguate.

L'AI usata sul fronte engagement si serve di sistemi di elaborazione del linguaggio naturale come i chatbot, il ML e la CV.

La tecnologia abilitata per questo uso specifico include sistemi di AI sia vocali che testuali; a seconda del livello di utilizzo vengono impiegati specifici sistemi di AI.

Sia sul fronte della gestione delle richieste dei clienti che sul fronte dell'interazione con i dipendenti, le organizzazioni utilizzano tecnologie conversazionali vocali o testuali; talora, per facilitare l'interazione tra uomo e macchina, le organizzazioni adottano sistemi antropomorfizzati o con attributi spiccatamente umani al fine di rendere la relazione efficace e gradevole.

L'antropomorfismo facilita l'approccio con i sistemi automatici attraverso la creazione di processi di interazione individualizzati; essi rendono reale l'incontro e preparano il terreno per una convivenza negli ambienti, non solo lavorativi, del futuro prossimo (Pfeuffer et al., 2019; Diederich et al., 2020). Tuttavia, la connotazione dei sistemi AI con tratti fortemente umani – che in alcuni sistemi si traducono con presenza sociale, umorismo e ritardo comunicativo – non sempre ottiene l'effetto di incoraggiare la connessione ma la ostacola.

Attraverso i chatbot si riscontrano esiti positivi, legati all'interazione uomo-macchina; questo ha determinato un'incentivazione del tasso di creazione di chatbot con caratteri umani (Schanke et al., 2021); quantunque, si registra un indice di ostilità verso i sistemi umanizzati (Hill et al., 2015), soprattutto in relazione al fatto che si creano, in quella che si istituisce come una vera e propria relazione, aspettative, convinzioni e sentimenti (Epley et al., 2004).

La ragione della contrarietà e dei sentimenti negativi che si generano a contatto con un sistema umanizzato sta principalmente nel fatto che nel corso del contatto si determina un'oscillazione tra l'inconsapevolezza derivata dalla novità della relazione e la consapevolezza derivata dall'esplorazione del contesto di interazione e dall'ambiguità percepita (Brahnam, 2009).

Nelle organizzazioni, in genere, sono favorite interazioni uniformi tra chatbot e sistemi informatici (Schuetz et al., 2020).

Certamente, in alcuni contesti, è importante per gli utenti un'interazione basata su una connessione sociale; proprio questo deve spingere le organizzazioni a distinguere gli ambiti in cui adottare sistemi più umanizzati o sistemi meno umanizzati anziché preferire un modello unico di interazione per tutti i sistemi automatizzati.

Uno studio significativo potrebbe essere quello che si occupi di determinare la misura dei caratteri che un sistema deve avere per essere umanoide senza restituire una sensazione di ambiguità o negatività, o senza determinare quello che nel 1970 lo studioso nipponico di robotica Masahiro Mori (2012) definisce Uncally Valley, o valle perturbante; essa rappresenta la condizione di comportamenti e in generale di risposte emotive come il ritiro.

Dal punto di vista etico, emergono diverse questioni: il problema dell'impatto emotivo dei sistemi di AI con sembianze umane; il problema della responsabilità dell'azione indotta, a esempio dai sistemi AI (chatbot) progettati per influenzare il comportamento umano ai fini del profitto e della soddisfazione del cliente (Adam et al., 2020).

In generale, una questione rilevante in questo ambito di discussione è quella che riguarda le diverse configurazioni di utilizzo, determinate sulla base degli obiettivi di coinvolgimento e interazione uomo-macchina, diretto e indiretto (Jasperson et al., 2005).

Nei sistemi di AI completamente automatizzati, anche l'uso delle informazioni – esempio di uso indiretto – è svolto da una macchina ossia da un sistema che è in grado di programmare autonomamente sulla base delle informazioni trasmesse.

Può questo costituire un elemento indicativo della trasformazione dell'essere umano ad artefatto manipolabile dell'AI? (Demetis et al., 2018).

Le tecnologie di AI sono in grado di acquisire le espressioni delle emozioni umane.

Lo fanno attraverso la rilevazione di parole; di immagini; delle espressioni facciali; della direzione dello sguardo; dalla gestualità; dal tono di voce; dalla temperatura corporea; dalla frequenza cardiaca. Questa capacità di comprensione dei sistemi di AI, da un lato, migliora l'interazione con gli esseri umani, in quanto l'automa diventa adattabile e reattivo al comportamento dell'interlocutore; dall'altro, comporta una serie di dilemmi etici di grande rilevanza.

Quale emozione il sistema può riconoscere e quale, invece, deve ignorare? (Picard et al., 2001).

Nel caso di un cliente arrabbiato a causa di un disservizio, il sentimento di rabbia deve essere rilevato da un agente di Intelligenza Artificiale, a esempio un chatbot? Come si può programmare il feedback di risposta rispetto alla manifestazione emotiva di un cliente che ha subito un disservizio?

Inoltre, la rilevazione dello stato di emotività di un essere umano attraverso le espressioni facciali o, in generale i biofeedback, attraverso l'uso delle neurotecnologie, cosa comporta sul piano etico rispetto al tema della privacy?

Inoltre, un ulteriore tema cruciale, sul fronte etico-morale, è legato alla liceità che le macchine manifestino emozioni e pensieri che non provano e non capiscono (Porra et al., 2019).

Senza dubbio, l'AI basata sulla capacità di misurazione delle emozioni ha un impatto sulle teorie del nudge e del framing, in generale nel campo dell'economia comportamentale.

La comprensione delle emozioni da parte della tecnologia di AI, attraverso lo sfruttamento di bias cognitivi in relazione a specifici obiettivi programmatici, influenza e direziona le decisioni (McStay, 2016).

L'impatto sulle decisioni è un tema decisivo, sul fronte dell'applicazione dell'AI - degli algoritmi di apprendimento automatico e algoritmi di apprendimento profondo - in ambito aziendale.

In ambito creditizio o finanziario, vengono utilizzati algoritmi di apprendimento automatico ovvero le reti neurali profonde, a esempio, per l'analisi dei parametri dei clienti bancari (sesso; età; solvibilità; capacità creditizia) al fine di decidere se approvare o non approvare un prestito.

Le ripercussioni sul fronte etico dell'implementazione di processi decisionali automatizzati sono ineludibili.

Chi è responsabile delle decisioni basate su insight provenienti dall'AI o che provengono da azioni automatizzate?

È ovvio che le macchine non hanno coscienza di sé e non hanno alcuno scopo che non sia stato immesso nella macchina (Braga et al., 2017); la responsabilità è una capacità che proviene dall'intenzionalità: le macchine non hanno intenzionalità e, pertanto, non possono manifestarla (Floridi, 2008).

Poiché la macchina è programmata affinché a un determinato input corrisponda un determinato output, il problema etico si sposta sul fronte umano. È l'uomo che sceglie i dati di addestramento e la macchina apprende sulla base di essi, in via esclusiva.

Non è ragionevole pensare che la macchina produca dei risultati che non siano concorsi con la logica di computazione posta alla base del sistema di AI.

Tuttavia, talora la velocità e il numero di input di un sistema di AI supera i limiti di comprensibilità e calcolabilità umana; in questo contesto, la questione della responsabilità che concerne l'impatto dei processi di AI sulle decisioni si complica (Vesa et al., 2020). L'affidamento alla infallibilità dei processi automatici riduce il grado di attenzione sui risultati e comporta un appiattimento delle idee sugli output di sistema (Parasuraman et al., 2000).

I sistemi di AI, soprattutto i sistemi preposti all'analisi dei dati o che supportano compiti che richiedono elaborazioni complesse, godono di una fiducia maggiore

rispetto alle proprie capacità intellettive, anche se i processi non godono dei requisiti minimi di trasparenza e non sussistono le condizioni di spiegabilità dei risultati (Salem et al., 2015; Dietvorst et al., 2016).

La soluzione al problema dei processi decisionali automatizzati è nella comprensione dei risultati di sistema; la inspiegabilità delle decisioni determina la perdita di controllo sui processi decisionali aziendali (Lindebaum et al., 2020).

La sfida, in ambito organizzativo, è quella di mantenere la dimensione umana nei processi e sfruttare l'efficienza e l'efficacia degli strumenti di AI; a maggior ragione perché l'accelerazione dello sviluppo dei sistemi di AI e il progressivo perfezionamento ha comportato una valutazione positiva o acritica del valore e dell'utilità dello strumento (Gregory et al., 2020).

La dipendenza dalle funzioni dell'AI in organizzazione ha comportato il ben più grave affidamento degli assetti organizzativi e a conflittualità di potere; il processo di digitalizzazione e la dotazione degli strumenti di AI ha modificato la strutturazione degli assetti organizzativi di impresa.

L'AI è emersa come strumento di auto-organizzazione; essa definisce i termini di progettazione delle attività che a essa stessa si riferiscono (Steinberger, 2019). L'AI ha rideterminato gli approcci di progettazione organizzativa oltre la capacità di elaborazione delle informazioni di un'azienda (Phan et al., 2017).

Un importante contributo di ricerca in ambito organizzativo potrebbe venire da una riflessione proprio su queste questioni, sulla progettazione organizzativa alla luce degli sviluppi dell'AI e sulla definizione delle strategie di ricerca in azienda.

La questione pregiudiziale e relativa alle discriminazioni, calata nel contesto delle applicazioni e dell'implementazione dei sistemi di AI, assume una portata notevole e drammatica; essa merita, perciò, una riflessione particolareggiata.

Quando si parla di processi di automazione, si pensa che sia escluso l'intervento umano. L'esclusione di ogni forma di partecipazione dell'uomo comporta l'elusione del problema del pregiudizio nel campo delle decisioni.

Questo pensiero è scorretto. I sistemi di AI, anche quelli di apprendimento automatico, sono programmati dall'uomo; al programmatore spetta selezionare i set di dati di addestramento del modello e in essi si trovano le distorsioni (errori statistici; dati soggetti a rumore) che causano una discriminazione di tipo sistematico.

È noto il caso di discriminazione razziale dei sistemi di apprendimento automatico usati nei tribunali con l'obiettivo di prevedere la propensione degli imputati a commettere atti criminali (Daugherty et al., 2018); è altrettanto noto il caso di discriminazione sessuale delle candidate per lavori STEM dei sistemi di apprendimento automatico usati nei processi di selezione e assunzione del personale (Dastin, 2018).

Emerge con urgenza la questione delle pratiche di gestione dei dati. Al fine di evitare le distorsioni nei dati di addestramento e training, causa delle discriminazioni nei risultati di sistema, è necessario adottare misure che includano controlli di qualità rispetto ai dati di addestramento; inoltre, è fondamentale una revisione sistematica e periodica dei dati per identificare ed eliminare eventuali distorsioni o dipendenze di processo.

È importante che si lavori sull'integrazione della spiegabilità e della trasparenza nei processi al fine di individuare e tracciare potenziali distorsioni innescate dagli algoritmi di apprendimento automatico.

Allo stato attuale dell'arte, gli algoritmi di apprendimento automatico sono in grado di acquisire e analizzare automaticamente i dati.

Questo avviene, a esempio, sul fronte della valutazione delle prestazioni dei dipendenti: il ML applicato al tracciamento delle attività lavorative, produce informazioni utili per l'attività di monitoraggio e analisi delle prestazioni (Østerlund et al., 2020).

Attraverso gli algoritmi di apprendimento automatico è possibile stimare le attività lavorative, individualmente o in team, in termini di frequenza e durata; di qualità del lavoro svolto; di livello di comunicazione; di sentiment (Kellogg et al., 2020).

L'AI permette il pieno controllo dei dipendenti per garantire il rispetto delle regole; per soddisfare standard di qualità; per determinare piani di formazione o aggiornamento; per definire piani di incentivazione; per ottenere un vantaggio nel superamento della media del punteggio algoritmico sulle prestazioni, in competizione interna o esterna all'organizzazione (Faraj et al., 2018).

Sono, altresì, valutabili le prestazioni future, attraverso l'uso di sistemi con capacità predittiva.

La gestione delle risorse umane si avvale degli strumenti di AI per verificare i tassi di produttività; sulla base di essi, e attraverso gli stessi strumenti di AI, le organizzazioni generano avvisi in merito ai ritardi di produttività, individuale e collettiva (Tschang et al., 2021).

Dalle considerazioni proposte, alcuni spunti di ricerca potrebbero riguardare l'impatto, sulla sfera personale e professionale dei dipendenti, dei meccanismi di controllo innescati dall'implementazione in ambito aziendale dei sistemi di AI o l'effetto sulla fiducia in casi di errore nei risultati di processo.

Gli effetti di una fiducia cieca, generata dalle capacità di calcolo e di elaborazione di grandi quantità di dati, oltre che dalla capacità di apprendimento automatico e di adattamento a nuovi dati di acquisizione, producono distacco emotivo, acriticità (Newell et al., 2015) e delegazione di ogni forma di responsabilità (Friedland, 2019).

È importante, perciò, considerare criticamente i limiti dell'AI e riconoscere l'ineluttabilità dell'intervento umano.

Il lavoro umano è indispensabile soprattutto in considerazione del rischio di miopia organizzativa che deriva dall'eccessiva delegazione delle attività agli algoritmi di apprendimento automatico. In capo alle incapacità di visione delle organizzazioni si trova la riduzione della variabilità e del riconoscimento di abilità difficilmente codificabili (Balasubramanian et al., 2022).

L'automazione comporta l'eliminazione degli ambiti professionali e la dequalificazione degli esperti che non si occupino di AI e di algoritmi di apprendimento automatico (Lindebaum et al., 2020). Ciò si traduce in una reale

perdita delle competenze e delle capacità intellettive, della socialità, della creatività, dell'intuizione e della flessibilità (Raisch et al., 2021).

Si può considerare il ridimensionamento del ruolo dell'uomo a fronte delle capacità dell'AI come una perdita di umanità.

Proprio questo deve essere il presupposto di una nuova visione dell'organizzazione, fondata sulla relazione irrecusabile tra la creatività e la spontaneità come apporto precipuo umano e l'efficienza e le elevate prestazioni offerte dall'automazione e dall'AI.

Infine, è importante considerare la capacità innovativa degli algoritmi di apprendimento automatico e gli algoritmi di apprendimento profondo in azienda.

Un caso importante ci è offerto dall'industria farmaceutica. Diverse aziende farmaceutiche e start-up biotecnologiche hanno investito sull'AI per identificare e validare potenziali farmaci, accelerando il processo di scoperte legate ai vantaggi terapeutici (Fleming, 2018).

La nuova tecnologia è perfettamente in grado di indirizzare verso i più promettenti processi innovativi, in tutti i settori aziendali.

Di più: lo stato dell'arte relativo alle tecnologie dell'innovazione è tale che da semplice facilitatore, questo ambito, può tramutare in innovatore autonomo. Gli algoritmi di apprendimento automatico sono in grado di produrre software; produrre novel design o approcci di progettazione basati su originalità e innovazione; identificare composti nuovi, a esempio composti chimici o farmaceutici o creare nuovi materiali.

L'uso di questo tipo di tecnologia è in grado di rimodulare la natura dei processi di innovazione in organizzazione e l'organizzazione stessa, nel settore relativo alla ricerca e allo sviluppo (Cockburn et al., 2019).

In definitiva, gli effetti distintivi delle tecnologie di AI in ambito organizzativo sono significativi e fortemente in aumento, per potenzialità e diffusione.

È importante ragionare sulle questioni dispiegate, per comprenderne a fondo la portata in termini etici e di rivalutazione dell'umano.

§3. *Artificial Intelligence e Human Resources Management: l'automazione nei processi di selection ed employee retention nell' Impresa 5.0*

Sulla base di quanto è stato riportato, a proposito dell'importanza dell'AI per la società contemporanea e per le organizzazioni, è coerente affermare che anche la gestione delle risorse umane è una dimensione di dispiegamento del potenziale dell'AI, sia per l'aggiornamento del lavoro e dei ruoli professionali sia per la diminuzione delle disuguaglianze sociali (Malik et al., 2020; Malik et al., 2021).

Dalla letteratura scientifica, è noto che i temi generali sulla gestione delle risorse umane attraverso la tecnologia di AI riguardano l'occupazione o la disoccupazione tecnologica, quindi il futuro del lavoro.

Il rapido sviluppo dell'AI sta trasformando la vita personale degli individui e il modo con cui le aziende interagiscono con i dipendenti e i clienti; esso sta rivoluzionando in maniera profonda le organizzazioni e il mondo del lavoro.

L'AI sta trasformando il concetto stesso di lavoro e tutti i settori industriali, nel processo di digitalizzazione, impiegano i sistemi di AI sui processi decisionali, in vista di una crescita che renda una valida concorrenza sul fronte dei mercati (Varsha, 2023).

Tutte le organizzazioni sono chiamate a sviluppare specifiche competenze delle risorse umane per il raggiungimento di un ottimale livello prestazionale (Wiradendi Wolor, 2020).

Un fronte su cui l'IA impatta nell' HRM è quello impegnato nella costruzione di pratiche strategiche di gestione; in particolare, gli algoritmi di apprendimento automatico e l'Internet of Things (IOT) sono rilevanti rispetto all'obiettivo della definizione delle strategie per affrontare le sfide legate alla riduzione dei costi e dei tempi (Hemalatha et al., 2021).

Affinché gli algoritmi di apprendimento automatico contribuiscano in maniera vantaggiosa al raggiungimento degli obiettivi dell'organizzazione è necessario che

l'organizzazione si serva di dati di qualità e che i documenti e le politiche riservate condivise siano utilizzate lecitamente.

Oltre i dati di qualità e la liceità del trattamento delle informazioni riservate, le organizzazioni possono ottenere pienamente i benefici delle applicazioni degli strumenti di AI solo se creano le condizioni di integrazione tra dipendenti con competenze specifiche e agenti di AI (Mathipriya et al., 2019).

Inoltre, la capacità di adattamento delle risorse a contesti estremi, dimostrata nel corso della pandemia mondiale di Covid-19, ha, da un lato, innescato il processo di digitalizzazione e, dall'altro, rivelato la grande dote della duttilità dell'uomo; essa è fondamentale in vista di una previsione che concerni le misure di adattamento a un ambiente lavorativo dominato dai sistemi automatizzati.

Tutti i processi e le funzioni legate alle risorse umane hanno subito una trasfigurazione digitale: dall'assunzione, dall'onboarding alla valutazione delle prestazioni, le risorse umane sono state trasposte nel regno del digitale (Minbaeva, 2021).

Tutte le pratiche HR hanno una controparte automatizzata a cui affidare o delegare una parte o la totalità di un lavoro.

L'AI offre una soluzione, attraverso l'automazione, ai processi ripetitivi ovvero alla risoluzione dei problemi legati alla presenza dell'elemento pregiudiziale (Hmoud et al., 2020); le risorse in organizzazioni sono sollevate da lavori delegabili alle macchine e, concentrandosi maggiormente sulla propria crescita personale e professionale, contribuiscono alla produttività complessiva dell'organizzazione di cui fanno parte (Malik et al., 2021).

È necessario, perciò, comprendere l'implementazione dei sistemi di AI specificamente nel settore HR.

Nella gestione delle risorse umane, l'AI è in costante crescita; tutti i processi di tutte le aree-chiave sono svolti attraverso l'ausilio dei sistemi di AI. Inoltre, in conseguenza dell'elevato volume di dati relativi alle operazioni in organizzazione e alla gestione della forza-lavoro, l'AI è integrata nelle procedure operative.

Ciò significa che l'accesso alle organizzazioni di profili altamente qualificati nel settore tech o con formazione in discipline STEM è facilitato (Meshram, 2023).

Le tecnologie di AI comportano un nuovo approccio alla gestione del personale: migliorando le prestazioni aziendali complessive e rendendo le prestazioni misurabili (Khaled et al., 2023); predisponendo piani di formazione e aggiornamento personali ed efficaci (Chen, 2022); generando valore sia per i clienti, sia per le risorse impiegate, sia per l'organizzazione nel suo complesso (Chowdhury et al., 2023).

La trattazione dell'implementazione degli strumenti di AI nell'HRM può seguire la stessa struttura adottata per il discorso condotto sulle applicazioni AI in organizzazione ossia per tipi di AI classificati sulla base dell'impiego preposto e gli obiettivi di applicazione.

Per quanto concerne l'automazione, essa concerne sia il complesso delle attività ripetitive, che riguarda, oltre il settore HR, tutti i settori organizzativi, sia i processi decisionali. A questi ultimi, si applicano, in special modo, algoritmi di apprendimento automatico di tipo estrapolativo (Parry, Battista, 2019).

I sistemi di apprendimento automatico non solo sono di tipo predittivo ma hanno capacità di rilevazione degli errori e forniscono prestazioni dei processi più accurate delle pratiche umane.

L'AI è di gran lunga più precisa nella selezione dei candidati rispetto al reclutatore umano; nel processo di assunzione, l'AI è capace di eludere il problema dei pregiudizi e delle discriminazioni.

Tuttavia, anche gli algoritmi possono incorrere, nel processo di selezione, a forme di discriminazione ma esso dipende in via esclusiva dai set di dati usati per l'addestramento del modello e che riconduce la questione a un errore umano.

In riferimento al funzionamento del modello impiegato nei processi selettivi, è facile concordare sul fatto che gli errori sono nulli e i risultati godono di un livello di precisione e accuratezza di tipo statistico.

I sistemi di AI inferiscono risultati esatti; inoltre, forniscono risultati accurati sotto l'aspetto dell'efficienza dei processi; della riduzione delle tempistiche; dell'economicità; della precisione; dell'assenza di pregiudizi e discriminazioni; della riduzione del carico di lavoro (Hemalatha et al., 2021).

Lo sviluppo di sistemi basati su algoritmi di apprendimento profondo ha operato un'ulteriore conversione dei processi di automazione impiegati nel HRM (Agostinelli et al., 2020); l'integrazione degli algoritmi di apprendimento profondo ai sistemi algoritmici ha comportato sistemi dotati di capacità di traduzione di discorsi o testi in linguaggio naturale; l'estrazione di informazioni dal linguaggio naturale; la generazione automatica di contenuti dal linguaggio naturale (Bongarzoni, Marturano, 2020).

Un'altra forma di impatto sulla gestione delle risorse umane ottenuta attraverso l'uso della tecnologia di AI è quella che registra un miglioramento della qualità della vita; l'AI ha comportato un alleggerimento dai compiti amministrativi e ridondanti: pubblicazione di annunci di lavoro; ricerca; screening; colloqui; riunioni; programmazione e progettazione; schede di attività; registrazione e verifica dei conti (Baggio, Omana, 2019; Langer et al., 2019; Nawaz, Gomes, 2019; Niehueser, Boak, 2020; Nocker, Sena, 2019; Savola et al., 2019).

L'esonero da attività amministrative e di routine rinsalda il pensiero creativo e strategico e determina un aumento di produttività complessiva in conseguenza del miglioramento personale e professionale (Iqbal, 2018).

Per quanto concerne l'engagement, alcuni sistemi di AI favoriscono il coinvolgimento delle risorse umane; i chatbot, a esempio, intervengono in questo contesto, oltre che nei processi HR di screening e nei colloqui per la selezione del personale (Vedapradha et al., 2019).

L'engagement nel settore HR può essere declinato principalmente come forma di partecipazione in tempo reale a processi organizzativi o occasioni di formazione e valutazione delle risorse umane interne all'organizzazione.

I sistemi di AI si muovono sulla strada della progettazione di un sistema automatizzato di feedback dei dipendenti in tempo reale – in attività di valutazione

delle prestazioni - e di feedback ai dipendenti in tempo reale – in attività di formazione o accrescimento personale e professionale.

Questo è fondamentale, a esempio, per una risoluzione tempestiva dei problemi e che coinvolga e faccia convergere le capacità di problem solving di un team o dell'organizzazione.

Un sistema di AI che renda possibile un collegamento in tempo reale contribuisce a migliorare il processo di apprendimento e lo sviluppo dei dipendenti come persone e come professionisti. Sul fronte della gestione dei sistemi automatici con collegamenti in tempo reale, l'AI impatta sulla formazione di digital skills e, in generale, sulla capacità di rilevare le anomalie nei modelli favorendo il processo di comprensione e adozione di misure preventive e correttive (Jarrahi, 2018).

Un esempio di engagement realizzato dall'adozione della tecnologia di AI nei processi di selezione è offerto dai colloqui – video in tempo reale: con essi è possibile non solo ottimizzare i processi di selezione – a esempio, attraverso interviste divise in gruppi con numero maggiore di candidati o attraverso un processo più rapido di elaborazione delle candidature – ma anche a familiarizzare con nuove pratiche di interazione sociale e con nuovi dispositivi come parte integrante dell'ambiente di lavoro (Thomas et al., 2020).

La formazione e i processi di employee retention rappresentano alcune delle aree del HRM su cui genera il proprio influsso l'AI (Chwastek, 2017). Essa consente all'organizzazione di costruire un vantaggio di mercato a costi ragionevoli.

È evidente che la formazione delle risorse interne anziché l'acquisizione di nuovo capitale umano è meno dispendioso, a maggior ragione se i processi di formazione sono gestiti da sistemi di AI, sia nel processo di tracciamento delle competenze mancanti sia nei programmi personalizzati di formazione. La riduzione del turnover e dei costi associati rappresentano un contributo prezioso sul fronte della gestione organizzativa (Sahota, Ashley, 2019).

Attraverso l'AI, il processo di reclutamento ha ottenuto un efficientamento dei processi e una semplificazione delle operazioni considerevole (Johnson et al., 2020; Nawaz, 2019).

Per quanto concerne il processo decisionale, ciò che è stato detto in via generale vale, nello specifico, per il settore HR.

Uno dei più importanti impatti dell'AI nel settore organizzativo riguarda i processi decisionali (Malik, Budhwar et al., 2022).

La rilevanza del contributo dell'automazione dei processi decisionali sta soprattutto nelle conseguenze sul fronte etico.

L'accountability o la responsabilità che nasce dall'uso dell'AI sul fronte decisionale è una questione cruciale, a cagione del fatto che, benché una specifica voce della letteratura suggerisce una giustapposizione sostanziale dei processi decisionali umani e automatici (Hooper et al., 1998), l'automatismo, nel contesto delle decisioni, riconfigura la questione della responsabilità etica riferendola alle inferenze del sistema invece che all'essere umano.

Halford (2022) parla di distorsione della responsabilità etica, facendo l'esempio della riduzione del potere di controllo dei piloti nelle operazioni aeree. Essi, se da un lato conducono solo parzialmente l'attività di gestione del velivolo, dall'altro lato ne assumono totalmente la responsabilità.

Lo stesso tipo di distorsione si riscontra per i dipendenti in organizzazione e nel settore HR.

Leicht-Deobald et al. (2019) sostengono che le decisioni automatizzate in ambito organizzativo comportano un aumento della compliance ma riducono l'integrità dei dipendenti: essi si rimettono alle inferenze degli algoritmi in quanto si basano su informazioni quantificabili e determinate.

La remissione acritica alle inferenze algoritmiche, comporta, fra le altre cose, un'acquisizione passiva delle previsioni sulle prestazioni dei candidati (Delgado-Gómez et al. 2011) o il rilevamento della personalità (Jayaratne, Jayatilleke, 2020; Suen, Hung, Lin, 2019).

In fase di selezione, questo atteggiamento dà vita a forme di discriminazione, in luogo di quella uguaglianza che non si realizza come equità algoritmica.

In definitiva, l'adozione nell'AI nelle pratiche di gestione delle risorse umane comporta benefici e criticità il cui bilanciamento è un tema di ricerca di grande attualità, non solo degli esperti di management ma anche di ricercatori nei campi della medicina, della psicologia, dell'ingegneria, dell'informatica.

La rapida trasformazione a cui l'AI sottopone la vita sociale e lavorativa genera una rivoluzione che bisogna capire; essa non riguarda l'ambiente digitale bensì l'esperienza e, perciò, l'uomo in un nuovo mondo (Monteverdi, Pizzo, 2023).

§4. «Lo stato dell'Intelligenza Artificiale a supporto della Direzione HR». Uno studio sui casi italiani

L'Osservatorio HR Innovation Practice del DIG (Dipartimento di Ingegneria Gestionale) del Politecnico di Milano ha condotto una ricerca che, in questo contesto, ci permette di cogliere il significato e le condizioni dell'intervento dell'AI nel settore HR.

Il report riporta cinque direttrici di indagine che riguardano precipuamente l'impatto dell'AI sul lavoro; i possibili campi di applicazione; lo stato dell'arte relativo all'anno 2023-2024; le prospettive di sviluppo.

L'AI sta trasformando in maniera significativa la gestione delle risorse umane; offre un efficientamento dei processi HR che non ha precedenti.

Le tecnologie AI vengono utilizzate sia per l'automazione delle attività ricorsive – nei processi di selezione – sia allo scopo di predisporre un'esperienza di coinvolgimento per tutti coloro che fanno parte del mondo dell'organizzazione (dipendenti; stakeholders; clienti).

L'impatto delle AI nel settore HR può considerarsi comprensivo rispetto alle conseguenze sull'intera organizzazione, rispetto alla ridefinizione di ruoli e competenze e alla messa a punto di percorsi di formazione che accompagnino il processo di riqualificazione.

Il report in esame considera la diffusione delle tecnologie di AI sul mercato italiano. Il focus è sulle tecnologie di GenAI ossia il settore dei sistemi AI su cui si concentrano i tentativi di applicazione.

La concentrazione su questa tipologia di sistemi, tra cui ChatGPT, che ha riaperto i tentativi di applicazione sul fronte-lavoro, ha dimostrato che la tecnologia AI è in grado di intervenire anche sulla sfera creativa; essa entra di diritto, così, nel novero di quegli elementi che costituiscono il fenomeno dell'innovazione sociale.

L'entità dell'impatto della tecnologia AI è così decisiva da dividere l'opinione di esperti, ricercatori e professionisti in ambito aziendale; rispetto alla trasformazione delle competenze e la conseguente richiesta del mercato del lavoro, l'AI è considerata distruttiva o progressiva, considerati il fatto dell'occupabilità o il fatto della produttività.

Da un lato, l'accento è posto sulla progressiva sostituzione dell'uomo attraverso macchine sempre più intelligenti; dall'altro lato, l'accento è posto su una progressiva integrazione, a vantaggio delle organizzazioni e dell'economia del Paese.

L'interazione con persone, sistemi di AI e ambiente, insieme alla capacità di comprensione ed elaborazione del linguaggio naturale e delle immagini e alle capacità di apprendimento, ragionamento pianificazione, rappresentano le specifiche capacità che l'AI è in grado di replicare, in forma sempre più dettagliata, dell'essere umano.

Secondo i dati dell'Osservatorio HR Innovation Practice, l'88% delle organizzazioni ha difficoltà ad assumere personale qualificato, con il 63% in più di difficoltà rispetto al passato.

Ciò in ragione del fatto che la trasformazione digitale e lo sviluppo dell'AI non ha incontrato la necessaria riprogrammazione della formazione professionale rispetto alle richieste di mercato in termini di capacità e competenze.

Questo gap ha impattato sulle organizzazioni insieme al problema demografico; rispetto a questa situazione, l'AI può giocare un ruolo-chiave per il futuro, riqualificando le attività e i dipendenti interni alle singole organizzazioni.

Lo scenario che si presenta è, quindi, quello di concentrare l'attenzione sullo sviluppo dell'AI, da un lato, e, dall'altro, svolgere un'attività di Change Management indirizzata alla formazione e alla gestione di percorsi di reskilling e upskilling per l'acquisizione delle skills richieste dal mercato.

La riqualificazione delle competenze e dei ruoli in organizzazione a opera dell'AI è un dato incontrovertibile (Eloundou et al., 2023): L'IMF (International Monetary Fund) stima che il 40% della popolazione mondiale dovrà fare i conti con l'AI (IMF, 2024).

La quota degli annunci di lavoro (scritti in lingua inglese), a livello globale, che richiedono competenze nel settore AI e che citano nel testo le espressioni ChatGPT o GPT è aumentata di 21 volte tra novembre 2022 e agosto 2024 ossia dalla data di disponibilità degli strumenti di OpenAI (LinkedIn, 2023).

In Italia, secondo i dati dell'Osservatorio, la percentuale relativa alla richiesta di competenze precipe relative all'uso degli strumenti di AI è passata dal 43% al 54% dal 2023 al 2024.

L'area IT (Information Technology) e Data Management è quella su cui le organizzazioni faticano a trovare personale; per questa ragione e per ragioni economico-finanziarie, la strada maggiormente percorribile è quella della formazione interna.

Non solo le hard skills ma anche le competenze trasversali ossia le soft skills sono necessarie nel contesto dell'interazione con gli strumenti di AI: il pensiero critico; la capacità di sviluppare o rivedere comandi con cui interagire con gli algoritmi della GenAI (AI Interaction); la capacità di prendere decisioni consapevoli e di gestire le inferenze dei sistemi di AI (Decision-making); l'etica digitale e la consapevolezza del valore etico dell'utilizzo di soluzioni AI nel lavoro e in società.

L'AI applicata alla gestione delle risorse umane si muove su molteplici linee di direzione: l'automazione dei processi HR; il miglioramento dell'esperienza dei candidati o dei dipendenti; il supporto decisionale.

L'automazione dei processi HR riduce l'eventualità degli errori manuali e migliora l'accuratezza delle attività; semplifica i processi e rinvia alle macchine lavori come

quelli legati alle attività amministrative; consente di concentrare le attenzioni su tutti quei compiti che hanno un elevato valore aggiunto ossia sulle attività strategiche; informatizzazione e semplificazione delle attività di gestione delle informazioni digitali.

L'esperienza in generale si personalizza e si specifica sulla base delle esigenze e dei desideri attraverso l'implementazione di specifiche tecnologie, non solo nel campo lavorativo ma nella vita quotidiana; i punti di tangenza tra i due mondi – la sfera privata e la sfera lavorativa – ci interessa nei modi con cui la prima incide sulla seconda.

Il supporto alle decisioni è fondamentale in considerazione del fatto che il mondo si trova immerso in una profonda trasfigurazione; l'ambiente esterno, i mercati, la scena internazionale e le organizzazioni proiettano una realtà sempre più complessa e, in essa, la disponibilità di un supporto dell'AI alle decisioni basato su evidenze soggettive è un fattore di sostegno.

Sul fronte HR, la grande quantità di dati disponibili e i processi dei modelli producono pareri, suggerimenti, insight. Se è vero, come è vero, che essi devono essere accolti attraverso una prospettiva critica, è altrettanto vero che, l'analisi dei dati che i sistemi di AI forniscono, permettono di trovare un collegamento tra le iniziative e le prestazioni lavorative e il loro impatto sul business.

L'Osservatorio AI del Politecnico di Milano presenta un lavoro di ricerca da cui è possibile determinare una classificazione di sistemi di AI e dei modi di implementazione sui differenti processi organizzativi nel settore HR.

Le classi di interesse per quest'ambito sono: Text Analysis Classification; Conversation System; Image, Video & Audio Analysis System; Data Exploration & Prediction; Systems Decision Support; Optimization System; GenAI.

Per ciascuna delle elencate classi di soluzioni HR corrispondono specifiche attività: l'utilizzo di chatbot per rispondere a domande di tipo amministrativo, a esempio le ferie rimaste, o sull'iter di selezione; attività di screening dei cv; analisi delle espressioni facciali nei colloqui o riconoscimento vocale e video in ambito di sicurezza sul lavoro; attività di predizione del turnover o dei cultural fit dei

candidati; suggerimenti di contenuti formativi o classificazione dei cv sulla base di specifici requisiti; supporto nella scrittura Job Post o nella generazione di tematiche di formazione.

Nella Text Analysis Classification e nei Conversation Systems rientrano, rispettivamente, i sistemi che producono l'interpretazione del linguaggio scritto e i sistemi conversazionali. Un caso di applicazione è quello offerto dai chatbot ossia assistenti virtuali la cui funzione è quella di assistere dipendenti o candidati rispetto a questioni che riguardano la propria posizione amministrativa o l'iter di selezione. Un ulteriore esempio è fornito dai sistemi di elaborazione del linguaggio naturale, talora utilizzati per l'analisi dei curriculum vitae dei candidati.

Del primo tipo di sistemi, è previsto un aumento in organizzazione di un punto percentuale a distanza di un solo anno (16%); del secondo tipo, l'8% delle aziende considerate ne dispone nella propria organizzazione.

Con i sistemi conversazionali, è possibile effettuare un'analisi dei curricula o un pre-screening automatico e rilevare sia le esperienze che i percorsi formativi; un'analisi dei bisogni formativi usando i feedback delle valutazioni di performance o un'analisi del sentiment per il monitoraggio del clima aziendale e del grado di soddisfazione dei servizi.

Nella classe dei sistemi di analisi di immagini, video e audio fanno parte i sistemi usati per ricavare informazioni dai diversi formati di contenuti multimediali allo scopo di fare segnalazioni o agire.

In ambito HR sono poco diffuse; rappresentano il 2% dei sistemi in organizzazione. Tuttavia, hanno un'utilità nell'analisi delle forme di comunicazione usate dai candidati durante i colloqui: analisi del linguaggio verbale; analisi del linguaggio non verbale; analisi paralinguistica.

Nel linguaggio verbale, sono considerate le risposte effettive, le quali possono essere valutate rispetto sia alla competenza lessicale, quindi rispetto all'adozione di un linguaggio tecnico e specialistico, sia rispetto alla varietà lessicale e alla semantica, quindi rispetto all'uso delle parole e al contesto di significato.

Nel linguaggio non verbale, sono considerati sia il riconoscimento facciale che l'analisi dei movimenti in generale. Vengono valutate le espressioni facciali, il contatto visivo; la postura; la gestualità. Lo scopo è quello di rilevare emozioni; atteggiamenti; veridicità.

Nell'analisi paralinguistica, sono considerati: tono di voce; velocità di discorso; pause e intonazione della voce. Lo scopo è quello di rilevare lo stato emotivo; le capacità comunicative; la sicurezza.

Alcuni sistemi di AI sono in grado di rilevare il livello di attenzione nel corso della formazione, quindi la predisposizione e la ricezione dei corsi di aggiornamento, e la postura, quindi l'adeguatezza o la non adeguatezza a mansioni che richiedono uno sforzo fisico e la prevenzione dei rischi legati alla sicurezza sul lavoro.

L'AI Act, entrato in vigore nel 2024, pone e impone importanti riflessioni sull'uso dell'AI nell'ambito lavorativo. Anzitutto, la proibizione dei sistemi di riconoscimento delle emozioni in forza dei rischi a essi connessi.

A esempio, l'uso dei sistemi di monitoraggio delle performance dei dipendenti, che rilevano lo stato emotivo (stress; soddisfazione; insoddisfazione; frustrazione) in contesti come riunioni o nelle attività lavorative attraverso l'uso dei dati biometrici (espressioni facciali; tono della voce; postura).

L'uso degli strumenti di AI, nel processo di assunzione, per la valutazione delle emozioni attraverso l'uso dei dati biometrici.

L'uso degli strumenti di AI per la valutazione degli stati emotivi allo scopo di prevedere stress o rischi per la sicurezza.

Nei Data Exploration & Prediction Systems e nei Decision Support & Optimization Systems rientrano i sistemi con capacità di identificazione di pattern, tendenze, relazioni tra dati per scopi previsionali e decisionali.

Questi sistemi sono in grado di creare scenari what-if (se-allora), ossia ipotetici, per la valutazione di conseguenze possibili; identificare le soluzioni migliori e prevedere risultati futuri, come trend di mercato o comportamenti.

In ambito HR, essi possono essere impiegati per prevedere gli indicatori di interesse: il successo in un ruolo specifico; le performance rispetto a specifici compiti; il turnover.

C'è un interesse di introduzione in azienda del 18%; tuttavia, la diffusione di questo tipo di sistemi di AI è nulla.

Nei sistemi di Recommendation System, che rappresentano una classe di algoritmi di apprendimento automatico o di ML, rientrano quei modelli in grado di orientare le preferenze; gli interessi; le decisioni. Si tratta di raccomandazioni, basate su specifiche informazioni, a carattere personalizzato.

L'8% delle organizzazioni impiega questo tipo di sistemi di AI, con una previsione di introduzione in azienda del 5% in un anno.

Questi sistemi sono adottati in HR per suggerimenti in ambito formativo; per supportare i processi della fase di selezione delle risorse umane; per indirizzare i profili alle offerte di lavoro desiderate o inerenti ai background; per indirizzare la direzione HR alle candidature maggiormente in linea con le esigenze organizzative. Il grado di corrispondenza è espresso in termini percentuali.

Nella GenAI, i sistemi utilizzano gli algoritmi di apprendimento automatico per generare contenuti *ex novo*. Testi, immagini, audio, video, codici informatici: essi non si trovano nei set di dati di addestramento usati per definire il modello.

Il 43% delle organizzazioni utilizza la GenAI in ambito HR; gli ambiti sono quelli della ricerca e della selezione del personale, oltre che quelli relativi alla formazione e allo sviluppo.

Alcuni concreti esempi di implementazione si possono trovare nei processi di supporto ai recruiter, a esempio nella definizione delle posizioni aperte o nei processi di supporto ai formatori, a esempio nella definizione della bozza dei contenuti da erogare.

Le potenzialità dell'AI come supporto alla direzione HR possono essere ripercorse, seguendo l'esempio del report, attraverso i modelli applicativi italiani per quattro specifiche aree di processo: Talent Attraction (employer branding; ricerca;

selezione); formazione e sviluppo; Performance Management; Welfare & Wellbeing.

Per quanto concerne l'implementazione dell'AI nei processi di attrazione dei talenti, i sistemi di AI supportano il recruiter nella fase di definizione della job description (requisiti; competenze necessarie; responsabilità); essi fanno emergere gli elementi relativi ai bisogni del target di riferimento (modalità ibrida di lavoro; modalità di formazione; iniziative di sostenibilità previste).

Inoltre, i sistemi di AI suggeriscono parole e tone of voice in linea con la natura del target di riferimento (giovani; professionisti con ampia esperienza).

L'output rappresenta un testo descrittivo e indica la cultura e i valori aziendali, oltre che modi di lavoro, specificità del ruolo, responsabilità, specifiche mansioni.

Un caso emblematico è quello rappresentato da RINA (report Osservatorio HR Innovation Practice, 2024, p. 37-39).

L'azienda in questione ha attivato, nel 2024, una piattaforma per il recruiting che utilizza gli algoritmi di apprendimento automatico per associare profili junior STEM a specifiche opportunità di lavoro; inoltre, gli algoritmi permettono di ottimizzare la descrizione della posizione aperta sulla base delle esigenze dei giovani candidati STEM.

La piattaforma nasce dall'esigenza di personale con specifiche competenze; i fenomeni del talent shortage e delle grandi dimissioni ha fatto sì che l'azienda attivasse una survey per comprendere i bisogni e le aspettative dei professionisti di domani.

Gli algoritmi dedicati all'elaborazione del linguaggio naturale hanno permesso un'automatizzazione dei processi legati all'analisi dei cv. Essi rilevano le informazioni e ricercano le parole-chiave che il recruiter ha individuato nella definizione della posizione aperta.

Il processo automatizzato esclude le candidature che non rispettano i requisiti minimi per la posizione (tipo di diploma di laurea; anni di esperienza); i processi automatizzati avanzati forniscono una classifica dei cv in linea con la posizione

aperta, basata oltre che su un'analisi delle parole-chiave anche sullo storico delle assunzioni chiuse rispetto a una posizione simile.

Come è evidente, non si verifica una mera sostituzione del recruiter bensì una semplice delegazione di funzioni che costituiscono la prima fase del processo di selezione, soprattutto quando le candidature per selezione sono migliaia.

L'AI può assistere, beninteso, anche il candidato oltre che il selezionatore; in special modo, nell'*iter* di candidatura ossia nella fase di pre-screening automatico dei cv. Quindi, la stessa tipologia di algoritmi viene usata per la gestione della sezione del sito dell'organizzazione "Lavora con noi", allo scopo di indicare ai candidati le posizioni aperte più vicine a interessi e competenze, sulla base dell'analisi del cv.

Un caso emblematico è quello rappresentato da Ferrovie dello Stato (Report Osservatorio HR Innovation Practice, 2021).

L'azienda in questione ha implementato una piattaforma dotata di un sistema di Applicant Tracking System (software per le risorse umane) ossia un sistema in grado di elaborare i dati relativi ai candidati ed è basato su un motore di matching di parole-chiave legate al mondo ferroviario. Attraverso la piattaforma viene determinata una classifica dei profili più vicina alla posizione ricercata.

La piattaforma è dotata di un chatbot per il supporto agli utenti, per quesiti e informazioni. Altresì, sulla piattaforma vengono caricati i test di valutazione; i risultati del processo di selezione; documenti vari, nelle specifiche sezioni di ricerca.

Come supporto alla gestione dei candidati e per i feedback tra azienda e candidato nelle varie fasi del processo di selezione vengono usati i chatbot.

Ai chatbot vengono delegati i seguenti task: organizzare i colloqui; analizzare i contenuti dell'email; definire il calendario del recruiter; inviare inviti di partecipazione.

Inoltre, essi vengono istruiti allo scopo di rispondere a una gamma di domande che possono essere poste da parte dei candidati, rispetto all'*iter* di candidatura, ovvero

allo scopo di produrre output di sintesi che riguardano le parti del processo di selezione condivisibili con i candidati o gli utenti in generale.

Nei casi maggiormente evoluti, i chatbot, sottoforma di chat o di avatar digitale, possono iniziare la fase di colloquio con i candidati. Le risposte all'intervista vengono elaborate dagli stessi algoritmi; gli insight si basano su valutazioni fondate, a loro volta, sulle parole-chiave usate dal candidato nella fase di colloquio.

L'AI si applica anche a software con logiche di gamification ossia meccanismi di gioco.

In questo caso, gli scenari di gioco che servono per la valutazione e la selezione del candidato sono dinamici e interattivi; essi vengono impiegati allo scopo di valutare in maniera efficace i candidati e mantenere alti livelli di engagement per le successive fasi di intervista.

Per quanto concerne l'implementazione dell'AI, nei processi di formazione e sviluppo, l'AI è usata come mezzo di motivazione ed employee retention.

I sistemi di AI possono essere usati, in questa prospettiva, per guidare i dipendenti verso una specifica carriera lavorativa in linea con competenze, interessi, esperienze; attraverso la raccolta delle informazioni che riguardano le competenze, capacità, aspettative, vengono suggeriti i percorsi di carriera e di sviluppo più adatti alla specifica persona.

Con i sistemi più evoluti, grazie a benchmark con dati esterni all'organizzazione, i pareri della macchina si basano anche sulle caratteristiche del ruolo nell'organizzazione, se è a medio o lungo periodo o a rischio obsolescenza.

L'impatto dell'AI è decisivo per le organizzazioni: essa determina un vero e proprio cambio di paradigma e una rivoluzione della cultura, dei valori, delle pratiche dell'organizzazione.

Un caso emblematico è quello rappresentato da SACE (Report Osservatorio HR Innovation Practice, 2024, p. 1-7).

Il cambio di paradigma nel modello organizzativo di SACE si realizza attraverso la valorizzazione delle competenze e del potenziale contributo all'organizzazione delle singole risorse, con il progetto Craft Your Growth: Career GPS.

L'obiettivo è quello di valorizzare le persone e supportarle nei cambiamenti; ciascuna risorsa è, pertanto, chiamata a gestire il proprio percorso di carriera nell'organizzazione con l'ausilio dell'AI.

Lo strumento che viene dotato è chiamato Career GPS; esso è in grado di fornire una panoramica sulle specifiche competenze della persona, su quelle richieste dal mercato del lavoro nell'immediato futuro e i percorsi di preparazione e di recupero dei gap formativi.

Altresì, per la direzione HR, lo strumento è utile per pianificare il recruiting e la mobilità interna, in quanto esso fornisce una mappatura delle competenze interne.

Sul piano dello sviluppo lavorativo, gli strumenti di AI più all'avanguardia sono rappresentati dagli assistenti virtuali, i quali svolgono la funzione di ricordare all'utente le scadenze e i compiti da svolgere nell'ambito dei percorsi di formazione, oltre che a fornire delucidazioni su concetti complessi o approfondimenti sui contenuti del corso.

I sistemi di AI vengono usati nell'ambito delle piattaforme per la gestione e l'erogazione dei contenuti formativi. In questo caso, si parla di Adaptive Learning (apprendimento adattivo).

Lo scopo è quello di personalizzare il processo di apprendimento automatico, sulla base della relazione a uno specifico target di riferimento; l'apprendimento adattivo modula l'esperienza sulla base delle prestazioni e dell'interazione con la piattaforma.

Questo tipo di approccio si serve dei dati degli utenti per adattare contenuti e metodi in vista degli obiettivi di formazione: il ritmo di erogazione dei contenuti; la tipologia di contenuto (testo; video; immagini). Ai sistemi, inoltre, a volte si aggiungono sistemi di recommendation per la personalizzazione della formazione.

La piattaforma, quindi, propone contenuti sulla base degli interessi e sulla base degli scopi formativi; sollecita la formazione sulla base del calendario delle attività lavorative; suggerire di revisionare determinate questioni, oggetto di discussione nelle riunioni prossime.

Anche in questo contesto è possibile adoperare strumenti di gamification: le logiche di gaming applicate alle logiche di AI permette di strutturare un processo di formazione fortemente stimolante con feedback immediati e problem solving collaborativo.

La combinazione di AI e VR (realtà virtuale) consente, invece, di predisporre ambientazioni realistiche nell'ambito delle quali l'utente acquisisce e consolida nuove skills attraverso processi di simulazione e formazione virtuale.

Un caso emblematico è quello rappresentato da Leonardo (Report Osservatorio HR Innovation Practice, 2024, p. 33-36).

L'azienda ha adottato un sistema di rinforzamento delle competenze trasversali attraverso il Digital Role Play. L'obiettivo era quello di rinforzare nei manager le soft skills per migliorare la gestione del personale.

È stata, quindi, introdotta una piattaforma in grado di erogare simulazioni interattive con attori virtuali in scenari professionali complessi e con forme di interazioni sempre più evolute; al termine di ogni sessione simulativa, ciascun utente viene valutato sulla base di feedback specifici relativi a una determinata performance e tramite forme di autovalutazione.

Sono stati riscontrati miglioramenti di performance nelle conversazioni difficili e nel contesto in cui è rilevante avere la chiara consapevolezza dell'impatto degli atteggiamenti e dei comportamenti sui dipendenti e sui candidati.

Nel caso specifico, il progetto ha coinvolto 2.480 partecipanti, 20.100 sessioni di allenamento, 5.250 ore di pratica, decretandone il successo formativo.

Anche i sistemi di GenAI possono essere usati allo scopo della formazione e dello sviluppo nelle organizzazioni; possono, infatti, essere usati per trasformare un

contenuto cambiandone il formato (da testo a video, a esempio); generare test di valutazione che riguardi il corso di formazione, sulla base dei contenuti erogati.

Per quanto concerne la gestione delle prestazioni (Performance Management), i sistemi di AI intervengono nel processo di monitoraggio e miglioramento delle performance dei dipendenti nell'organizzazione allo scopo di allineare gli obiettivi, individuali e di team, agli obiettivi strategici.

Quindi, l'AI, in questo ambito di intervento, consente all'azienda di raccogliere una grande quantità di dati, da molteplici fonti, e di elaborarli in tempo reale, eludendo la questione-discriminazione che interviene nei processi di valutazione quando siano condotti dal valutatore umano.

Essi analizzano, altresì, le informazioni sulle prestazioni allo scopo di individuare eventuali criticità e definire linee di azione; il sentiment rispetto alle pubblicazioni sui canali aziendali.

Le tecnologie di AI possono rilevare lo stato emotivo dei dipendenti e individuare la causa e i rimedi più opportuni relativi alle performance negative; possono svolgere, nella stessa direzione, analisi di tipo predittivo, al fine, a esempio, di impostare obiettivi ponderati e specifici per ciascun collaboratore.

In definitiva, possono supportare l'area manageriale nei processi decisionali relativi alla definizione dei piani di retribuzione, suggerendo insight idonei al percorso di carriera, competenze, obiettivi personali e professionali.

Per quanto concerne il welfare aziendale e il Wellbeing, che si riferiscono rispettivamente, ai benefit, ai servizi, ai vantaggi e allo stato di benessere generale - psico-fisico e finanziario - del lavoratore, l'AI impatta su tre settori specifici: sicurezza; tutela; assistenza.

Sul fronte della sicurezza, l'AI interviene identificando i comportamenti rischiosi, a esempio se le attrezzature di protezione nello svolgimento di un compito siano adoperate o meno.

Soluzioni AI della classe Image, Video & Audio Analysis System sono in grado di analizzare le immagini in tempo reale dei dipendenti a lavoro e verificare se, a

esempio, indossano i dispositivi PPE (Personal Protective Equipment) secondo norma di legge. Il sistema invia all'area responsabile di settore un avviso con cui segnala la presenza di una persona senza protezione in tempo reale affinché venga limitato l'accesso.

Sul fronte della privacy, è importante sottolineare che non si realizza una registrazione delle immagini ma una scannerizzazione in tempo reale, limitata al tempo di individuare e bloccare la persona a rischio. Anche la trasmissione delle informazioni non si indirizza a un sistema centralizzato ma avviene con il solo scopo di inviare l>alert.

Quindi, i dati raccolti vengono trasmessi in maniera completamente anonimizzata e possono essere usati solo a scopi statistici.

Sul fronte della tutela, l'AI interviene identificando i casi di molestia sul posto di lavoro. La rilevazione avviene attraverso sistemi di AI che utilizzano le tecniche di elaborazione del linguaggio naturale, applicati a test di email; chat di lavoro *et similia*. La rilevazione riguarda parole o frasi o commenti inappropriati.

Sul fronte dell'assistenza vengono utilizzati i chatbot; essi possono essere programmati per rispondere ai quesiti sui servizi di welfare; approvare o respingere richieste in tempo reale; suggerire i servizi in linea con specifiche esigenze e interessi.

Il report esamina a fondo anche la questione relativa ai rischi dell'uso dei sistemi di AI sul lavoro; per tale ragione, è fondamentale una pianificazione dettagliata dell'implementazione dei dispositivi di AI, che consideri gli elementi critici per attenuarne la portata negativa.

Anzitutto, il rischio di allucinazione ossia di risultati errati ma plausibili prodotti dalla GenAI.

A questo tipo di rischio si può porre rimedio utilizzando i sistemi di AI – e la GenAI – solo su temi su cui si ha padronanza; in questo caso, il risultato di ottimizzazione dei processi attraverso l'uso delle macchine è assicurata (Dell'acqua et al., 2023).

Il rischio di dipendenza e deskilling ossia la perdita delle capacità in conseguenza dell'uso dei sistemi di AI.

All'aumentare dell'accuratezza dei sistemi aumenta in via proporzionale l'affidamento a essi; l'acriticità comporta la mancanza di stimoli a migliorarsi e, quindi, a rimandare tutto il lavoro alla macchina e a svilupparne intrinsecamente una dipendenza. Sul lungo termine, la dipendenza sviluppa quella che viene definita una deskilling, una dequalificazione o una riduzione delle competenze per tutte quelle funzioni che vengono affidate ai sistemi di AI.

Il rischio di avversione algoritmica è l'eccesso contrario; esso si può presentare se in organizzazione la fase della transizione digitale non è accompagnata da un Change Management ossia da un piano strutturato di formazione e incentivo all'uso dell'AI.

Il mancato affidamento alle macchine dipende dalla mancanza di fiducia in esse; l'assenza di una cultura in cui l'AI viene rappresentato come uno strumento vantaggioso per le attività umane, al netto delle pericolosità e criticità la cui consapevolezza predispone il corretto uso come elusione dei rischi, è l'unico elemento determinante di diffidenza e ostilità (Dietvorst et al., 2018; Luo et al., 2019).

Il rischio di bias e utilizzo etico. Esso è collegato ai difetti presenti nei dati di addestramento di un sistema di AI.

I bias nei sistemi di AI sollevano una questione etica: in quanto l'output potrebbe rispecchiare e perpetuare i pregiudizi sociali, le discriminazioni e gli stereotipi di genere.

Perciò, è necessario un approccio attivo rispetto alla diversificazione dei dati usati come dati di addestramento e al monitoraggio degli output di sistema.

Il rischio legato alla sicurezza e alla privacy riguarda la gestione dei dati sensibili: la raccolta, l'archiviazione e l'elaborazione di questo tipo di dati deve seguire la regolamentazione dettata da GDPR e AI Act.

La vulnerabilità dei sistemi di AI può portare ad accessi non autorizzati; la mancata applicazione delle normative vigenti determina una violazione della privacy, punita ai sensi di legge.

L'implementazione dei sistemi di AI in organizzazione è fondamentale sia per l'ottimizzazione dei processi, in ogni settore, sia per determinare le condizioni di concorrenza sul mercato.

Una pianificazione strategica di controllo sulla qualità dei dati, sulle implicazioni etiche, sulla sicurezza e sulla privacy, unita a un piano di Change Management, consente all'organizzazione di sfruttare il potenziale dell'AI e ridurre al minimo i rischi associati.

In definitiva, l'AI crea un ventaglio di opportunità, per la gestione delle HR e lo svolgimento delle attività lavorative, davvero considerevole.

Tuttavia, non è solo una scelta strategica sul fronte-business ma una vera necessità. L'automatizzazione delle attività ridetermina l'organizzazione sulla base dei concetti di benessere e attrattività in ambienti innovativi e smart; questo è la *conditio sine qua non* per ridurre il fenomeno del talent shortage e assumere le nuove generazioni, ben diverse dai predecessori.

L'equilibrio tra vita privata e lavoro, lavoro e opportunità di crescita, professionale e finanziaria, sono fattori-chiave per attrarre i giovani talenti; personalizzazione, crescita, trasparenza e collaborazione sono elementi imprescindibile per i nativi digitali ossia i lavoratori di oggi e di domani.

L'AI sta giocando un ruolo cruciale in questo complesso e nuovo mondo che si sta dispiegando.

§5. Osservazioni su organizzazione e *infosfera*

È in atto una rivoluzione che porta con sé la trasfigurazione della realtà nel modo stesso di pensare la realtà. Tutto ciò che è valso fino a oggi, da oggi non ha più alcun valore.

Le parole e i concetti che descrivevano l'uomo e il mondo hanno cambiato riferimento: hanno un nuovo significato. La portata di questo significato è in ciò che rappresenta: un vero e proprio *kairos* nella storia dell'uomo.

Qual è il significato che fonda l'uomo e il mondo del terzo millennio? Esso è dispiegato da quella che Floridi definisce "infosfera".

Nell'era delle macchine domina l'informazione. Nell'era della Digital Transformation della società civile e dell'AI, noi stessi e l'ambiente che ci circonda è informazione.

«Stiamo lentamente accettando l'idea per cui non siamo agenti newtoniani isolati e unici ma organismi informativi, "inforg", reciprocamente connessi e parte di un ambiente informativo, "infosfera", che condividiamo con altri agenti informativi» (Floridi, 2017, p. 106).

Il potere computazionale e la diffusione delle ICT (Information and Communication Technology) hanno comportato una rivoluzione rispetto alla nozione stessa di *storia*.

Nell'epoca delle tecnologie dell'AI, delle tecnologie di terzo ordine, l'uomo non è più parte dei processi come nella fase della modernità meccanica; esso è al di fuori della storia. La storia contemporanea, con l'AI protagonista, si autodetermina e l'uomo ne è fuori, la subisce o ne acquisisce i benefici.

Il mondo, tradotto in termini informativi, traduce il sé in termini informativi, portando con sé la memoria o lasciandola a pezzi nei database dei dispositivi elettronici.

Questa trasposizione in dati dell'uomo e del mondo passa più pari nel mondo del lavoro.

Tutte le competenze necessarie sono quelle che hanno uno spessore di occupabilità. I processi di formazione hanno come unico scopo l'abilitazione all'uso delle nuove tecnologie e dell'AI. La cultura è comunicazione e la comunicazione è informatività.

In questo contesto si pone il problema del futuro delle organizzazioni. Come si concepiscono le organizzazioni alla luce della rivoluzione in atto?

Il mondo delle organizzazioni è un micro-mondo nel macro-mondo che è il mondo in cui viviamo.

Esso ne assume *sic et simpliciter* le sembianze.

In un mondo in cui dominano le informazioni, le organizzazioni si adoperano per sviluppare e gestire prodotti e analisi basate sui dati e sull'AI. Quindi, sul modo di formare o attrarre talenti che abbiano competenze nello sviluppo e nella gestione dei prodotti e delle analisi basate sui dati e sull'AI.

Lo sviluppo e la collocazione di queste competenze all'interno delle strutture organizzative aziendali oscillano tra modelli centralizzati, che consolidano la maggior parte di queste competenze all'interno dell'unità centrale, e modelli decentralizzati, per cui la maggior parte di queste competenze si trovano disseminate nell'organizzazione e a riporto delle unità di business.

Ma anche un'ulteriore forma organizzativa si fa spazio tra i due punti di oscillazione: il modello hub-and-spoke. Essa sarà più vicina al primo modello quando l'organizzazione deciderà di dare enfasi a un modello di coordinamento forte e centralizzato delle risorse; sarà più vicina al secondo modello quando l'organizzazione deciderà di conferire maggiore autonomia o collegare le soluzioni di AI al business.

Le variabili di adattabilità di ciascun modello definiscono i termini di scelta: esigenze di contesto; presenza di esperienza e competenza nell'ambito; necessità di innovazione; complessità del business.

Il modello di mezzo, per la sua duttilità di configurazione, è quello che invita a maggiori riflessioni e approfondimenti di impatto (Fountain et al., 2019).

L' Hub o il Center of Excellence ha il compito di omogeneizzare gli strumenti tecnologici, gli approcci e le modalità di lavoro; inoltre, ha il compito di creare le condizioni affinché i team che si occupano di dati abbiano un'identità aziendale

ossia un punto di incontro e confronto e l'occasione di condividere pratiche, approcci e informazioni sui rapidi processi AI e altri temi connessi.

È chiaro che la conoscenza del mercato di riferimento è necessaria; altresì, è necessario un atteggiamento costruttivo sul fronte della partnership e delle strategie di fornitura adeguate.

In sostanza, all'interno dell'hub si determina la possibilità della presenza e della crescita delle competenze digitali ma anche delle infrastrutture, degli standard e degli strumenti tecnologici.

Le basi tecnologiche in organizzazione vanno costruite sulla base dei casi d'uso e delle direzioni di utilizzo dell'AI in azienda.

Per quanto concerne le decisioni di business, esse comportano la responsabilità del controllo sulle iniziative della specifica struttura; dell'adozione dei sistemi di AI; del tracciamento delle performance nelle fasi di utilizzo del modello.

La flessibilità del modello di mezzo porta con sé la criticità che una certa categoria di compiti e responsabilità a essi connesse cadano fuori dai controlli. A esempio, le questioni seguenti fanno parte di questa categoria: la definizione dei problemi; le iniziative di adozione e sviluppo dell'AI; la costruzione dei modelli; il testing con gli utenti; la creazione di un'infrastruttura a supporto.

In definitiva, il terzo modello rappresenta un accettabile equilibrio tra centralizzazione, prospettive di business e decentralizzazione oltre che un soddisfacente adeguamento al mondo esterno (Gatti et al., 2022).

Come è chiaro, la corrispondenza delle attività aziendali al nuovo mondo passa attraverso i processi di formazione rispetto alle nuove competenze.

Nell'infosfera, l'elemento emergente è il superamento di reale e digitale; naturale e artificiale; organismo e ambiente.

Non esistono più distinzioni, né tra reale e virtuale, né tra organismo e ambiente. Il lavoro supportato dalle tecnologie di AI si muovono su uno scenario interattivo, di persone macchine ambiente.

In questo contesto emerge un fattore che predomina gli altri ed è caratteristico dell'apprendimento: la personalizzazione. Su questo terreno si gioca anche la sfida etica dei nostri tempi.

Siccome l'apprendimento può rappresentare la chiave di lettura dell'infosfera (Amicucci, 2021), considerate le definizioni di Toffler del 1980 (Toffler, 1981) e Floridi (Floridi 2017; Fontana, 2010) è utile capire come si declina.

La personalizzazione dell'apprendimento si concreta nei processi formativi ove i contenuti sono depositati sia in forma fisica che in forma virtuale.

I formati dei contenuti, poi, possono essere tanti quanti sono i linguaggi di comunicazione con cui essi possono essere veicolati; ciò, in ragione del fatto che è caduta la barriera di distinzione tra formazione e comunicazione.

Quindi, l'apprendimento si intende in una forma nuova, sulla base delle ibridazioni che interessano ogni realtà, tra fisico e digitale; tra tradizione e innovazione; tra linguaggi e format diversi.

Spazi e contesti in cui interagiscono agenti naturali e artificiali, l'uomo e le macchine, e in cui scorrono i flussi di conoscenza, sono anche spazi e contesti didattici e formativi, soprattutto di apprendimento di tipo informale (Trentin, 2017).

In questa prospettiva devono essere compresi i nuovi processi di insegnamento e apprendimento, sempre più attivi e partecipativi, sia sul fronte scolastico, sia sul fronte della direzione delle risorse umane.

Lo spazio ibrido, nel contesto del quale in luogo della differenziazione tra l'ambiente fisico e l'ambiente digitale si trovano molteplici forme di dinamismo - anche sotto l'aspetto temporale (De Souza, 2006) - è quello che Amicucci (2021) chiama l' "infosfera di apprendimento".

«L'infosfera dell'apprendimento, come spazio dinamico, si trasforma e si arricchisce continuamente, grazie all'agire non solo del docente/formatore ma anche del learner che, perennemente connesso, fruisce e consuma apprendimento interagendo al tempo stesso con i colleghi, gli insegnanti, l'ambiente digitale e la materia di apprendimento» (Amicucci, 2021, p. 18).

Quindi, apprendere col digitale, nel digitale, vuol dire disapprendere le consolidate abitudini di apprendimento e apprendere con nuovi mezzi nuove abilità e competenze. Ciò è necessario in quanto è indispensabile muoversi in un contesto che è completamente trasfigurato, ed essere dotati per farlo.

Prima fra tutti, l'abilità definita Learning Agility ossia la capacità di apprendere ad apprendere:

«Apprendere ad apprendere continuamente nell'infosfera di contenuti informativi in cui si è immersi» (Amicucci, 2021, p.18).

I modi di formazione e apprendimento, inevitabilmente, impattano sulle forme e sui modi della conoscenza.

Nella trasformazione in atto, anche la distinzione tra modi e contenuti di conoscenza viene a cadere, a dire che l'oggetto della conoscenza acquisisce forme molteplici di infrangimento. Dal lineare diventa multilineare, ipertestuale; da testuale viene rappresentato in molteplici forme testuali, in video, immagini, infografiche.

Le rappresentazioni della conoscenza e degli oggetti della conoscenza diventano infinite (Amicucci et al., 2017). E questa è la faccia più propria del processo di personalizzazione che introducono le tecnologie di AI.

L'AI è la radice della personalizzazione della conoscenza; essa è rappresentabile in unità minime ma autoconsistenti; con un significato compiuto; combinabili in modi infinitamente diversi e con infiniti oggetti. Essa è il presupposto per la determinazione di nuovi significati per mezzo di nuove prospettive di conoscenza, in nuove forme di conoscenza, attraverso nuove forme di comunicazioni, nei molteplici spazi digitali che costellano l'universo dell'infosfera.

Questo punto è decisivo. Oltre che per ogni ambito della realtà e dello scibile umano, anche per il mondo organizzativo è fondamentale considerare la calata nella dimensione dell'infosfera.

A partire da questo presupposto, è possibile sia erigere una nuova struttura per le organizzazioni sia condurre il discorso etico sull'uso delle tecnologie di AI.

Nell'era del Post-umanesimo, contraddistinta da una trasformazione dell'uomo, a opera delle nuove tecnologie e dell'AI, che non ha precedenti nella storia dell'umanità in quanto si conduce oltre l'uomo, oltre le sue determinazioni biologiche – sia fisiche sia cognitive – modulare i termini etici con cui l'AI può intervenire nella sfera umana è ineluttabile.

II CAPITOLO

§1. Sulle applicazioni di AI in organizzazione

Nell'epoca della trasformazione digitale, le tecnologie dell'AI hanno migliorato significativamente i processi organizzativi.

Un concetto tramite il quale possiamo ponderare la portata dell'introduzione in organizzazione dell'AI è quello di AI-based Innovation Ecosystem (Secundo et al., 2025).

Esso rappresenta un vero e proprio paradigma: le tecnologie di AI modellano ecosistemi di innovazione e nuovi modelli di creazione di valore.

L'AI, potenziata dai big data, sta trasformando, in maniera profonda, i processi decisionali organizzativi; le tecnologie disruptive stanno ridefinendo anche il panorama competitivo.

Questo elemento ha comportato la rideterminazione della collaborazione tra le organizzazioni; essa, potenziata dall'AI e dalle varie forme di implementazione, ha creato nuove possibilità di innovazione.

Negli ultimi anni, è cresciuta l'attenzione verso gli ecosistemi aziendali, sia rispetto alle dinamiche sia rispetto agli impatti sull'ambiente competitivo.

Quindi, l'importanza di determinare un ecosistema di innovazione basato sull'AI:

«The evolving set of actors, activities, and artifacts, and institutions and relations, including complementary and substitute relations, which are important for the innovative performance of an actor or a population of actors» (Granstrand et al., 2020).

Ora, in questi ecosistemi, le innovazioni tecnologiche e l'AI guidano profonde trasformazioni rispetto ai modelli di business nei vari settori. Anzi,

«Technological innovations enable and are enabled by ecosystems» (Holgersson et al., 2022).

È chiaro che si connota una compenetrazione tra gli ecosistemi e l'innovazione tecnologica, tra l'ambiente e l'AI.

Elencare i modi con cui l'AI si implementa nell'organizzazione in generale è già anacronistico.

Floridi definisce questa congiunzione con il termine "onlife", indicando un nuovo modello di comprensione della realtà in generale (Floridi, 2017).

Quindi, da un lato, la tecnologia di AI informa di sé gli ecosistemi e gli ecosistemi informano di sé la tecnologia dell'AI; dall'altro lato, la tecnologia di AI influenza ed è influenzata dall'equilibrio tra integrazione e mercato.

La complessità di questa visione è spiegabile con la novità che rappresenta; l'AI è una svolta decisiva rispetto al concetto stesso di realtà e dei modi di conoscenza della realtà.

La tecnologia di AI determina la struttura e le dinamiche degli ecosistemi, oltreché la capacità di adattamento e di sviluppo nel tempo.

Una matrice di sviluppo del potenziale dell'AI in organizzazione è nella determinazione di nuovi modelli di business all'interno delle piattaforme digitali e degli ecosistemi digitali.

Lo studio di Secundo et al. ci offre una panoramica dell'innovazione tecnologica nei processi decisionali, all'interno del paradigma degli ecosistemi di innovazione.

Lo studio propone un framework con cui viene descritto il passaggio da modelli operativi tradizionali ai modelli di business innovativi nell'ambito organizzativo; esso riporta gli aspetti strategici dell'ottimizzazione del decision-making organizzativo.

I modelli di business rappresentano il presupposto per la costruzione delle strategie organizzative alla base della definizione del valore.

Alla base dei modelli di business c'è la tecnologia emergente, con i big data che ottimizzano il processo decisionale e il cloud computing che rappresenta un passo decisivo verso la scalabilità e l'efficacia operativa.

L'AI sta plasmando gli ecosistemi di innovazione e un impatto fondamentale si realizza sul processo relativo alle decisioni.

È di fondamentale importanza integrare l'AI nel processo decisionale in aree strategiche; l'AI costituisce la base per lo sviluppo di nuovi modelli di business e la creazione delle condizioni per la competitività.

La prima componente del framework nello studio in esame è costituita dagli attori e dai ruoli all'interno degli ecosistemi di innovazione; essi consentono una ricostruzione dei rapporti tra i componenti e dei meccanismi dei valori che intervengono negli ecosistemi di innovazione. La seconda componente del framework descrive i processi decisionali basati sui dati; essi sono rappresentati dalla capacità di innovazione aperta; dalla collaborazione uomo-macchina; dalla governance dei dati; dalla sicurezza dei dati; dall'analisi in tempo reale; dalla collaborazione interna tra i componenti. La terza componente del framework si concentra sul valore: maggiore efficienza operativa; scalabilità; riduzione dei costi; migliore qualità; innovazione; vantaggio competitivo; modelli di sostenibilità; economia circolare; migliore esperienza del cliente; innovazione del modello di business; miglioramento delle prestazioni. La quarta componente del framework si concentra sui settori trasversali (finanza e settore bancario; salute e benessere; turismo e smart city; tecnologia e digitalizzazione; costruzione e industria) (Secundo et al., 2025, Fig. 8).

Il decision-making è migliorato sotto la prospettiva dell'efficienza e dell'innovazione di una vasta gamma di attività. L'AI porta con sé l'analisi in tempo reale dei dati; l'identificazione di modelli; output ottimali; decisioni coerenti e imparziali. L'approccio sui dati promuove trasparenza e inclusività, oltreché una forma di democratizzazione delle decisioni.

Nello specifico, l'AI trasforma il processo decisionale in: capacità di innovazione aperta ossia la capacità di condividere i dati, le risorse, le competenze e le innovazioni tra diversi stakeholders; collaborazione uomo-AI per la gestione di grandi set di dati e per l'interpretazione delle informazioni di output; governance dei dati, applicando standard di qualità, conformità, privacy e per garantire affidabilità e fiducia; analisi in tempo reale, che rispondono alle esigenze di

decisioni immediate, sia operative sia di mercato; collaborazione ecosistemica ossia in capacità di condivisione di dati, di sistemi e di stakeholders per l'interoperabilità e la creazione di un ecosistema di innovazione unificato.

Il framework descritto può considerarsi come un quadro chiarificativo dell'attuale contesto aziendale e una direzione di gestione delle tecnologie di AI in organizzazione (Secundo et al., 2025).

Le organizzazioni che implementano l'AI e contribuiscono a creare un ecosistema di innovazione secondo il nuovo paradigma stigmatizzato dall'avanzare del progresso tecnologico e della digitalizzazione, non intervengono solo sul fronte di un'ottimizzazione dei processi, interna o di ispirazione per le altre, ma forniscono un grande contributo alla società e a ogni pratica di sostenibilità.

L'AI genera valore in modo sorprendente. Con l'efficientamento operativo e il perfezionamento della gestione della supply chain; i flussi di lavoro semplificati; la riduzione degli sprechi; il miglioramento delle risorse; l'investimento del tempo guadagnato sulla formazione delle competenze e delle capacità; la creazione di nuovi modelli di business e nuovi segmenti di mercato; con tutto ciò, le organizzazioni possono contribuire in maniera decisa e decisiva alla causa ambientale, all'ampliamento del ventaglio dei lavori e all'occupabilità, all'insegna dell'innovazione e del benessere sociale. Ma, soprattutto, alla causa dell'equità e della giustizia sociale.

Questo quadro di interazione tra implementazione tecnologica e dinamiche collaborative tra le organizzazioni è fondamentale come prospettiva per le analisi che seguono.

§2. AI e Human Resources Management. Strumenti di applicazione

La ricerca della letteratura scientifica sui temi dell'AI e delle pratiche di applicazione nel contesto organizzativo è stata condotta seguendo due direttrici specifiche: il recruiting (Dempsey-Brench et al., 2022) e lo sviluppo delle (digital) skills (Deepa et al., 2024).

La ricerca della letteratura di riferimento ha prodotto risultati, per entrambi i contesti di analisi, che riguardano diversi ambiti del sapere: medicina; farmaceutica; industria (logistica; trasporti; produzione); educazione; finanza; bibliometria; commercio.

Nell'analisi che segue si prenderanno in considerazione alcuni riferimenti della letteratura secondaria esemplificativi delle teorie e delle applicazioni AI per alcuni dei contesti scientifici più rilevanti, sia sul versante recruitment sia sul versante skills development.

Un caso di studi significativo riguarda il sistema sanitario nazionale inglese (Aryasinghe et al., 2025).

Nell'NHS (National Health Service) inglese è stato notato che la rappresentanza di persone di colore e appartenenti a minoranze etniche nei ruoli dirigenziali rimane molto bassa.

Benché l'NHS sia noto come uno dei settori in cui l'incidenza di impiego delle persone BME è molto alta - secondo i dati del report 2019 su Ethnic diversity of public sector workforce, la rappresentanza delle persone BME nei ruoli dirigenziali è molto bassa (Aryasinghe et al., 2025).

Poiché i dati sono scoraggianti, sia il People Plan 2020 sia l'NHS Equality, Diversity and Inclusion Improvement Plan 2023 incoraggiano a dare priorità alla diversità, promuovendo l'inclusione e l'equità nei processi di reclutamento (Aryasinghe et al., 2025).

Il 76% è il dato percentuale degli impiegati bianchi che rappresenta il totale delle persone impiegate nei ruoli di alto livello; il 26,4% è rappresentato dai BME secondo i dati del report 2024 su NHS Workforce Race Equality Standard (WRES) (Aryasinghe et al., 2025).

Questo comporta una disparità a livello esperienziale, che non può non incidere, di conseguenza, sulla valutazione per una specifica posizione. Solo l'11,2% delle posizioni dirigenziali senior sono ricoperte da persone BME (Aryasinghe et al., 2025).

Allo scopo di porre rimedio a questa situazione di svantaggio si è deciso di misurare l'impatto dell'implementazione dell'AI nei processi di revisione di reclutamento, nello specifico sui ruoli dirigenziali.

Dal punto di vista metodologico, sono stati usati i dati di reclutamento raccolti tra settembre 2021 e gennaio 2024 del programma di reclutamento inclusivo del Trust e sono state adottate tecniche di AI basate sull'elaborazione del linguaggio naturale.

Lo scopo è stato quello di determinare gli elementi che definiscono la percentuale di probabilità che i candidati BME (Black and Minority Ethnic) si candidino, vengano selezionati e ricevano effettivamente un'offerta di lavoro su un ruolo di leadership senior nel sistema sanitario pubblico inglese.

È stata, altresì, effettuata un'analisi del sentiment del candidato e delle modalità di recepimento del recruiter; al recruiter è stato imposto di redigere una lettera di motivazione che riguarda la scelta del candidato, da indirizzare al CEO dell'NHS.

Lo scopo finale è quello di incentivare tutti i fattori che determinano sia un efficientamento dei processi sia l'innovazione; l'ampliamento dei talenti migliora la sostenibilità della forza-lavoro e ciò determina una maggiore e migliore produttività dell'organizzazione generale.

I risultati hanno evidenziato che la redazione della lettera di motivazione ha aumentato la probabilità che a un candidato BME fosse assegnato un ruolo di leadership senior nell'NHS di 1,7 volte rispetto ai candidati bianchi (IC 95% 1,2-2,3) (Aryasinghe et al., 2025).

Nonostante ciò, le probabilità che i candidati bianchi ottenessero un ruolo di leadership senior nell'NHS sono risultate complessivamente maggiori; è risultata, nel confronto tra candidati bianchi e BME nell'ambito del colloquio orale, l'assegnazione di un punteggio inferiore ai candidati BME, in generale.

Inoltre, le candidate-donna nell'ambito dei colloqui orali hanno il doppio delle probabilità di valutazione negativa rispetto alle candidate-donna bianche, pari al $p < 0,05$; il punteggio medio normalizzato dei colloqui è risultato inferiore di 5 punti nel confronto, su ruoli di fascia 7, su un panel conforme rispetto a genere ed etnia con un dato di 96% (Aryasinghe et al., 2025, p. 8).

Lo studio ha dimostrato che l'implementazione dell'AI sul fronte recruitment è rilevante al fine di segnalare i casi di discriminazione nell'assegnazioni di ruoli di alto livello (Aryasinghe et al., 2025).

L'AI, in special modo i modelli di elaborazione del linguaggio naturale (NLP), sono in grado di rilevare parole o frasi utilizzate come temi e sentiment agenti sui processi (Guo et al., 2024; Barriuso, 2024). Tuttavia, questi modelli restano inesplorati.

Lo studio nasce dall'esigenza di dimostrare l'efficienza dell'applicazione dei modelli NLP nei processi di recruitment (Aryasinghe et al., 2025).

Nel dettaglio, il lavoro si è scandito attraverso specifici passaggi: raccolta e utilizzo dei dati; pulizia ed elaborazione dei dati; triangolazione e analisi dei dati; analisi dei dati strutturati; elaborazione NLP delle lettere al CEO.

L'elaborazione NLP ha comportato un'analisi delle tendenze tematiche; per essa sono stati utilizzati il metodo induttivo e la tecnica di triangolazione sui dati strutturati a disposizione per settare vari livelli di dettaglio (granularità) (Zhang et al., 2021).

La combinazione di dati qualitativi e dati strutturati rilevanti ha rivelato l'incidenza dei fattori identificativi relativi al comitato nominato per l'assunzione e alla posizione aperta sui candidati selezionati e risultati idonei (Aryasinghe et al., 2025).

Attraverso l'NLP sono stati estratti i dati di panel relativi alle interviste e sono stati analizzati rispetto all'impatto sull'assegnazione dei punteggi (Aryasinghe et al., 2025).

Il punteggio è stato normalizzato su una scala da 0 a 100 e stratificati per genere e appartenenza etnica. Sono state usate tecniche di tipo statistico, a esempio, per l'analisi e il confronto delle medie (test Z; test *t* di Welch) (Aryasinghe et al., 2025).

Con l'NLP sono stati, altresì, analizzati e classificati i toni emotivi, sia dei candidati che dei reclutatori, con una differenziazione dei feedback con sentiment negativo tra genere ed etnia.

A questo scopo, è stata usata una libreria Python addestrata su set di dati basati su feedback di clienti etichettati e campioni di testo tratti dai social media (Aryasinghe et al., 2025).

È importante evidenziare due questioni: è stato effettuato un controllo su un campione di dati di output (10%) di tipo manuale per la verifica del modello NLP; è stato utilizzato un algoritmo di anonimizzazione approvato per vie ufficiali (Aryasinghe et al., 2025).

È emerso che l'AI aiuta nel processo di rilevamento dei fattori discriminatori nei processi HR ma sono necessari ulteriori strategie che comprendano l'implementazione dell'AI nell'HRM, allo scopo di effettuare valutazioni imparziali e di migliorare le iniziative EDI (Electronic Data Interchange); fondamentale è, prima della raccolta e dell'analisi dei dati, identificare le aree a rischio di discriminazione su cui intervenire (Aryasinghe et al., 2025).

Un ulteriore caso di studio significativo è quello che riguarda il settore industriale (manufacturing); nella fattispecie, il contesto è quello delle aziende farmaceutiche giordane. (Amayreh et al., 2025).

L'articolo scientifico è ulteriormente significativo, rispetto a questo contesto, in quanto rappresenta un caso di analisi dell'impatto dell'AI applicate alla formazione delle risorse interne nell'organizzazione.

La gestione strategica delle risorse umane, nell'era dell'AI, passa attraverso l'implementazione dei sistemi di AI.

La crisi degli scorsi anni, innescata dalla pandemia globale di Covid-19, ha comportato, sul fronte organizzativo, un maggiore interesse al benessere psico-fisico dei dipendenti e una digitalizzazione dei processi.

Il processo di digitalizzazione ha investito anche il settore HR; le fasi di assunzione, onboarding, valutazione delle prestazioni sono diventate ambiti di applicazione dell'AI.

Ciò ha portato un significativo miglioramento, rendendo i processi più efficienti e più efficaci (Minbaeva, 2021; Al-Shmam et al., 2021).

La digitalizzazione non ha comportato solo un miglioramento delle prestazioni individuali bensì il miglioramento della risorsa sul fronte professionale (Garg et al., 2022).

In questo studio, i sistemi di AI sono passati al vaglio allo scopo di migliorare le prestazioni dei dipendenti nei processi di self-competence o di autoformazione (Amayreh et al., 2025).

Le macchine non sostituiscono l'essere umano ma facilitano e semplificano i processi; oltre ciò, esse promuovono ambienti di apprendimento adattivi, favorendo un supporto alle prestazioni e maggiore produttività organizzativa.

Sul fronte manifatturiero, i sistemi di manutenzione predittiva e i sistemi di controllo della qualità basati sull'AI hanno comportato un rilevante progresso delle prestazioni, riducendo l'errore e i tempi di inattività (Zangiacomi et al., 2020).

Sul fronte delle risorse, il cambiamento ha riguardato il grado di soddisfazione lavorativa, collegata a framework di apprendimento organizzativo (Chole et al., 2024).

Questi risultati di analisi della letteratura critica rappresentano il presupposto teorico ed epistemologico dello studio in esame. È importante considerare il potenziale trasformativo dell'AI sia sul fronte dell'automazione delle attività sia sul fronte dell'empowerment dei dipendenti, finalizzato allo sviluppo delle prestazioni organizzative complessive (Amayreh et al., 2025).

Nel caso specifico, l'analisi passa attraverso quattro variabili specifiche: esperienza; uso; competenze tecniche; utilità delle applicazioni di AI. La misurazione concerne le prestazioni di competenza individuale.

La competenza è descritta come un complesso di abilità; atteggiamenti; comportamenti; essa costituisce l'insieme degli elementi che un dipendente ha o che l'azienda si aspetta che abbia.

Con la digitalizzazione, le competenze digitali si fanno spazio tra quelle che un dipendente deve avere o che l'azienda si aspetta che il dipendente si premuri di acquisire.

In questo contesto, l'auto-competenza emerge come il presupposto dell'acquisizione e della capacità d'uso di dati, informazioni, strumenti AI; l'auto-competenza è, da un lato, la duttilità nella gestione dell'ambiente lavorativo in divenire, dall'altro, lo stabilizzatore interno come ancoraggio psicologico della flessibilità e della adattabilità (Amayreh et al., 2025).

Tutte le variabili si rivelano essenziali per le prestazioni basate sull'autoformazione.

Le fasi della ricerca si scandiscono in questo modo: raccolta e analisi dei dati quantitativi; elaborazione delle informazioni; applicazione del software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences); elaborazione dei risultati rispetto alle variabili definite (Amayreh et al., 2025).

I criteri di campionamento riguardano le prestazioni manageriali di piccole, medie e grandi imprese nel settore manifatturiero farmaceutico e l'uso delle tecnologie informatiche e di AI (Amayreh et al., 2025).

Tuttavia, la specificità del settore può incidere sulla generalizzabilità statistica dei risultati; infatti, a differenza delle analisi sul campione, il campionamento non è definito su base statistica.

La dimensione del campione è stata determinata sulla base degli studi empirici precedenti, quindi sull'impiego dei metodi quantitativi della ricerca nelle scienze sociali e nelle scienze organizzative; essi prevedono un minimo di 100/200 intervistati per l'analisi della regressione statistica e l'affidabilità del modello (Amayreh et al., 2025).

I dati sono stati analizzati attraverso SPSS per l'analisi della regressione lineare multipla (Amayreh et al., 2025).

Sono state definite: le scale di misurazione delle variabili; lo strumento di rilevazione delle prestazioni individuali secondo uno specifico modello (Ajani et al., 2024); gli strumenti di misurazione dell'esperienza nella pratica dei sistemi di AI e dell'abilità tecnica acquisita secondo uno specifico modello (Ellison e al., 2007); gli strumenti di misurazione dell'utilità dell'AI secondo uno specifico modello (Alduaij, 2019).

Le definizioni e gli usi degli strumenti di misurazione riguarda il rilevamento della continuità e del coinvolgimento nell'uso degli strumenti di AI.

Pertanto, l'uso del modello TAM (Technology Acceptance Model) e della RBV (Resource-Based View) estende l'applicabilità all'analisi della valutazione della performance di auto-competenza (Amayrech et al., 2025).

Per quanto concerne l'esperienza, dai test risulta: il valore di significatività (sig.) è $0,006 < 0,05$ (alfa) e il coefficiente di regressione positivo è 0,346. Ciò è indice di accettazione dell'ipotesi (Amayrech, p. 14 (Tab.10)).

Per quanto concerne l'uso, dai test risulta: il coefficiente di regressione positivo è 0,225 e il valore significatività per l'utilizzo dell'IA è 0,027, ovvero inferiore a 0,05 (alfa). Ciò è indice di un forte supporto all'ipotesi. (Amayrech et al., 2025, p. 14 (Tab.10)).

Per quanto concerne l'abilità tecnica, dai test risulta: il valore di significatività è 0,006, inferiore al livello alfa di 0,05, e il coefficiente di regressione positivo è 0,535. Ciò è indice di accettazione dell'ipotesi (Amayrech et al., 2025, p. 14 (Tab.10)).

Per quanto concerne l'utilità di applicazione dell'AI, dai test risulta: il valore di significatività è $0,046 < 0,05$ (alfa) e un coefficiente di regressione positivo di 0,293. Ciò è indice di conferma dell'ipotesi (Amayrech et al., 2025, p. 14 (Tab.10))

Le quattro variabili di analisi risultano i fattori cruciali di influenza sulle prestazioni individuali; esse sono fondamentali punti di analisi in una gestione strategiche delle risorse interne se gli obiettivi dell'organizzazione si traducono in termini di produttività, efficienza operativa, decision-making.

L'AI risulta essere percepita come tecnicamente gestibile e funzionalmente rilevante.

Le strategie di incentivazione all'uso della tecnologia di AI sono rilevanti allo scopo di migliorare la percezione dei dipendenti.

Una chiara comunicazione dei vantaggi dati dall'uso dell'AI, che passa attraverso la predisposizione di piani di formazione specifici e strutturati su più livelli di

preparazione e in generale attraverso la promozione di una cultura organizzativa che presenti l'AI sia come fonte di crescita personale e professionale sia come fonte di crescita organizzativa è una condizione imprescindibile.

Un ulteriore caso di studio significativo è quello offerto, nell'ambito educativo, dall'istruzione superiore degli Emirati Arabi Uniti (Mahade et al., 2025).

La ricerca esamina l'impatto dell'AI nella gestione delle risorse umane nell'ambito scolastico, in special modo in quello dell'istruzione superiore.

La sostenibilità della gestione HR, l'ottimizzazione dei processi e l'intervento sui processi decisionali sono gli ambiti su cui si concentrano le analisi di impatto; un ulteriore ambito di analisi riguarda gli effetti sia a livello della cultura organizzativa sia a livello dell'etica (Mahade et al., 2025).

I dati sono stati raccolti, attraverso un sondaggio quantitativo, su 215 partecipanti appartenenti alle seguenti categorie: amministratori; esperti AI e Data Science; Data Analyst; personale IT (Information Technology); professionisti nella gestione dell'HR; dirigenti istituzionali; responsabili politici dell'istruzione superiore degli Emirati Arabi Uniti (Mahade et al., 2025).

L'analisi dei dati raccolti è stata condotta mediante: statistiche descrittive; t-test; analisi della correlazione e modellazione di equazioni strutturali (SEM) condotta attraverso il modello dei minimi quadrati parziali (PLS-SEM) nel software SmartPLS (Mahade et al., 2025).

Anche questa ricerca, come la precedente (Amayrech et al., 2025), utilizza il TAM e la RBV; in maniera integrata, i due approcci di ricerca si rivelano utili per esaminare l'adozione dell'AI nella gestione delle risorse umane nell'istruzione superiore.

Il contesto culturale organizzativo e la portata etica influenzano la decisione di adottare l'AI come strumento efficace di ottimizzazione dei processi e come strumento di miglioramento nello sviluppo della carriera (Mahade et al., 2025).

La predisposizione all'uso dell'AI riflette il grado di preparazione dell'organizzazione ad accogliere l'integrazione tecnologica.

In ambito universitario, il grado di accoglimento della tecnologia digitale e dell'AI è dimostrato dall'ampio utilizzo; la tecnologia digitale e l'AI partecipano anche al processo di ammissione del corpo docente.

La capacità di risoluzione dei problemi legati alle distorsioni che generano i modelli e da cui si generano varie forme di disparità di trattamento è fondamentale; essa nasce dalla competenza sulla gestione degli strumenti di AI.

La capacità di garantire su equità, trasparenza, responsabilità è necessaria al fine di mantenere la fiducia dei dipendenti e raggiungere risultati concreti su obiettivi organizzativi.

La capacità di gestire gli algoritmi di apprendimento automatico per semplificare le attività di tipo operativo e decisionale e, più ancora, per ridurre le discriminazioni e affinare le capacità analitiche è un fattore primario per l'efficientamento dell'organizzazione (Udayanan et al., 2024).

Per capire la portata dell'applicazione dell'AI nell'HRM – nel contesto degli istituti di istruzione superiore (HE Higher Education) - è prezioso soffermarsi sugli ambiti nel cui contesto si verificano le ambiguità che mettono a rischio il successo applicativo dell'AI.

Gli ambiti in questione sono i seguenti: la gestione delle risorse umane; la trasparenza; la vaghezza delle prestazioni; i dati. Affinché le informazioni basate sull'AI abbiano come esito l'ottimizzazione e il miglioramento dei processi è necessario che siano libere da ogni forma di ambiguità e vaghezza.

Lo studio dimostra che le informazioni generate dall'AI hanno una SHP (Sustainable HRM Performance) statisticamente significativa: coefficiente di percorso pari a 0,023; statistica T pari a 3,547; valore di p pari a 0,000. (H1) (Mahade et al., 2025, Tab.9).

Non solo l'utilizzo dell'AI ma la combinazione del lavoro delle macchine e degli esseri umani è in grado di rendere le organizzazioni più efficienti; la gestione di una grande quantità di dati attraverso l'ausilio dell'AI restituisce alle organizzazioni una maggiore capacità di implementazione delle strategie complessive oltreché la capacità di adattamento ad ambienti in rapida evoluzione (Mahade et al., 2025).

Allo stesso modo, dimostra che l'AI impatta positivamente sia sulle pratiche di gestione delle risorse umane, sia sui processi decisionali: coefficiente di percorso pari, rispettivamente, a 0,161 per (H2) e 0,263 per (H3); statistica T pari a 3,221 per (H2) e a 6,484 per (H3); p-value pari a 0,001 per (H2) e a 0,000 per (H3). (Mahade et al., 2025, Tab.9).

Ottimizzazione della gestione HR e miglioramento dei processi decisionali risultano mediatori strutturali dell'AI sull'HRM (Mahade et al., 2025).

Sul fronte della cultura organizzativa e dell'etica, la valutazione ha fatto emergere che entrambi rappresentano fattori importanti ma non decisivi sul Sustainable HR Management Performance (Mahade et al., 2025).

La resistenza dei modelli culturali tradizionali nelle organizzazioni e l'esistenza di un unico codice etico rappresentano la ragione delle valutazioni emerse (Mahade et al., 2025).

La produzione scientifica sullo sviluppo della digital skills nei settori organizzativi è esigua. Alcuni degli studi più significativi vengono promossi nell'ambito medico-sanitario.

Tra essi, un caso di studio significativo è quello che indaga la portata delle competenze digitali dei professionisti sanitari sull'assistenza ai pazienti (Ferreira et al., 2025).

La digitalizzazione crescente in ambito organizzativo riguarda, primo fra tutti, il settore dell'assistenza sanitaria. In questo settore è maggiormente percepita l'esigenza di sviluppare competenze precipue che riguardano l'uso delle tecnologie digitale e di AI, come cartelle cliniche elettroniche; EHR (Electronic Health Record); telemedicina (televisite; telemonitoraggio); AI per diagnosi e analisi; software diagnostici; tecnologie wearable (dispositivi indossabili).

Tuttavia, se, da un lato, il processo di digitalizzazione avanza inesorabilmente e le strutture sanitarie si adeguano comprendendone, in via generale, la grande utilità, dall'altro, lo sviluppo delle competenze digitali è ostacolato da fattori come l'interoperabilità o dall'indisposizione degli operatori sanitari.

Per questo, lo studio affronta la questione della limitatezza dei piani formativi delle scuole di medicina e delle organizzazioni sanitarie, ovvero di piani di formazione continua e integrata; a essa corrisponde la mancanza di una cultura dell'innovazione digitale che è necessaria affinché si realizzi l'efficientamento dei servizi per cui si dispongono le tecnologie digitali e AI in ambito medico (Ferreira et al., 2025).

Il potenziale delle tecnologie digitali e di AI in ambito medico può essere reso in atto solo quando sia reso possibile agli operatori sanitari di partecipare attivamente allo sviluppo delle applicazioni sanitarie digitali.

È fondamentale che i professionisti del settore sanitario siano impegnati in un apprendimento e uno sviluppo di competenze continui per acquisire le abilità per la gestione della nuova tecnologia.

Nell'erogazione dell'assistenza sanitaria, è necessario che gli operatori abbiano solide conoscenze e capacità rispetto all'uso delle cartelle cliniche elettroniche; alla navigazione su piattaforme di telemedicina; all'analisi dei dati sanitari; all'uso di strumenti di comunicazione digitale; all'uso delle tecnologie emergenti.

Questo tipo di competenze non solo migliora la prestazione individuale ma promuove un ambiente collaborativo; nel contesto medico, più che negli altri, è fondamentale un ambiente collaborativo e di supporto.

Esso, infatti, è il presupposto di prestazioni professionali migliori e di un efficientamento del sistema sanitario generale (Goldsack et al., 2020).

Le informazioni basate sull'elaborazione dei dati conducono sia all'identificazione dei modelli che migliorano le strategie di assistenza preventiva sia alla riduzione dell'errore sul fronte terapeutico. Ciò contribuisce a creare un ambiente sanitario efficace e affidabile (Nazea et al., 2020).

Lo sviluppo e il rafforzamento delle competenze digitali non è una questione marginale ma urgente in quanto la digitalizzazione dei dati relativi ai pazienti devono poter essere gestiti con facilità e adeguatezza, in vista dell'obiettivo di un'assistenza sanitaria efficace e di qualità (Nazea et al., 2020; Goldsack et al., 2020).

La digitalizzazione favorisce fenomeni come la connettività universale e la salute digitale inclusiva; attraverso una sanità di tipo digitale, come è quella che si sta sviluppando, l'assistenza è garantita anche alle popolazioni più vulnerabili (Ferreira et al., 2025).

Ciò a dire che l'analisi dei dati attraverso i sistemi informatizzati e l'AI porta all'identificazione di tendenze o disparità presenti nel sistema sanitario; l'inclusione digitale rappresenta la determinante sociale della salute.

La digitalizzazione interviene su più fronti: l'automatizzazione dei processi amministrativi; una migliore e immediata comunicazione e collaborazione fra i professionisti (coordinamento sui piani di cura; consulenze tra team sanitari); l'automatizzazione dei processi decisionali (formulazione di diagnosi; piani di trattamento; strategie di assistenza preventiva; riduzione degli errori medici; ottimizzazione delle risorse sanitarie) (Ferreira et al., 2025).

Lo studio è stato condotto sulla base di specifiche fasi: l'erogazione di un questionario su un campione volontario di novanta professionisti del settore sanitario, suddivisi per annualità di esperienza, provenienza geografica e ruolo; pre-elaborazione dei dati (standardizzazione dei termini; correzioni di incongruenze); analisi della frequenza; raggruppamento tematico; clustering, revisione di convalida e allineamento dei dati; risultati (Ferreira et al., 2025).

Un caso di ricerca incentrato sulla valutazione delle digital skills development in ambito educativo è quello condotto da Guran et al. (2019).

È stato sviluppato e proposto l'uso di un software didattico a bambini di età prescolare come strumento di acquisizione di competenze di tipo digitale, in una struttura educativa del sistema scolastico pubblico rumeno (Guran et al., 2019).

Dalle ricerche è emerso che è necessaria la strutturazione di piani per la formazione sulle competenze digitali già in età prescolare, in ragione del fatto che si prevede un sempre maggiore utilizzo delle nuove tecnologie nei contesti educativi e nel contesto sociale e che nel sistema scolastico pubblico della Romania nelle classi primarie non è prevista nessuna programmazione al riguardo (Guran et al., 2019).

Lo sviluppo di prodotti didattici interattivi aiuta la familiarizzazione con strumenti che faranno sempre più parte della vita quotidiana e scolastica (Guran et al., 2019).

Lo studio propone una linea di progettazione di dispositivi interattivi educativi per la familiarizzazione con gli strumenti tecnologici e lo sviluppo di abilità e competenze di natura digitale (Guran et al., 2019).

Oltre ciò, l'obiettivo educativo resta il focus principale della ricerca (Guran et al., 2019).

La predisposizione e l'uso del dispositivo interattivo nel contesto scolastico ha portato a valutazioni sulla predisposizione all'acquisizione di competenze digitali sia dei bambini di età prescolare sia degli insegnanti.

Nel processo di progettazione sono stati coinvolti sia i bambini che un educatore esperto. L'interesse era quello di mettere il bambino al centro della progettazione, anche nelle fasi in cui l'educatore esperto ne faceva le veci (Guran et al., 2019).

Per tale ragione, è stato usato un approccio UCD (User Centered Design), che ha riguardato non solo la progettazione del dispositivo ma anche i contenuti e le forme di interazione. UCD è stato validato come applicazione a progetti per bambini in età prescolare (Guran et al., 2019).

Alla progettazione hanno lavorato ventisei studenti in team da tre e cinque membri; gli studenti erano frequentanti di un corso HCI (Human-Computer Interaction) della Facoltà di Matematica e Informatica dell'Università Babeş-Bolyai (Guran et al., 2019).

La progettazione ha riguardato diverse fasi, divise per ulteriori due fasi: progettazione del prodotto e validazione del prodotto (Guran et al., 2019).

Per quanto concerne la progettazione del prodotto, le fasi sono le seguenti: definizione dei requisiti (ambiti curriculari; fascia d'età; contenuti in relazione alle conoscenze previste); verifica delle competenze digitali e osservazione del contesto in generale condotta dagli studenti programmatori (uso del mouse; altre competenze di relazione; interazione di contesto); copertura digitale del processo didattico e fissazione dei feedback degli insegnanti nel processo di progettazione (cattura

dell'attenzione; presentazione delle conoscenze in forma di gioco; gioco di fissazione); duplice valutazione dei prototipi (educatore esperto; bambini); organizzazione di sessioni individuali basate su play-test e interviste post-test; valutazione (smileyometers; tutoraggio tra pari; riflessioni) (Guran et al., 2019).

Per quanto concerne la validazione del prodotto, le fasi sono le seguenti: acquisizione e analisi della valutazione euristica sul progetto (negatività; competenze; apprendibilità). Sono state seguite le linee dell'HECE Heuristic Evaluation of Child E-Learning.

I risultati della ricerca ci mostrano che le applicazioni tecnologiche nel mondo della didattica, soprattutto in vista dello sviluppo delle competenze digitali, sono accolte con favore, sia dai bambini sia dagli insegnanti (Guran et al., 2019).

Anche in ambito universitario, le tecnologie di AI sono accettate e costituiscono un valido aiuto nella pratica della ricerca accademica.

L'uso di database e la capacità di ricerca bibliografica automatizzata rappresentano un esempio della costitutività dell'AI in questo campo.

Nell'articolo di Raman et al. (2025), il modello BERTopic, basato sull'apprendimento automatico, rappresenta il viatico per esaminare la letteratura secondaria relativa alle tecnologie di metaverso.

In questo caso il ML rappresenta il presupposto di un framework integrato, il cui uso rende possibile un'analisi sulla letteratura sulla creazione di spazi ed esperienze digitali in organizzazione: realtà aumentata (AR); la realtà virtuale (VR); mondi online 3D (Raman et al., 2025).

Anche le tecnologie di metaverso rappresentano una realtà che appartiene al mondo dell'AI e sempre più richiesta in diversi ambiti.

Le piattaforme di metaverso vengono usate per creare spazi di vendita; spazi di acquisto e prova di prodotti.

Le stesse piattaforme di metaverso vengono usate anche nell'ambito medico-assistenziale: per fare interventi chirurgici; per fornire assistenza sanitaria.

Vengono usate, altresì, nell'ambito dell'istruzione e della formazione: a esempio, per tenere lezioni.

Vengono usate per condurre tour virtuali di proprietà, nel settore immobiliare; per offrire esperienze virtuali di destinazioni di viaggio, nel settore dell'industria turistica.

Ciò detto, il ML in questo contesto interviene, attraverso BERTopic, come modello di apprendimento automatico di tipo non supervisionato e di embedding per migliorare le prestazioni (Raman et al., 2025).

BERTopic si basa su rappresentazioni di encoder bidirezionali da transformers (BERT Bidirectional Encoder Representations from Transformers) (Raman et al., 2025).

BERT è un modello di apprendimento automatico basato su trasformatori, ampiamente utilizzato per l'elaborazione del linguaggio naturale (NLP); esso rappresenta un modello linguistico di DL ed è stato sviluppato da Google.

In questo contesto di ricerca, il modello ha la funzione di mappare i documenti in uno spazio a dimensione inferiore ma mantenendo le sfumature semantiche; questo consente al modello di offrire interpretazioni più dettagliate e maggiormente inerenti ai contesti testuali (Raman et al., 2025).

Il modello BERTopic migliora l'acquisizione delle conoscenze in quanto automatizza l'estrazione tematica; quindi identifica i pattern latenti e quantifica le associazioni argomento-documento.

Il processo si basa su un raggruppamento per similarità semantica; ciò garantisce un'analisi imparziale e scalabile in grandi set di dati: attraverso l'individuazione e delle relazioni contestuali tra i termini e dei temi emergenti.

Ovviamente, è necessario combinare l'efficienza computazionale con il giudizio critico: a garanzia dell'interpretabilità e della validità delle informazioni estratte, è necessario accompagnare il pensiero alle informazioni ricevute in output.

L'impatto delle tecnologie di metaverso, su cui il contributo di Raman et al. (2025) ci aiuta a fare chiarezza – al di là della specificità del tema del contributo - si

riscontra sul fronte decisionale e sul fronte formativo, con esperienze di apprendimento di tipo interattivo e creativo (Raman et al., 2025).

Sul fronte decisionale, il metaverso offre ambienti di sperimentazione controllata e simulazioni con cui è possibile costruire un processo di ottimizzazione dei processi e delle risorse.

In via generale, questo tipo di applicazione riguarda la gestione delle risorse umane come settore organizzativo su cui incidono decisioni, strategie, scelte economico-finanziarie ed etiche e rappresenta un campo di ricerca aperto.

Sul fronte formativo, le simulazioni basate sulla realtà virtuale rappresentano una vera rivoluzione nel campo dello sviluppo delle risorse umane; esse rimodellano sia la cultura organizzativa sia le metodologie di apprendimento.

Le esperienze della formazione immersiva e della collaborazione a distanza sono certamente un fattore di crescita e miglioramento delle risorse.

Tuttavia, l'implementazione pratica degli ambienti di realtà virtuale ha ostacoli relativi ai costi, alla accessibilità e alla resistenza dei dipendenti al cambiamento.

La formazione immersiva richiede investimenti infrastrutturali significativi; richiede un continuo adattamento dei contenuti formativi. Rispetto a quest'ultimo aspetto, non ci sono prove empiriche che dimostrino miglioramenti sulle prestazioni e consolidamento dei contenuti appresi.

La tecnologia del gemello virtuale, a esempio, solleva dilemmi etici rispetto al monitoraggio delle prestazioni e problemi relativi alla privacy derivati dall'uso dei dati dei dipendenti. Anche gli strumenti di collaborazione a distanza sollevano delle criticità; sebbene essi contribuiscono a formare ecosistemi digitali sostenibili, la loro efficacia rimane subordinata sia all'adattabilità dei dipendenti sia alla mancanza di competenze sul settore digitale.

La rilevanza delle questioni etiche e relative alla tecnologia di sorveglianza è il presupposto di equità per adozione del metaverso per la gestione delle risorse.

§3. Gli algoritmi di apprendimento automatico nell'HRM

Gli articoli scientifici relativi alle applicazioni del ML provengono in maggior parte dall'ambito medico.

Il ML è indagato soprattutto in relazione alle prestazioni predittive. A esempio, esse riguardano per lo più: previsioni di rischio legate a recidive di specifiche malattie; reclutamento di pattern per l'identificazione di una patologia; screening medico; previsioni di efficacia di cure farmacologiche; efficacia di un assistente virtuale nell'attività fisica.

Il lavoro di ricerca su questi fronti rappresentano i campi di maggiore applicazione del ML in ambito medico, allo stato attuale. A dimostrazione del fatto che gli strumenti di AI hanno maggiore considerazione rispetto a una applicazione sul fronte della ricerca scientifica.

Sul fronte delle applicazioni degli algoritmi di apprendimento automatico in ambito aziendale, la produzione scientifica è rilevante.

Un esempio del tipo di studi condotti in questo frangente è quello di Lui et al. (2025).

Un grande problema nelle aziende è quello che riguarda la sicurezza sul lavoro. Soprattutto, gli incidenti da caduta sono causa di ferimenti e morte dei dipendenti.

Nei tentativi di capire come prevenire il fenomeno degli incidenti sul lavoro, è importante indagare su questo fronte l'intervento dell'AI.

I segnali di caduta, le oscillazioni improvvise, la perdita di equilibrio (LOB Loss of Balance) possono essere intercettati attraverso misure di prevenzione offerte dai sistemi di ML. Questi sistemi aiutano a valutare in maniera proattiva la situazione di rischio per il lavoratore o l'ambiente.

Il contesto in esame è quello edile. Quindi, lo studio si concentra sulle posture dei lavoratori e i sistemi di rilevamento della CV in grado di rintracciare i movimenti che metterebbero a rischio la salute o la stessa vita del lavoratore (Lui et al., 2025).

In questo caso, vengono definiti: la matrice di coordinate articolari generata da un modello di stima della posa tridimensionale (3D); una pre-elaborazione della matrice sulle componenti principali (K-meanse; pre-esperimenti); il modello di ML basato su K-nearest per la convergenza delle informazioni 3D e l'elaborazione dello stato di posa in tre posizioni specifiche (stabile; instabile; caduto) (Lui et al., 2025).

Il modello è in grado di restituire lo stato di posa del lavoratore (stabile; instabile; caduto) e le corrispondenti probabilità o livelli di confidenza per ciascuna categoria. Si tratta della probabilità statistica nel cui ambito si trova il valore certo.

Gli esperimenti condotti per valutare l'approccio, presentati nell'ambito del contributo scientifico, rilevano che l'accuratezza del modello raggiunge l'85,02% (Lui et al., 2025). Esso rappresenta un dato significativo (Lui et al., 2025).

I metodi di valutazione di accuratezza del modello si basano su una post-elaborazione per soglie.

Il modello di ML è in grado di determinare lo stato di posa del lavoratore (stabile; instabile; caduto) utilizzando un approccio (noncontact approach) basato sulla CV (Lui et al., 2025).

Sul fronte gestionale, questo tipo di modello di rilevamento dei segnali di caduta previene le situazioni di rischio per il lavoratore; non è intrusivo; ha costi contenuti. Il rilevamento dei segnali di caduta può aiutare sia nella valutazione completa dei rischi futuri – e, per tale fine, possono essere elaborati i dati su incidenti avvenuti ripresi dalle telecamere di sorveglianza dei cantieri - sia nella gestione della sicurezza attraverso misure preventive.

Dunque, i modelli di ML possono essere efficacemente applicati nel campo industriale.

Molti studi si concentrano sull'uso di approcci basati sui sensori; tuttavia, essi risultano costosi e invasivi, soprattutto per i lavoratori del settore edile; altri studi presentano l'uso di approcci basati su CV con cui è possibile rilevare in maniera indiretta i segnali di caduta, attraverso una classificazione binaria del processo di caduta. Quest'ultimo approccio, tuttavia, risulta limitato nella modellazione predittiva applicata a un processo di caduta non completo.

L'approccio presentato da Lui et al. (2025), invece, rileva i segni di caduta in maniera diretta, attraverso la postura del lavoratore; l'intero processo di caduta è suddiviso in tre fasi attraverso un approccio noncontact della CV.

Sul fronte -management, gli studi sull'applicazione degli algoritmi di apprendimento automatico riguardano, in generale, la gestione delle risorse umane; il business; la contabilità.

Per quanto concerne la gestione delle risorse umane e le strategie di reclutamento, le ricerche si concentrano su quattro direttrici di sviluppo: l'acquisizione dei talenti e la selezione delle risorse; la formazione del personale e fidelizzazione dei talenti; la misurazione delle prestazioni; il turnover dei talenti in organizzazione.

Rispetto a questi quattro ambiti di indagine, si prenderanno in considerazione quattro esempi di ricerca.

Nella gestione delle risorse umane l'AI interviene in varie forme, in diversi processi (Indarapu et al. 2025).

In particolare, l'utilizzo del ML per il reclutamento è fondamentale per migliorare l'efficacia sul lavoro e la velocità e la semplificazione dei processi (Indarapu et al. 2025).

Il ML è utile per la gestione di un sistema informativo che riguardi i dipendenti di un'organizzazione: i fascicoli dei dipendenti (profilo (cv); turnover); l'analisi dei dati; creazione di schede elettroniche per ogni profilo. In generale, l'applicazione del ML svolge le medesime attività del recruiter.

Il ML nel settore HR rappresenta per i professionisti una fonte di consulenza accurata e obiettiva; il recruiter può concepire l'automazione dei processi che riguardano il settore HR come un ausilio per le proprie attività.

I modi con cui il ML può intervenire sull'efficientamento e sull'accuratezza dei processi di reclutamento e assunzione sono molteplici: ricerca dei candidati; screening dei cv; valutazione del candidato (assessment); comparazione dei profili (candidate matching); ottimizzazione di tempi e costi dei processi.

L'apprendimento automatico interviene nella ricerca del candidato sia attraverso lo screening delle candidature sia in una ricerca di tipo passiva condotta su un database di candidature spontanee; nello screening del materiale che si riferisce al singolo candidato (cv; lettere di presentazione); nell'eliminazione di potenziali bias di screening; nella valutazione attraverso l'esame di test e colloqui; nella comparazione delle informazioni relative alle candidature (competenze; esperienze; formazione; soft skills) su una specifica posizione aperta.

Il processo di reclutamento supportato dall'AI comporta un'ottimizzazione sia dei costi che del tempo, che impatta sull'efficientamento dell'organizzazione nel suo complesso.

Applicato al processo selettivo per l'acquisizione dei talenti, il ML interviene proficuamente a fornire all'azienda i migliori talenti e a prevenire i processi discriminatori che in genere intervengono nelle selezioni condotte dagli esseri umani.

Tuttavia, una programmazione avveduta e basata su una selezione meticolosa dei set di dati usati per l'addestramento dei modelli, è fondamentale per evitare l'errore di valutazione su dati sensibili come il genere, la provenienza geografica, l'età.

Gli algoritmi di apprendimento automatico devono essere etici (Indarapu et al., 2025).

La questione etica è importante: l'utilizzo dei dati dei dipendenti è regolamentato sia da un piano interno all'organizzazione sia da un piano esterno, a cui quello interno si adegua. Soprattutto, la questione della condivisione dei dati (marketplace) per l'innovazione e la collaborazione comportano sfide di grande complessità che riguardano la sicurezza, la governance e la conformità normativa (Data Act).

L'uso predittivo sui dati storici impone aggiornamenti continui, per la validazione delle informazioni di output. L'obiettivo dell'uso delle analisi di tipo predittivo è legato al miglioramento delle prestazioni e dei risultati.

L'automatizzazione dei processi riguarda le seguenti pratiche: reclutamento e acquisizione dei talenti; fidelizzazione; gestione delle prestazioni; coinvolgimento.

L'analisi predittiva utilizza soprattutto le informazioni dei dipendenti (sondaggi; questionari; test di valutazione; analisi delle tendenze) per acquisire ulteriori informazioni che possano favorire i processi di employee retention, di employee engagement, di corporate engagement, di fidelizzazione, di partecipazione e di impegno per la produttività e il consolidamento dei valori dell'organizzazione.

Uno degli obiettivi dell'uso del ML in HRM è la soddisfazione dei dipendenti; da essa dipende il successo dell'azienda e le condizioni di competitività sul mercato rispetto al proprio settore.

La definizione delle strategie HR si basano proprio su questi presupposti: la soddisfazione e la fidelizzazione dei dipendenti per incrementare la produttività e fortificare l'organizzazione.

L'apporto dell'apprendimento automatico al management delle risorse umane si definisce sul decision-making; sulla personalizzazione; sull'automazione dei processi; sull'efficientamento.

Nel decision-making, l'applicazione degli algoritmi di apprendimento automatico comporta l'individuazione di tendenze e pattern significativi.

Inoltre, le strategie di gestione delle risorse umane possono essere personalizzate sulla base dell'analisi dei dati relativi a ciascun dipendente, su prestazioni, formazione, risultati, finanche attitudini e feedback di gradimento; un algoritmo di apprendimento automatico, basato sui dati di un dipendente, è in grado di fornire indicazioni relative alle opportunità di sviluppo professionale più appropriate rispetto al singolo caso, sulla base dei successi e delle capacità emergenti.

Il ML interviene nella gestione dei talenti, i cui risultati impattano sia sul dipendente che sull'organizzazione.

Molte attività del settore HR possono essere automatizzate: screening dei dati di profilo; pianificazione di colloqui; invio email in follow-up.

L'analisi predittiva si può fecondamente applicare sia nel calcolo delle probabilità di dimissione di un candidato o di un team di settore; sia nel calcolo delle probabilità

di successo, rispetto a una specifica posizione, di un candidato. Essa è in grado di intervenire sia sul problema del turnover sia sul problema dell'assenteismo.

Efficientamento delle attività è data dalla diponibilità dei dati e da un'analisi rapida e precisa su essi; l'impatto sul settore HR passa attraverso la definizione di strategia incentrate sulla valorizzazione della persona, sulle competenze e sull'acquisizione di nuove capacità. L'automatizzazione dei processi di routine consente a ciascun dipendente di avere più tempo a disposizione per la formazione professionale e la crescita personale.

I metodi di apprendimento automatico usati nell'HRM sono una vera e propria rivoluzione in organizzazione (Stalin Panneer Selvam et al., 2023).

La acquisizione (database; questionari; registrazioni delle prestazioni) e la pre-elaborazione dei dati rappresentano una fase essenziale; la pulizia e la preparazione dei dati grezzi (imprecisi; incoerenti; difettosi) evita di incappare in errori.

Le fasi includono la normalizzazione delle variabili; la gestione dei valori anomali; il riempimento di eventuali lacune nei dati.

Esse rappresentano il presupposto per l'applicazione dei modelli ed è utile fornirne una breve panoramica, allo scopo di ponderare la portata sul fronte di specifici processi HR.

I modelli usati nel contesto HR sono: regressione lineare; random forest; cross-validation; metrics for evaluation.

La regressione lineare è usata nei casi di approfondimento delle connessioni tra le misure HR e i risultati.

La random forest è, invece, un modello ensemble che utilizza una foresta di alberi decisionali per prevedere la significatività delle caratteristiche ossia delle variabili.

La cross-validation ossia la validazione incrociata è usata in riferimento a problemi di classificazione come la previsione del turnover del personale. La k-fold cross-validation viene usata allo scopo di verificare che i modelli di apprendimento automatico restituiscano generalizzazioni adeguate dei dati

Le metriche di valutazione misurano l'efficacia del modello sulla base delle misure usate (accuratezza; precisione; recall; F1-score). Queste misure rivelano dal punto di vista quantitativo la corrispondenza della rappresentazione del modello alla struttura dei dati.

La definizione degli iperparametri serve per ottimizzare le prestazioni del modello; per essa vengono utilizzate tecniche come la ricerca su griglia e l'ottimizzazione bayesiana (UsugaCadavid et al., 2020).

Ciascuno di questi modelli di ML può essere applicato ai processi HR.

Alcuni studi dimostrano ambiti di efficacia dell'applicazione ML in HRM: la correlazione tra numero di ore di formazione e prestazioni lavorative; la definizione delle variabili che influenzano il turnover (disequilibrio lavoro/privato; reddito); simulazioni sulle cause del turnover; tassi di abbandono.

Dalle applicazioni, a esempio, sulla correlazione tra ore di formazione e prestazioni dipendono le decisioni su allocazione delle risorse e programmi di formazione e sviluppo; sull'equilibrio tra lavoro e vita privata dipendono le strategie di fidelizzazione; sulla correlazione tra soddisfazione/retribuzione dipende la gestione del turnover.

In definitiva, l'obiettivo delle applicazioni ML in azienda è il miglioramento, sia dei dipendenti che dell'organizzazione in sé; migliorare gli aspetti che riguardano i dipendenti, come l'equilibrio tra lavoro e vita privata, la soddisfazione lavorativa, le opportunità di avanzamento di carriera, migliora di conseguenza la produttività, la fidelizzazione, la competitività.

L'intersezione tra HR e algoritmi di apprendimento automatico è terreno fertile per un nuovo modo di intendere le intuizioni strategiche, il progresso organizzativo e la crescita personale e professionale. Essa crea l'ambiente lavorativo del futuro.

La rimodellazione delle pratiche dell'HRM a opera del ML impatta sui processi di recruitment; sulla valutazione delle prestazioni; sulla gestione dei talenti.

Gli algoritmi di apprendimento automatico (alberi decisionali; reti neurali; support vector machine) delineano il nuovo orizzonte delle pratiche HR.

Per quanto concerne il processo di recruitment, uno studio significativo è quello di Nurjaman (2025).

Il discorso intorno alla questione della selezione delle risorse umane attraverso il ML ruota intorno al concetto di decision-making e di decisioni strategiche (Nurjaman 2025).

Il ML ha migliorato in maniera significativa il processo decisionale basato sui dati; esso ha ottenuto un'ottimizzazione della gestione delle risorse; delle prestazioni dei lavoratori e dei processi di acquisizione dei talenti.

Benché ci siano molte criticità relative alla trasparenza e all'equità del processo decisionale algoritmico, ove i dati distorti possono perpetrare le disuguaglianze e le discriminazioni, soprattutto sui processi di recruitment e sull'assegnazione di promozioni e premialità, la risposta a esse è nel concepire la necessità di un accompagnamento e un direzionamento umano; non solo nel caso del ML ma in tutti i casi di applicazione dell'AI, è necessario comprendere che la questione è *sic et simpliciter* una questione di strumentalità.

L'implementazione di qualsiasi forma di AI non deve essere accompagnata da un mero affidamento; l'automazione dei processi non deve inibire l'azione umana. È, anzi, vero il contrario: l'esperienza e l'intuizione umana devono intervenire nella gestione dell'AI in qualunque ambito si applichi (Chowdhury, 2024).

Anche e soprattutto in considerazione di quei processi comprensivi di passaggi di opacità e di non comprensione (blackbox).

Gli algoritmi di apprendimento automatico, nel caso del processo di reclutamento, analizzano i dati storici sulle assunzioni; lo scopo è quello di identificare i criteri di selezione maggiormente efficaci, volti a eludere i pregiudizi e a valorizzare la qualità dei candidati (Huselid et al., 2019).

Lo screening automatizzato dei dati di profilo dei candidati, condotto attraverso gli strumenti di ML, si accompagna a tecniche di elaborazione del linguaggio naturale (NLP); con esse vengono analizzate le candidature sulla base della corrispondenza dei talenti a criteri predefiniti. Anche gli algoritmi di clustering vengono utilizzati per dividere i candidati in gruppi in base a parametri di prestazione, quando ai

candidati siano erogati test di valutazione su specifiche competenze e il grado di preparazione richiesti rispetto a una posizione lavorativa.

Questo tipo di algoritmi è usato anche per la personalizzazione dei programmi di formazione per i dipendenti (Cascio et al., 2016).

Il potenziale trasformativo del ML sul reclutamento e sulle pratiche di assunzione è ineluttabile.

Gli strumenti di reclutamento basati sull'AI migliorano i processi di screening dei candidati attraverso l'automatizzazione della valutazione dei cv e dei materiali di candidatura (Raghavan et al., 2020).

Sia l'accelerazione delle tempistiche di svolgimento delle selezioni sia la delegazione delle pratiche di routine hanno permesso ai professionisti del settore di concentrarsi su compiti strategici superiori (Okatta et al., 2024).

Molto rilevanti sono alcuni studi a proposito delle applicazioni AI sul fronte – recruitment.

A esempio, uno studio ha rilevato che l'analisi dei dati nel reclutamento permette alle organizzazioni di identificare i candidati sia in possesso dei requisiti richiesti sia in possesso delle competenze e delle capacità in linea con la cultura organizzativa (Stanley et al., 2019). Nello specifico, l'analisi predittiva è in grado di condurre a migliori assunzioni e a migliori tassi di fidelizzazione (Dastin, 2022).

Un grande impatto sulla questione dei pregiudizi è dato dal fatto che l'automatizzazione dei processi esclude una valutazione soggettiva e produce, invece, una valutazione obiettiva in quanto fondata interamente sui dati e sulla corrispondenza di essi ai parametri prefissati.

Tuttavia, il problema si ripresenta nel momento della programmazione dei modelli; gli algoritmi di apprendimento automatico sono in grado di replicare i pregiudizi se nella scelta dei dati di formazione o di addestramento si trovano i pregiudizi e le discriminazioni della cultura di appartenenza di chi la compie.

La soluzione è nell'implementazione non solo degli algoritmi di apprendimento automatico per l'analisi dei dati ma anche delle procedure di controllo e di equilibrio e audit regolari, che garantiscono l'equità (Pandey et al., 2023).

La corrispondenza tra correttezza algoritmica ed equità emerge in maniera preponderante in questo contesto di ricerca. Il crescente utilizzo dell'AI e del ML nei contesti decisionali impone una riflessione che metta in luce il legame e la possibilità che l'AI sia una soluzione valida alla risoluzione di un problema di spessore culturale come è quello dei pregiudizi e delle discriminazioni sociali.

Certamente, a fondamento di una riflessione sul pregiudizio nell'automazione applicata al decision-making non può non esserci l'ulteriore riflessione sulla necessità di un'integrazione del giudizio nell'uso e nella pratica di gestione dell'AI.

La combinazione di intelligenza umana e intelligenza artificiale può condurre a decisioni, non solo nel campo delle assunzioni, più equilibrate ed eque (Bankins, 2021).

L'unione di uomo e macchina è ineludibile al fine di raggiungere risultati ottimali, anche sul fronte-recruitment.

Questa consapevolezza, chiara da tempo, deve brillare di nuova luce, la luce delle dannosità che può comportare un uso delle macchine senza il sostegno del pensiero.

Nel caso specifico del reclutamento, l'applicazione del ML svincolata dalla partecipazione umana può generare una frattura tra candidati e datore di lavoro; una partecipazione umana più attiva, anche nell'uso della tecnologia, è auspicabile.

L'impegno verso diversità e inclusione è fondamentale, soprattutto nei processi di applicazione delle nuove tecnologie nel settore HR; anche nello sviluppo dei parametri di performance e nell'analisi dei risultati è d'obbligo mantenere l'attenzione sulla questione dell'equità (Binns, 2018).

In definitiva, il problema della continuazione e del rafforzamento dei pregiudizi negli algoritmi di apprendimento automatico usati nei processi dell'HRM, nel reclutamento, nella valutazione delle prestazioni, nei processi di promozione, è una questione di monitoraggio delle attività e di perfezionamento degli strumenti.

Gli algoritmi di apprendimento automatico, nei processi autonomi di apprendimento e adeguamento, percorrono direzioni logiche opache e non interpretabili. Questo è il vero problema.

La mancanza di trasparenza e interpretabilità potrebbe portare a una remissione delle responsabilità dei processi decisionali.

Lo sforzo è, quindi, quello di elaborare, nell'ambito delle organizzazioni, governance e schemi etici, in linea con le direttive normative dei singoli Paesi; essi devono essere incentrati sull'uso dei dati; sui controlli di equità; sulla supervisione umana e possono servirsi di strumenti come audit continui e sistemi di rilevamento dei pregiudizi al fine di evitare i rischi di esiti e risultati non equi.

Un esempio di studi che si occupano dell'applicazione del ML sul fronte delle predizioni sulle performance, è certamente quello di Ahmed et al. (2023).

L'articolo affronta il tema della predizione delle prestazioni dei dipendenti all'interno dei sistemi informativi amministrativi, sottolineando come la capacità di anticipare cali o variazioni di performance rappresenti un fattore strategico per il successo organizzativo. Gli autori evidenziano che una gestione proattiva delle risorse umane può ridurre i costi legati al turnover, migliorare la produttività e supportare decisioni manageriali più efficaci (Ahmed et al., 2023).

Lo studio propone l'utilizzo del ML, con particolare attenzione all'algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN), considerato adatto per classificare le prestazioni dei dipendenti sulla base della similarità tra individui. Il problema viene inquadrato come un compito di classificazione e il modello KNN viene confrontato con altri algoritmi noti, tra cui Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine e Regressione Logistica, al fine di valutarne l'efficacia relativa (Ahmed et al., 2023).

La ricerca si basa su un dataset strutturato e opportunamente pre-processato, contenente informazioni demografiche, professionali e organizzative dei dipendenti. Dopo le fasi di pulizia dei dati, selezione delle caratteristiche e suddivisione in set di addestramento, test e validazione, i modelli vengono valutati tramite metriche standard come accuratezza, precisione, recall e F1-score (Ahmed et al., 2023).

I risultati mostrano prestazioni molto elevate, con alcuni algoritmi – tra cui KNN – che raggiungono livelli di accuratezza estremamente alti. L'analisi evidenzia, inoltre, il ruolo centrale di variabili come l'esperienza lavorativa, l'età e il livello di istruzione nel determinare le prestazioni: in generale, dipendenti più esperti e con titoli di studio più elevati tendono a ottenere risultati migliori. Vengono, inoltre, osservate alcune differenze legate al genere e all'anzianità di servizio (Ahmed et al., 2023).

In definitiva, l'articolo sostiene che l'integrazione di modelli di machine learning nei sistemi informativi amministrativi rappresenta un valido supporto per la valutazione e la previsione delle performance dei dipendenti. Gli autori sottolineano il potenziale di questi strumenti per migliorare la gestione delle risorse umane e indicano come sviluppi futuri il perfezionamento delle caratteristiche utilizzate, l'uso di modelli più avanzati e una maggiore attenzione agli aspetti etici delle previsioni automatiche (Ahmed et al., 2023).

Il ML rappresenta un forte ancoraggio e un ampliamento di veduta; esso agisce sul fronte decisionale.

Tenere conto dei fenomeni aziendali attraverso la valorizzazione delle peculiarità e delle esigenze dei lavoratori vuol dire agire in vista del futuro.

Alcuni studi significativi si concentrano sulla fidelizzazione e la formazione del personale.

In particolar modo, è interessante notare che le applicazioni del ML o le tecniche di apprendimento automatico usate in questo contesto riguardano la previsione del tasso di abbandono come presupposto di definizione delle strategie mirate a mitigare il fenomeno ovvero la previsione sulla fidelizzazione (Alshehhi et al., 2021).

Alshehhi et al. (2021) rilevano e analizzano, attraverso tecniche di apprendimento automatico, il grado di fidelizzazione ossia la competenza organizzativa di definire strategie vincenti.

L'inquadramento della questione della fidelizzazione come competenza organizzativa è una peculiarità di questo studio, che si prenderà a esempio di

applicazione del ML sui processi di employee retention, soprattutto in ragione del duplice impatto, sul fronte-crescita, sia del dipendente sia dell'organizzazione (Alshehhi et al., 2021).

Per la previsione sui tassi di fidelizzazione, che è necessaria affinché le organizzazioni trattengano i talenti attraverso la consapevolezza delle priorità dei dipendenti, la ricerca analizza specifici strumenti di ML (Alshehhi et al., 2021).

L'elaborazione delle informazioni ha comportato un dato significativo, ossia che il numero dei corsi di formazione all'interno dell'organizzazione è il principale predittore della fidelizzazione dei dipendenti. A cagione del fatto che fidelizzazione e formazione sono indissolubilmente legati nell'ambito organizzativo attuale (Alshehhi et al., 2021).

L'applicazione degli strumenti di ML deve precedere la definizione dei talenti che l'azienda intende sviluppare al fine di specificare i piani di formazione e raggiungere gli obiettivi di visione.

Il processo predittivo può avvenire attraverso l'uso di molteplici modelli di data mining, che lavora su grandi quantità di dati e individua all'interno di essi anomalie, modelli e correlazioni rilevanti.

Nel caso specifico, l'applicazione riguarda la random forest (RF) e si applica a un set di dati relativo a una realtà lavorativa che conta 613 dipendenti (Alshehhi et al., 2021).

La random forest emerge dall'unione dei classificatori ad albero, ciascuno dei quali si basa su approssimazioni di un vettore medio analizzati separatamente.

La random forest rappresenta un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato per la classificazione e la regressione nel ML; è un metodo di ensemble, opera costruendo alberi decisionali nel processo di training.

Gli alberi decisionali, che rappresentano il modello di apprendimento automatico supervisionato non parametrico per l'analisi decisionale, rappresentano un modello di algoritmi decisionali utilizzati per l'estrazione dei dati. La tecnica è applicabile anche nell'esplorazione dei potenziali impatti di diversi input.

Il processo si svolge attraverso specifici passaggi: raccolta ed elaborazione dei dati; classificazione e regressione dei dati attraverso RF; suddivisione dei dati (set training; set test); definizione dei predittori (tipo azione; conteggio dati di training; genere; reparto); predizione su rischio abbandono.

I processi includono: un'analisi delle componenti principali (PCA), per la riduzione della dimensionalità dei set di dati necessaria sia per l'interpretabilità che per ridurre la perdita dei dati; matrici di errore come metodo per la tabulazione dei risultati e dei valori previsti.

L'analisi della fidelizzazione attraverso il numero di corsi di formazione evidenzia il legame tra incentivazione di capacità, rafforzamento delle competenze e trattenimento (Alshehhi et al., 2021, Fig. 8). I dipendenti inattivi rispetto a uno specifico lasso temporale sono quelli che nello stesso lasso temporale non hanno partecipato a corsi di formazione (Alshehhi et al., 2021, Fig. 6).

I risultati dimostrano ampiamente che l'AI nei processi di reclutamento è un valido strumento di supporto. In particolare, il modello RF è applicabile a tutte le pratiche che riguardano il settore HR, e, ispecie, fidelizzazione, formazione e sviluppo (Alshehhi et al., 2021).

La questione del turnover dei dipendenti è un problema persistente nella gestione delle risorse umane. Esso comporta costi significativi, che gravano sull'intera organizzazione.

L'abbandono del personale, specialmente di quello altamente specializzato, è una sfida aperta nella gestione delle risorse umane.

Per questa ragione, il ML interviene con la definizione di modelli di previsione che hanno l'obiettivo di mitigare o eludere il fenomeno dell'abbandono dei dipendenti.

Alcuni studi hanno utilizzato gli algoritmi di ML allo scopo di intervenire su questo fenomeno gravoso (Najafi-Zangeneh et al., 2021; Raza et al., 2022).

Gli algoritmi di apprendimento automatico utilizzati in questo campo applicativo, in generale, sono il random forest; support vector machines (SVM); kneerest

neighbors (KNN); extreme gradient boosting; adaptive boosting; decision tree; reti neurali; metodi ensemble.

Le strategie statistiche esplorate recentemente in questo contesto di applicazione hanno dimostrato che una maggiore efficienza del modello è collegata a uno specifico tipo di variabili (a esempio: fattore demografico; fattore professionale) (Najafi-Zangeneh et al., 2021; Raza et al., 2022).

In questo contesto, il ML si rivela utile sia all'anticipazione del fenomeno di turnover, sia alla definizione di piani strategici di retention proattivi.

Le applicazioni degli algoritmi di apprendimento automatico forniscono informazioni predittive in grado di migliorare le strategie di fidelizzazione.

Un contributo di ricerca significativo in questo contesto è quello di Benabou et al. (2025).

In esso, nove algoritmi di apprendimento automatico vengono applicati a un set di dati di 1.470 record di dipendenti. Ogni modello è stato testato e confrontato sulla base di cinque parametri -chiave (Benabou et al., 2025, Tab. 3).

Il processo è costituito da una pre-elaborazione dei dati; suddivisione dei dati in set di training e test; valutazione dei modelli su metriche di performance specifiche (accuratezza; precisione; Recall; punteggio F1; AUC (Area Under the Curve) (Benabou et al., 2025).

Le prestazioni del modello vengono efficientate attraverso l'ottimizzazione degli iper-parametri, che ha lo scopo di ridurre le perdite e viene svolta sulla base alle metriche scelte; il metodo di conferma dei risultati adoperato è quello su griglia con convalida incrociata (Benabou et al., 2025).

I risultati delle analisi hanno portato a una validazione sia del modello logit (regressione logistica) sia del random forest tra i modelli statistici di apprendimento supervisionato (Benabou et al., 2025).

Il primo raggiunge la massima accuratezza e precisione e rappresenta il modello più performante in assoluto rispetto all'uso della predizione in ambito HR. Il secondo è presentato come una valida alternativa come modello predittivo applicabile al

fenomeno del turnover dei dipendenti, in quanto fornisce prestazioni bilanciate, con un elevato indice di AUC (Benabou et al., 2025, Tab 1. Cfr. p. 24).

Entrambi i modelli hanno dimostrato ottime prestazioni benché gli autori suggeriscano sia un approfondimento con modelli di tipo causale, sia il monitoraggio in tempo reale e la previsione adattiva per un approccio dinamico alla gestione dell'attrition bias (Benabou et al., 2025).

§4. Dalla correttezza algoritmica all'equità. Storia e prospettive sul problema del pregiudizio di genere

Le applicazioni del ML per la prevenzione del rischio di discriminazione di genere, sul fronte dei processi di reclutamento, riguardano, in maniera particolareggiata, la categorizzazione dei cv.

L'obiettivo di eludere il rischio di discriminare i candidati in fase valutativa conduce a intervenire sull'automatizzazione dei processi che riguardano lo screening delle informazioni di profilo e la profilazione della posizione di assunzione in maniera controllata.

In questo contesto di ricerca, il ML interviene sul fronte di una classificazione dei candidati in base alla posizione aperta.

Nella ricerca di Tyagi et al. (2025), il problema del pregiudizio di genere si risolve sul terreno del word embeddings ossia dell'incorporamento dei dati testuali; gli effetti dell'intervento in questo campo di dati impatta sull'equità nei problemi di job-matching nei curriculum.

Lo studio, che si conduce sui dati dei cv, esplora la portata dei pregiudizi di genere nella categorizzazione delle mansioni; essi rappresentano un vero ostacolo su fronte delle pari opportunità delle carriere, anche quando a condurre le valutazioni è l'Intelligenza Artificiale (Tyagi et al., 2025).

Lo studio si concentra sull'individuazione del modo con cui le rappresentazioni distorte applicate alle assegnazioni di ruoli e posizioni, influenzate da fattori

determinati nei molteplici framework semantici (competenze; descrittori di cv), influenzino il processo di classificazione (Tyagi et al., 2025).

L'analisi che lo studio conduce si concentra anche su punti opachi o vaghi presenti nei cv (subtle gender biases) la cui rappresentazione vettoriale produce distorsioni e una mappatura sbilanciata tra cv e categorie di lavoro, a sfavore delle candidate (Tyagi et al., 2025).

L'obiettivo è quello di mitigare i pregiudizi a livello di word embedding attraverso il "debiasing-assisted deep generative modeling approach" ossia attraverso un approccio generativo del modello degli algoritmi di apprendimento profondo (Tyagi et al., 2025).

All'approccio adottato sui dati di testo relativi ai cv dei candidati seguono: da un lato, la valutazione dell'impatto dei bias nella classificazione relativa agli ambiti professionali; dall'altro lato, la valutazione dell'implementazione della tecnica di campionamento usata per ottenere una rappresentazione più equa, rispetto al genere, delle categorie professionali (Tyagi et al., 2025).

Dalla letteratura sul tema emerge una presenza significativa delle discrepanze di genere nelle classificazioni delle professioni e la necessità di intervenire nell'ambito.

Il presupposto dell'approccio adottato nello studio è un preventivo intervento sulla distribuzione dei dati in base al genere prima dell'inserimento nel modello di classificazione. L'obiettivo è quello di restituire una garanzia di parità di genere nelle classificazioni professionali (Tyagi et al., 2025).

L'integrazione nelle organizzazioni dei sistemi decisionali automatizzati ha un potenziale considerevole, come è stato più volte osservato. Tuttavia, lo stesso potenziale ha destato preoccupazioni, soprattutto sulla possibilità di perpetrare i pregiudizi e le disuguaglianze sociali.

Il campo nell'ambito del quale può intervenire in maniera significativa il ML è proprio quello della gestione delle risorse umane: sul matching dei curriculum; sul recruiting online; sui processi di assunzione del personale. Essi sono tutti contesti di intervento degli algoritmi di apprendimento automatico.

Inoltre, nel panorama professionale contemporaneo, la pubblicazione online dei propri dati di carriera è fondamentale per lo sviluppo stesso della carriera; a dire che i sistemi automatizzati, ampiamente usati nel settore recruiting, sfruttano questa impronta digitale sia per promuovere le offerte di lavoro sia per identificare i candidati idonei.

Un problema da non sottovalutare, emergente rispetto alle pratiche di ricerca e selezione attuali e che riguarda il potenziale candidato, è legato al compito di identificare in maniera accurata le competenze, le capacità, le soft skills, il ruolo occupato e gli interessi di una persona. Ciò a causa della strutturazione incoerente delle informazioni sulle piattaforme digitali dedicate.

Questa è la ragione per la quale i reclutatori visionano manualmente i cv e i profili online dei candidati, per raccogliere le informazioni necessarie alla valutazione e alla selezione.

L'alto rischio in cui si incorre con l'automatizzazione dei processi relativi al recruitment è quello proprio del rafforzamento dei pregiudizi di genere, che nascono nel contesto sociale si riscontrano nelle disparità che emergono nei settori lavorativi.

I dati di riferimento dell'articolo scientifico sono quelli raccolti dai curriculum di LinkedIn (Tyagi et al., 2025).

LinkedIn è una piattaforma, tra le altre, che offre un servizio web di rete sociale impiegato per la crescita dei contatti professionali favorito dalla pubblicazione dei propri dati di lavoro.

Rispetto a questi dati, gli autori analizzano la complessità della classificazione delle professioni; sulla base delle professioni rappresentate nel database di LinkedIn, vengono sviluppati e testati modelli di AI per la valutazione dei parametri di inclusione delle informazioni relative al genere (Tyagi et al., 2025).

Per la misurazione relativa ai bias di genere (gender bias), viene calcolato il tasso dei veri positivi (TPR True Positive Rate) per ciascun ambito professionale; viene, poi, esaminata la correlazione tra le disparità e gli squilibri di genere negli ambiti professionali (Tyagi et al., 2025).

I risultati relativi a queste analisi effettuate, dimostrano che ci sono differenziali di genere TPR (TPR gender differentials) significativi e persistenti, anche in assenza di indizi di genere espliciti (Tyagi et al., 2025).

Questo dato è rilevante, ai fini delle analisi e degli obiettivi di questo contesto; ma è soprattutto un dato preoccupante, in considerazione del fatto che le rilevazioni includono ambiti testuali non esplicitamente richiamanti il genere (Tyagi et al., 2025).

In questo contesto, lo studio in esame applica un approccio di de-biasing basato sulla tecnica di word embedding ossia su una rappresentazione distribuita delle parole, attraverso un modello generativo di apprendimento profondo basato su autoencoder variazionale. L'approccio integra tecniche di riponderazione relative al genere per modificare la distribuzione (Tyagi et al., 2025).

Gli autori sviluppano un'architettura di de-biasing semi-supervisionata, che combina la struttura originale del word embedding con un autoencoder variazionale, allo scopo apprendere la struttura latente nel word embedding e riponderare in modo adattivo punti dati determinati per l'addestramento del modello (Tyagi et al., 2025).

Questo approccio opera su due fronti; da un lato, individua e modifica le strutture nascoste all'interno dei dati di addestramento che determinano l'output di disuguaglianza; dall'altro lato, integra la funzione di de-biasing all'interno del processo di addestramento del modello (Tyagi et al., 2025).

Per fare ciò, vengono utilizzati i word embedding di GloVe (Pennington et al., 2014), per cui ogni parola si riferisce a un vettore che diventa la rappresentazione media dei significati della stessa. A essi si applica la tecnica di de-biasing per l'elaborazione dei cv e per analizzare le misure del tasso dei veri positivi (Tyagi et al., 2025).

Per il matching tra curriculum e lavoro, oltre ai word embedding viene promosso l'equilibrio nella distribuzione dei dati del dataset di addestramento; lo scopo è quello di rappresentare i sessi in maniera equa nell'ambito della classificazione delle occupazioni multi-classe (Tyagi et al., 2025).

L'attenzione è, quindi, rivolta a un indicatore di equità specifico che è il divario tra le opportunità basato sul genere (Equality of Opportunity gap). Relativamente a esso, la combinazione tra l'approccio de-biased word embedding e la tecnica ponderata in base al genere, riduce il divario di TPR (Tyagi et al., 2025).

L'esplorazione dell'equità attraverso il concetto di uguaglianza delle opportunità ci conduce a considerare l'importanza di garantire la parità anche sul fronte dell'identificazione e della classificazione dei generi nell'ambito di un modello di ML.

Questo rappresenta un punto importante e filosoficamente rilevante di questa ricerca: l'individuazione della questione del genere attraverso il riferimento a una specifica e reale situazione discriminatoria. Essa si proietta automaticamente nei modelli di applicazione di AI e acquisisce uno statuto stazionario che va oltre le categorie di riconfigurazione della realtà e degli ambienti.

Gli stereotipi e i pregiudizi di genere acquisiscono una fortificazione di statuto, benché la realtà si presenti del tutto trasfigurata dai processi di digitalizzazione e dall'uso onnicomprensivo dell'AI.

Solo dal rilevamento da un contesto esterno la disuguaglianza può essere proiettata all'interno dei modelli di AI e intervenire sul fronte decisionale negli output di sistema.

La parificazione tra i generi, perciò, deve essere promossa culturalmente; in questo modo, può essere riprodotta all'interno di modelli di AI e nelle decisioni.

In definitiva, il processo passa attraverso: rilevamento del problema di corrispondenza del cv; rappresentazione dei dati; applicazione dell'approccio per l'eliminazione della distorsione nell'incorporamento dei dati testuali; riduzione dell'effetto di squilibrio; campionamento ponderato; valutazione dei risultati.

Uno studio significativo sulle applicazioni di algoritmi di apprendimento automatico nei processi di recruitment è quello di Ravi et al. (2025).

Esso si muove sullo stesso fronte dello studio analizzato in precedenza; in questo caso, la soluzione prevede l'uso di tecniche e metodi di AI differenti (Ravi et al., 2025).

Anche in questo contesto di ricerca, il focus è sulla classificazione automatizzata che trae ispirazione dalla realtà esterna ai processi di AI (Ravi et al., 2025).

La ricerca si inserisce nell'ambito delle sfide sull'accuratezza e sull'interpretabilità nei modelli di apprendimento automatico, nel caso specifico nella categorizzazione automatizzata dei cv.

Gli autori utilizzano i K-Nearest Neighbors (K-NN) con le Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) (Ravi et al., 2025).

Lo studio sviluppa una pre-elaborazione dei curriculum con la vettorizzazione TF-IDF e l'addestramento dell'algoritmo K-NN con parametri ottimizzati utilizzando set eterogenei di dati provenienti da diversi settori. LIME interviene con le spiegazioni locali per le singole previsioni, apportando il fattore della trasparenza nel processo decisionale (Ravi et al., 2025).

Il framework viene valutato attraverso metriche standard; inoltre, viene dimostrata la sua validità attraverso il riferimento a curriculum reali, apportando il fattore di efficacia in scenari di reclutamento concreti (Ravi et al., 2025).

Gli algoritmi K-NN sono importanti nella valutazione dell'idoneità dei candidati in base alla descrizione delle competenze e delle mansioni in quanto affrontano la questione dei pregiudizi nell'assunzione automatizzata.

In genere, questo tipo di algoritmi di apprendimento automatico viene utilizzato per la classificazione; qui, sono applicati alla classificazione dei curriculum.

L'analisi del testo è importante in quanto trasforma i dati non strutturati in dati strutturati; questo allo scopo di agevolare i processi di classificazione e di estrazione.

Il metodo di estrazione delle caratteristiche TF-IDF per l'information retrieval, addestrato attraverso SVM, ha prodotto risultati notevoli in letteratura (Feldman et al., 2007); per questo, viene usato in questo ambito di ricerca (Ravi et al., 2025).

Sul classificatore K-NN viene usato, in via principale, LIME in quanto è necessario per l'interpretabilità del modello (Ravi et al., 2025).

Usando un'approssimazione interpretabile localmente, LIME porta alla luce i termini del curriculum che hanno un impatto sulla classificazione. Esso offre spunti significativi relativi alle singole previsioni (Ravi et al., 2025).

La tecnica di Explainable AI viene estesa ai modelli: RF; Logistic regression (LR); al MLP (Multi-Layer Perceptron) a tre strati; al Decision Tree; essa garantisce una comprensione delle previsioni di ciascun modello oltreché l'integrazione sulla struttura complessiva del modello (Ravi et al., 2025).

Questa tecnica ha un grande impatto sui fattori della trasparenza e l'interpretabilità nel sistema di classificazione dei curriculum adottato (K-NN) (Ravi et al., 2025).

Il processo si svolge attraverso: pre-elaborazione dei dati (curriculum; lavori); selezione del modello e ottimizzazione degli iper-parametri (numero di neighbors; metodo di ponderazione (weighting method); metrica della distanza); spiegabilità su singole previsioni (LIME); uso dei termini alfa (alpha terms) per controllare l'influenza di specifici caratteri; verifica del modello (accuratezza; precisione; Recall; F1-score) (Ravi et al., 2025).

Per la valutazione del modello, vengono utilizzati specifici parametri; essi offrono una panoramica generale delle capacità dei modelli di classificare e categorizzare i curriculum in categorie predefinite (Ravi et al., 2025).

Una valutazione estesa riguarda anche i temi dell'imparzialità e delle implicazioni etiche (Ravi et al., 2025).

Per quanto concerne l'imparzialità, la complessità computazione dei modelli e la questione dei bias nei dati vengono ricondotte, rispettivamente, alla semplicità di K-NN e all'interpretabilità di LIME (Ravi et al., 2025).

L'equità è garantita per il mezzo dell'interpretabilità delle black-box; l'uso di approcci di Explainable AI come LIME garantiscono una supervisione sulle feature di disuguaglianza nel processo classificatorio e, quindi, la comprensibilità e

l'interpretabilità come presupposto di tutte le esigenze di chiarezza, trasparenza ed equità (Ravi et al., 2025).

Un modello di apprendimento automatico può essere applicato, nell'ambito dell'organizzazione, anche allo scopo di garantire un'equità di retribuzione; esso si applica alla valutazione del valore dei talenti interni ossia alla valutazione dei criteri salariali.

Lo studio che implementa un sistema di ML allo scopo di raggiungere un'equità tra le risorse interne di un'azienda è quello di Loyarte-López et al., (2022). Esso rappresenta un caso di successo delle applicazioni AI e delle tecniche di apprendimento automatico applicate al decision-making in ambito salariale.

La questione della parità retributiva è un tema scottante in molti Paesi. Essa potrebbe trovare una soluzione quando il processo decisionale sia deferito al ML o a strumenti di automatizzazione decisionale basati su dati multivariati.

In questo caso l'algoritmo di apprendimento automatico è usato come predittore salariale ossia come supporto per la standardizzazione della proposta salariale per i nuovi talenti o dell'aumento salariale a cadenza annuale per i dipendenti già impiegati come risorsa nell'organizzazione (Loyarte-López et al., 2022).

L'associazione tra l'equità retributiva e la valutazione delle prestazioni è conforme ad altre ricerche analizzate. Sulla base di un processo automatizzato di valutazione delle performance è possibile creare un prospetto dell'impatto di un dipendente sull'organizzazione in termini prestazionali e stabilire per esso, sulla base degli output del sistema predittore di stipendio, il livello di retribuzione ovvero la corrispondenza tra i dati prestazionali e l'adeguato livello di retribuzione (Loyarte-López et al., 2022).

Il processo si costituisce dei seguenti passaggi: raccolta dati e definizione delle variabili di misurazione delle prestazioni; elaborazione dei dati (KNIME); convalida del metodo; requisiti di progettazione del predittore di stipendio; modello di previsione (modelli di regressione; RF per i dati di addestramento; GBR (Gradient boosting) per i dati di revisione); valutazioni; risultati (Loyarte-López et al., 2022).

In definitiva, gli organi decisionali che vogliono effettivamente promuovere valori come l'uguaglianza e la parità di trattamento all'interno della propria organizzazione ed essere un esempio di un modello di gestione devono rimettersi ai risultati di predizione. Il che non vuol dire accettarne in maniera acritica i risultati ma valutarne la portata in termini sia di crescita organizzativa sia di eticità.

La base del successo di un'organizzazione non è l'AI bensì l'uomo.

L'uomo e il suo sforzo di ridefinire i termini morali di sé stesso e della società di cui fa parte.

§5. AI come motore evolutivo delle competenze in azienda

L'accelerazione dello sviluppo tecnologico e le applicazioni degli algoritmi di apprendimento automatico in ambito organizzativo hanno trasformato in breve tempo il concetto stesso di lavoro.

Le mansioni tradizionali hanno subito un considerevole processo di trasformazione oppure sono state surclassate da nuove forme di collaborazione.

Proprio in ragione di ciò, è importante soffermarsi sull'impatto dell'AI sulle nuove forme dei ruoli aziendali; in base a essi le organizzazioni stanno rivalutando i propri approcci alla formazione e allo sviluppo dei dipendenti. I piani di formazione devono necessariamente adeguarsi ai requisiti di competenza emergente.

L'integrazione dei sistemi di AI e degli algoritmi di apprendimento automatico in organizzazione hanno comportato una riconfigurazione delle prestazioni lavorative.

La riqualificazione dell'apporto dei dipendenti nei vari settori segue più matrici di direzione.

Prima di tutto, l'automatizzazione dei processi ha consegnato le attività di routine ai sistemi di AI; questo ha comportato un acquisto in termini di tempo da parte del dipendente, che potrà occupare dedicando alla propria crescita personale e professionale.

Se i nuovi ruoli lavorati lasciano ai dipendenti la sola gestione dei sistemi o le attività non delegabili alle macchine, la formazione dovrà riguardare lo sviluppo delle competenze digitali o al rafforzamento di caratteristiche come la creatività e il problem solving.

Alcuni esempi vengono dai campi sanitario e manifatturiero. Nel settore sanitario, gli strumenti diagnostici basati sull'AI stanno potenziando il ruolo dei medici in quanto l'AI rappresenta un valido supporto in termini di accuratezza ed efficienza delle diagnosi mediche. Nel settore manifatturiero, i robot collaborativi (cobot), affiancandosi ai lavoratori umani, comporteranno un cambiamento del paradigma per quanto concerne la questione della responsabilità.

L'automatizzazione dei processi porta un decisivo cambiamento in termini di efficienza ed efficacia nell'ambito organizzativo. Tuttavia, essa richiede nuovi approcci alla leadership e al management, con una valorizzazione di qualità come l'empatia, la creatività, l'intelligenza emotiva, sul fronte delle soft skills, e di specifiche competenze tecniche, sul fronte della hard skills.

L'influenza dell'AI sulle pratiche di gestione dei talenti ha comportato un'evoluzione delle strategie tradizionali di reclutamento e fidelizzazione per un adeguamento alle esigenze e alle nuove preferenze dei dipendenti.

Stanno diventando fattori sempre più rilevanti di attraction in organizzazione: il lavoro da remoto; gli orari flessibili; le opportunità di apprendimento per la crescita personale e professionale; lo sviluppo di percorsi di formazione personalizzati.

La rivoluzione dei processi di selezione e gestione dei talenti, attraverso gli strumenti della nuova tecnologia, crea le condizioni per identificare, valutare e sviluppare i talenti nel modo più efficace.

Le competenze e le abilità necessarie per la prosperità di una forza-lavoro digitalmente aumentata devono essere il centro dell'azione e della cultura organizzativa; le strategie e gli interventi organizzativi devono soprattutto riguardare l'efficientamento di un ambiente di lavoro basato sulla collaborazione uomo-macchina.

In vista degli obiettivi di crescita, sviluppo e competitività, le organizzazioni si affidano a piattaforme di apprendimento basate sull'AI. Esse propongono programmi di formazione personalizzati e adattati alle esigenze e alle peculiarità della persona e del ruolo ricoperto.

Oltre a significare una promozione del valore dello sviluppo continuo delle competenze e della persona, la personalizzazione dei percorsi di formazione e sviluppo creano le condizioni per un trattamento equo dei dipendenti, in relazione alla valorizzazione delle specificità e dell'individualità.

Ciascuno, valorizzato nelle sue potenzialità, restituisce il proprio contributo all'organizzazione nella sua complessità e interezza.

Gli strumenti di valutazione e gestione delle prestazioni basati sull'AI forniscono feedback e approfondimenti in tempo reale, proprio allo scopo di facilitare la produttività dei dipendenti.

Il rovescio della medaglia rispetto alle opportunità di innovazione e crescita offerte dall'implementazione dei sistemi di AI, sia a livello individuale sia a livello complessivo, è la necessaria riorganizzazione delle competenze e delle capacità.

La flessibilità come *modus operandi* e l'adattabilità all'acquisizione di nuove forme di competenza sono essenziali negli attuali ambienti organizzativi.

La ricomposizione dei ruoli in organizzazione a opera della digitalizzazione e dell'implementazione dei sistemi di AI, sempre più caratterizzati da forme molteplici di ibridità, richiedono una combinazione di competenze, tecniche e trasversali, non di poco conto.

Quantunque, affinché ciò si realizzi, è altrettanto necessario che si definiscano, e a livello organizzativo e a livello degli ecosistemi di innovazione, nuove forme di investimento che mettano al centro formazione e sviluppo.

Le pratiche di gestione dei talenti, supportate dall'AI, sono in grado di adattarsi alla natura mutevole delle forme di lavoro che la stessa Intelligenza Artificiale ha generato.

I programmi di formazione continua e di aggiornamento delle competenze sono essenziali per lo svolgimento del lavoro; le organizzazioni devono prepararsi a investire in iniziative di riqualificazione per colmare il divario tra competenze esistenti e competenze richieste dall'evoluzione delle forme di prestazione richieste.

Solo nell'ambito di una cultura di apprendimento e innovazione continua è possibile pensare di formare e attrarre persone dotate di una forte attitudine all'innovazione tecnologica e al pensiero critico.

Se da un lato, il dipendente si realizza rispetto a ciò per cui è portato e alle sue facoltà, dall'altro, l'organizzazione si prepara a muoversi nel contesto di un mercato altamente competitivo.

Persino sul fronte della formazione e della valorizzazione dei talenti impatta l'AI.

Come è stato discusso precedentemente, precisamente ciò avviene in questi termini: lo sviluppo organizzativo basato sui programmi di formazione e specializzazione dei dipendenti può essere guidato dai sistemi di AI usati per la valutazione delle prestazioni.

Ciascun modello o combinazione di tecniche di AI e algoritmi di apprendimento automatico può costituire un valido sostegno nella definizione della pianificazione formativa organizzativa.

Basnet (2024) ha applicato, per la misurazione delle prestazioni come strumento efficace di definizione della formazione in azienda, un framework che utilizza l'algoritmo di backpropagation (BP) ossia un algoritmo di addestramento per le reti neurali artificiali.

Una definizione stabile dei meccanismi di valutazione delle prestazioni non solo indirizza lo sviluppo organizzativo ma fornisce una valida motivazione di fidelizzazione per ciascun dipendente.

La determinazione delle misure di prestazione comprendono fattori come caratteristiche personali; relazioni interpersonali; standard lavorativi.

Gli algoritmi di apprendimento automatico rivoluzionano la valutazione delle prestazioni e ciò comporta una riscrittura dei processi HR: selezione; promozioni; licenziamenti; iniziative di formazione; adeguamenti retributivi.

I processi di implementazione prevedono: pre-elaborazione e normalizzazione dei dati; definizione dei parametri e struttura della rete neurale (dimensione stati di input, hidden, output; velocità di apprendimento; epochs); inizializzazione di pesi e bias (Xavier/Glorot); applicazione funzione di attivazione (ReLU Rectified Linear Unit); addestramento del modello; testing su accuratezza delle previsioni; valutazione delle prestazioni; risultati (Basnet, 2024).

La previsione sui punteggi di performance si riferisce a caratteristiche-chiave come il livello d'istruzione; l'esperienza lavorativa; le ore di formazione (Basnet, 2024).

L'evidenziazione di specifiche feature per la previsione sui punteggi di performance può rispondere all'obiettivo di riferire questo tipo di rilevazione alla strutturazione dei piani di formazione e avanzamento.

La sinergia tra i sistemi di AI e le pratiche della gestione delle risorse umane e organizzative generali è l'elemento caratteristico del mondo delle organizzazioni e la sfida sociale ed economica contemporanea.

III CAPITOLO

L'aumento esponenziale della produzione scientifica sull'AI, soprattutto in relazione alle applicazioni nell'HRM, ha costituito un significativo incremento sia delle revisioni bibliometriche (BR) sia delle revisioni sistematiche della letteratura (SLR).

In linea con le ricerche attuali nel campo, il lavoro che segue presenterà una revisione sistematica della letteratura scientifica, corredata da un'analisi di tipo bibliometrica.

In questo contesto, sarà presentata una B-SLR (Bibliometric-Systematic Literature Review), ossia un approccio combinato di revisioni bibliometriche multi-metodo, secondo il modello di Marzi et al. (2024).

I primi cinque punti del metodo Marzi et al. (2024) per la redazione della Bibliometric-Systematic Literature Review, sono raggruppati nel primo paragrafo; essi rappresentano la fase preliminare della raccolta e della selezione dei dati di ricerca per l'analisi bibliometrica (domanda di ricerca; definizione della query di ricerca; selezione del database idoneo per il tipo di ricerca; screening dei dati e controlli incrociati; esportazione dei dati).

Gli ultimi cinque punti del metodo sono ripercorsi nei restanti paragrafi del capitolo; essi riguardano: Bibliometric Analysis; identificazione dei cluster e selezione dei campioni; SLR; analisi dei risultati.

L'uso del metodo B-SLR ha lo scopo di promuovere uno studio sistematico della letteratura esistente sul tema e di presentare un contributo di revisione significativo.

§1. Ricerca preliminare sul database scientifico Scopus e selezione della letteratura scientifica

Le domande di ricerca sono le seguenti:

RQ.1 Qual è l'impatto dell'AI nell' HRM?

RQ. 2 Come si declina la questione dell'equità nel contesto dell'implementazione dei sistemi di AI, sia sul fronte recruitment sia sul fronte sviluppo delle competenze?

RQ. 3 In che termini il ML riconduce il problema delle discriminazioni di genere alla questione della correttezza algoritmica?

Lo scopo della ricerca è quello di indagare in che modo l'AI, in specie il ML, possano migliorare i processi dell'HRM attraverso i sistemi di automatizzazione.

Il primo step della ricerca ha riguardato lo screening dei report dell'Osservatorio del Politecnico di Milano HR Innovation Practice, in merito alla questione sulle applicazioni AI in organizzazione.

Ne è stato selezionato uno tra quelli maggiormente attinente al campo di ricerca e si è preso come punto di riferimento per l'*iter* di ricerca.

Sulla base di un report di ricerca del 2024, che reca il titolo "Lo stato dell'Intelligenza Artificiale a supporto della Direzione HR", sono state rintracciate due matrici di percorrenza dell'implementazione degli strumenti di AI nella gestione delle risorse umane.

Lo scopo è il medesimo: migliorare l'efficienza e l'efficacia dei processi HR attraverso l'automatizzazione delle attività ripetitive nei processi di selezione dei candidati; la personalizzazione della formazione e del perfezionamento; il coinvolgimento delle persone nell'organizzazione attraverso la valorizzazione delle specificità individuali, delle competenze, delle attitudini e delle soft skills.

Tuttavia, l'applicazione degli strumenti AI percorre due strade diverse benché congiunte: il recruitment e lo sviluppo delle skills.

È utile ripercorrere l'analisi dei sei Business Case a cui fa diretto riferimento il report (Cfr. I Cap.); essa ci aiuta a tracciare il percorso di specificazione che si propone, attraverso l'individuazione di alcune parole-chiave per ciascuno dei casi esaminati.

Essi riguardano tutti casi italiani di aziende impegnate a implementare, in forme diverse, gli strumenti di AI; benché i campi di applicazione siano eterogenei, gli

obiettivi sono riferibili a un miglioramento complessivo dei processi organizzativi attraverso un unico focus: le persone.

Nel caso di RINA, l'azienda ha implementato una piattaforma per il recruiting che associa i profili di giovani laureati nelle discipline STEM alle opportunità di lavoro offerte dall'azienda. Il lavoro è stato preceduto da un'analisi dei bisogni dei profili junior STEM e sulla corrispondenza delle competenze con i benefici e i ruoli offerti da RINA. Lo scopo è contrastare il fenomeno del talent shortage e delle grandi dimissioni che caratterizzano il contesto attuale.

I benefici si riscontrano sia rispetto al soddisfacimento delle esigenze dell'azienda sia rispetto al soddisfacimento delle aspettative di carriera dei giovani laureati.

Le parole-chiave per questo caso sono: employer branding; talent shortage.

Ferrovie dello stato ha implementato una piattaforma per il recruiting dotata di un Applicant Tracking System (ATS) – collegato alla pagina web “Lavora con noi” - con il quale vengono elaborate le informazioni dei candidati rispetto a una posizione lavorativa specifica e viene definita una classifica dei profili più adeguati (attraverso il motore di matching). La piattaforma comprende un chatbot e uno spazio per la condivisione dei documenti utili (test di valutazione; risultati di valutazione; ecc.). L'obiettivo è l'efficiamento del processo di selezione del personale e l'uniformazione degli iter selettivi per i profili professionali e tra le società del Gruppo. Un rilevante punto di forza è rappresentato dalla possibilità per il candidato di sincronizzare le proprie informazioni personali tra l'account sul portale dell'azienda e i social network; per il recruiter di recepirle in modo immediato.

Le parole-chiave per questo caso sono: Smart recruiting; chatbot; social log in; job matching.

SACE ha messo a punto uno strumento con supporto AI, il Career GPS, per lo sviluppo delle competenze delle risorse umane (sia hard che soft) coerente con un nuovo modello organizzativo promosso dall'azienda. Lo strumento viene presentato nell'ambito di un progetto incentrato sia sulla mappatura e la riorganizzazione strategica delle competenze, sia sulla mobilità interna. L'analisi

delle competenze si sviluppa secondo il modello 4B, sulla seguente distinzione: attività automatizzabili (Bot); competenze da formare (Build); competenze da reperire (Buy); competenze esterne temporanee (Borrow).

Un importante contributo si ottiene sul fronte della valorizzazione delle persone, intervenendo sulla consapevolezza delle potenzialità delle risorse impiegate e sulla crescita personale e professionale di ciascun dipendente.

Le parole-chiave per questo caso sono: skills mapping; skills learning tracker; ROI (Return of Investment).

Leonardo impiega l'AI e una piattaforma di Digital Role Play per rinforzare le competenze trasversali delle proprie risorse (manager) in relazione alle esigenze emergenti. Attraverso la simulazione di scenari professionali complessi e l'interazione con attori virtuali, i partecipanti hanno migliorato le performance lavorative e acquisito consapevolezza e capacità situazionali.

Le parole-chiave per questo caso sono: Digital Role Play; soft skills.

Sky Italia, in risposta al cambiamento tecnologico e alla necessità di investimenti in nuovi segmenti di mercato, ha attivato un programma di employability basato su percorsi di reskilling e upskilling per l'aggiornamento delle competenze. Il programma fa parte del progetto Butterfly Build the Sky of the Future (2023) basato su una ricognizione delle aree a rischio occupazionale (automazione; sinergie esterne; cessazione di attività) – Supply - e di identificazione delle nuove posizioni lavorative (nuova domanda di lavoro; insourcing) – Demand.

Le parole-chiave per questo caso sono: employability; reskilling; upskilling.

Vodafone Italia ha introdotto la piattaforma Grow with Vodafone (2022) con cui, attraverso l'ausilio dell'AI, struttura percorsi di formazione individualizzati per le proprie risorse interne. Ha, inoltre, messo a punto un'applicazione LV8 a supporto dei giovani della categoria NEET per lo sviluppo delle competenze digitali.

Le parole-chiave per questo caso sono: digital skills; reskilling; employee retention.

La descrizione delle applicazioni AI corredata dalle parole-chiave individuate per ciascun Business Case ci permette di portare alla luce i due precisi percorsi di

applicazione. Per essi sono state individuate, a loro volta, due parole-chiave: “Recruitment” e “Skills Development”.

La ricerca sulle parole-chiave relative ai due percorsi di applicazione ha condotto a due riferimenti della letteratura di notevole rilevanza scientifica, sulla cui base sono state strutturate due query, una per ciascun campo di applicazione.

Tabella 1. Query di ricerca

QUERY I	LETTERATURA DI RIFERIMENTO
TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" OR "AI" OR "machine learning" OR algorithm* OR automation) AND ("recruit*" OR (HR AND selection) OR ("human resource*" AND selection) OR (candidate* AND selection) OR (personnel AND selection) OR "hiring" OR "staff*" OR "e-recruiting" OR "e-staffing" OR "e-hiring") AND "equity" OR "inclusion"	Dempsey-Brench K. e Shantz A. “Skills-based volunteering: A systematic literature review of the intersection of skills and employee volunteering”, in “Human Resource Management Review”, Vol. 32, n. 4, dic. 2022. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100874
QUERY II	LETTERATURA DI RIFERIMENTO
TITLE-ABS-KEY “artificial intelligence” OR “AI” OR “machine learning” AND “human resource* management” OR “hrm” OR “managerial capabilities” OR “managerial competencies” OR “hr manager” AND “equity” OR “inclusion”	Deepa R., Sekar S., Malik A., Kumar J., Attri R. “Impact of AI-focussed technologies on social and technical competencies for HR managers. A systematic review and research agenda”, in “Technological Forecasting and Social Change”, vol. 202, mag. 2024. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123301

La principale fonte di dati usata è il database scientifico Scopus (Elsevier) per la completezza dei dati nei campi Business e Management.

Esso rispetta i criteri necessari per la ricerca, in termini di dimensioni (editori; canali di pubblicazione; intervallo temporale; qualità dei dati) e in termini di numero di riviste, atti di convegno, libri, per settore disciplinare.

La selezione dei termini di ricerca che costituiscono le query è condotta sulla base di due contributi scientifici ottenuti tramite una ricerca preliminare su Google Scholar (Dempsey-Brench et al., 2022; Deepa et al., 2024).

La prima query usa tre gruppi di parole-chiave, relativi ai sistemi di AI; all'HRM; all'equità in organizzazione.

La seconda query usa tre gruppi di parole-chiave, relativi ai sistemi di AI; alla gestione delle competenze; all'equità in organizzazione.

Entrambe le query si presentano ampie in quanto l'obiettivo in questa fase del processo metodologico è quello di includere tutti i documenti rilevanti (Marzi et al., 2024)

Sia nella prima che nella seconda query è stato usato l'asterisco per estendere il campo di ricerca attraverso l'elisione della desinenza e l'estensione del complesso semantico cui la parola (radice) rinvia come significato.

In questo modo, è stato possibile includere nella ricerca i contributi scientifici che utilizzano le varianti possibili delle keywords usate per determinare le query.

Allo scopo di ottenere tutta la produzione scientifica sul tema e valutarne a fondo la sua estensione, sono stati apposti filtri: rispetto al range temporale; rispetto ai tipi di contributo scientifico; rispetto alla lingua. Rispetto alle forme o ai contesti di applicazione e alle keywords non sono stati utilizzati filtri.

Rispetto alla prima query, la ricerca ha restituito un numero di contributi scientifici pari a 1.135; attraverso i filtri sono stati selezionati un numero di contributi scientifici pari a 596.

Rispetto alla seconda query, la ricerca ha restituito un numero di contributi scientifici pari a 108; attraverso i filtri sono stati selezionati un numero di contributi scientifici pari a 80.

Per la prima query, è stata selezionata la fascia temporale di contribuzione 2020-2025; sono stati selezionati, come tipo di contributo scientifico, gli article; sono stati selezionati tutti gli article scritti in lingua inglese.

Per quanto riguarda la seconda query, è stata selezionata la fascia temporale di contribuzione 2020-2025; sono stati selezionati, come tipo di contributo scientifico, article; conference paper; book chapter; sono stati selezionati i contributi scientifici scritti in lingua inglese.

L'estensione della tipologia dei contributi scientifici presi in esame, per quanto concerne la seconda query, è stata dettata dal numero esiguo di article sul tema.

In una fase successiva all'analisi bibliometrica, sono stati definiti e applicati specifici criteri di selezione ed esclusione manuale (Page et al., 2021).

Per l'esecuzione delle query nel database Scopus, è stato usato l'operatore "TITLE-ABS-KEY"; esso svolge la ricerca full-text su titoli; abstract; parole-chiave degli autori dei contributi scientifici.

A partire dalla definizione della domanda di ricerca, sono stati condotti i seguenti passaggi: la definizione delle query di ricerca; la verifica dell'appropriatezza rispetto al tema (criteri di inclusione; esclusione); la verifica sull'efficacia delle stringhe di ricerca; la verifica sulla completezza dei dati raccolti.

§2. Analisi bibliometrica

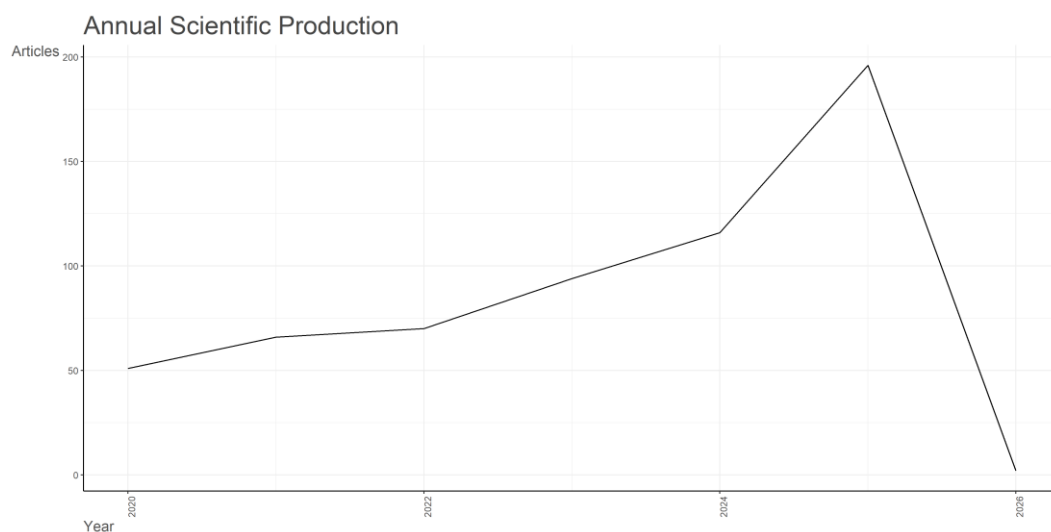
La sesta fase del metodo Marzi et al. (2024) prevede l'analisi sia degli indicatori bibliometrici, che forniscono un quadro delle tendenze e dei parametri che costituiscono il flusso di ricerca, sia della mappatura scientifica, che evidenzia le interconnessioni tra le variabili alla base degli indicatori bibliometrici.

Le analisi sono state eseguite attraverso il software Bibliometrix/Biblioshiny (Aria e Cuccurullo, 2017).

OVERVIEW

Fig. 1. Annual Scientific Production. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico mostra l'andamento della produzione scientifica annuale attraverso il numero di articoli pubblicati nel periodo 2020–2026.

Da 2020 a 2025 il trend è crescente, con un aumento evidente: il 2020 riporta 50 articoli; il 2021 riporta 65 articoli; il 2022 riporta 70 articoli; il 2023 riporta 95 articoli; il 2024 riporta 115 articoli; il 2025 riporta 195 articoli, con cui raggiunge il picco massimo.

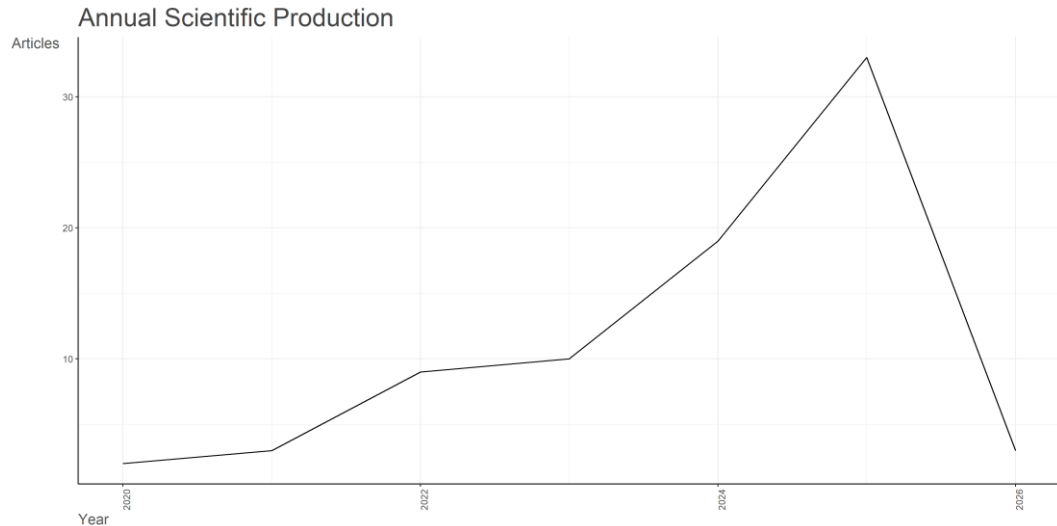
Dal grafico emerge una crescita costante e poi un'accelerazione significativa tra 2023 e 2025, con un quasi raddoppio della produttività. Le possibili letture possono essere le seguenti: una maggiore disponibilità di risorse dedicate alla ricerca; un consolidamento dei team di ricerca; una rete di collaborazioni scientifiche aumentata; l'adozione di nuove metodologie o strumenti (AI, automazione); un aumento del numero di ricercatori o maggiori finanziamenti e progetti attivi.

Dal grafico risulta una caduta drastica nell'anno 2026, fino quasi a zero articoli. Ciò è legato al fatto che il dato dell'ultimo anno è incompleto in quanto l'anno non è ancora terminato

Una lettura bibliometrica del grafico suggerisce, quindi, una crescita stabile della produzione scientifica; una produzione scientifica sul tema record nell'anno 2025.

Fig. 2. Annual Scientific Production. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il trend complessivo è crescente fino al 2025, seguito da un declino netto nel 2026. Questo indica una fase di espansione della produzione scientifica, culminata in un picco, e una contrazione data dall'incompletezza dei dati per l'anno 2026.

Le fasi della crescita della produzione scientifica sono le seguenti: negli anni 2020-2021 si evidenzia una crescita lieve ossia una produzione contenuta ma in aumento (da 1 a 2 contributi); negli anni 2021-2022 si evidenzia una crescita più marcata, la quale può riferirsi o all'avvio di nuovi progetti o a una maggiore capacità produttiva della ricerca (da 3 a 9 contributi); negli anni 2022-2023 si evidenzia un incremento modesto, che determina una fase di stabilità (da 9 a 10 contributi); negli anni 2023-2024 si evidenzia una forte crescita, correlata a uno o più fattori come l'intensificazione dell'attività scientifica, la costituzione di nuovi team di ricerca sul tema, l'aumento di finanziamenti della ricerca e una maggiore collaborazione (da 10 a 18 contributi); negli anni 2024-2025 si evidenzia una crescita significativa fino al punto di massima espansione (da 18 a 33 contributi).

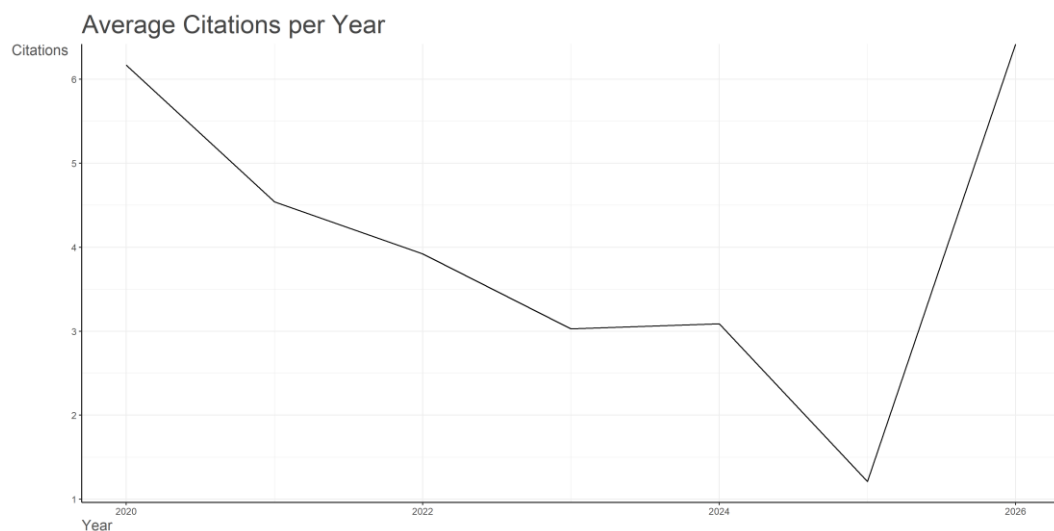
La curva mostra un ciclo tipico dell'attività di ricerca su una specifica questione: fase di costruzione; espansione; raggiungimento del picco; rallentamento.

In questo caso, il rallentamento della ricerca dell'anno 2026 è riferibile alla parzialità dei dati a disposizione in quanto l'anno è in corso.

Il picco del 2025 rappresenta un periodo di intensa attività scientifica; la produttività è stata fortemente dinamica, con una crescita di più del 1000% dal 2020 al 2025.

Fig. 3. Average Citations For Year. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico mostra un andamento delle citazioni medie per anno del periodo 2020-2026. Questo tipo di indicatore misura l'impatto medio delle pubblicazioni prodotte in ciascun anno, indipendentemente dal numero totale di articoli.

Rispetto al trend generale, l'andamento evidenzia una fase discendente costante dal 2020 al 2025, seguita da un forte rimbalzo positivo nel 2026.

Il pattern può essere così rappresentato: alto; declino progressivo; minimo; ripresa.

Dal 2020 al 2024 si manifesta un declino delle citazioni medie.

L'andamento negli anni 2020-2021 è il seguente: le citazioni medie indicano un valore alto nel 2020 (6.2); indicano un valore più basso nel 2021 (4.5). Si verifica un calo netto che può essere interpretato secondo un minore impatto degli articoli

prodotti nel 2021; oppure considerando che i contributi scientifici più vecchi (2020) hanno avuto più tempo per accumulare citazioni.

L'andamento degli anni 2021-2023 è il seguente: le citazioni medie indicano un valore pari a 4.5 nel 2021; un valore pari a 3.9 nel 2022; un valore pari a 3 nel 2023. Si evince un andamento discendente che suggerisce: una fase di output scientifica orientata più al volume che alla citabilità; un periodo di transizione disciplinare; un calo dell'impatto percepito dal network scientifico.

L'andamento negli anni 2023-2024 è il seguente: le citazioni medie indicano un valore pari a 3 nel 2023, un valore pari a 3.1 nel 2024. Si evince una stabilizzazione dopo tre anni di calo.

Nel 2025 le citazioni medie toccano il punto più basso (1.2); questo dato coincide, nel grafico sulla produzione scientifica, con il picco di articoli pubblicati (2025).

Questo significa che quando la produzione scientifica aumenta in maniera significativa, il valore delle citazioni medie cala. I fattori sono molteplici: non tutto ciò che viene pubblicato è di pari qualità; alcune pubblicazioni sono troppo recenti per accumulare citazioni; la dispersione tematica può ridurre l'impatto medio.

Il 2025 mostra una diluizione dell'impatto dovuta a una crescita quantitativa della produzione scientifica sul tema.

La ripresa del 2026 (6.3), che riporta i valori ai livelli del 2020, evidenzia l'esistenza di un dato parziale in quanto l'anno è in corso. Il dato relativo al numero di articoli (4 articoli) facilita la determinazione di una media alta.

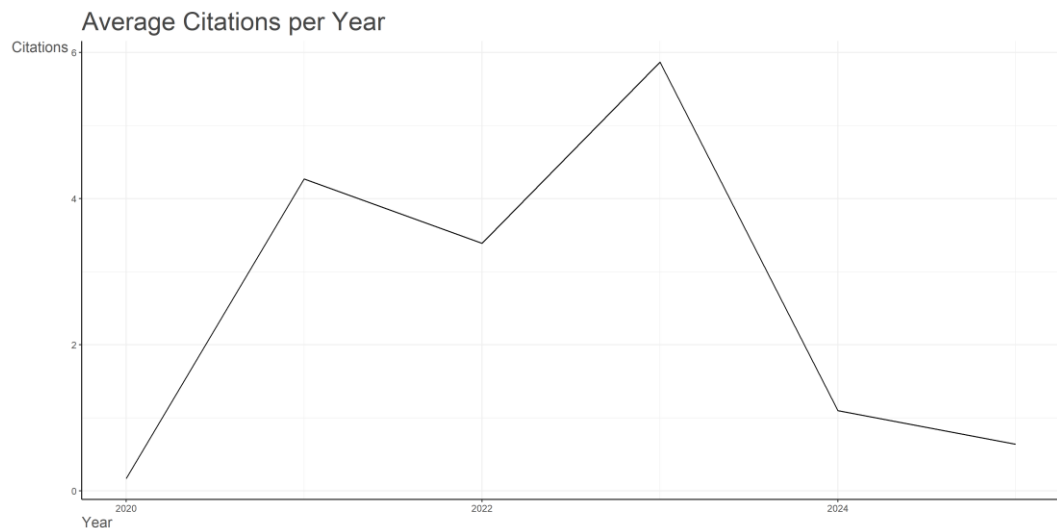
Dalla combinazione dei grafici sulla produzione scientifica e sulle citazioni medie si delinea un quadro coerente: all'aumento della produzione di contributi scientifici segue una diminuzione dell'impatto medio in quanto la quantità supera la capacità del sistema di mantenere alta la citabilità e determina la dispersione dell'impatto della ricerca.

L'analisi è coerente con molte traiettorie di gruppi di ricerca che, nella fase di lavoro sul tema, in espansione diversificano i punti focali di analisi, producendo una

grande quantità di dati, e, nella rifocalizzazione sulle questioni fondamentali, producono una ricerca maggiormente impattante.

Fig. 4. Average Citations For Year. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico mostra un andamento non lineare. Un picco importante si ha nel biennio 2021-2023 seguito da un considerevole calo.

Il trend generale vede una crescita iniziale (2020-2021): da 1.00 a 21.33. Essa è tipica di paper scientifici *high impact*.

Tra il 2021 e il 2023 si registra un numero di citazioni significativamente sopra la media, sebbene ci siano delle oscillazioni. I valori registrati sono i seguenti: da valori di 21.33 (2021) a valori di 13.56 (2022), a valori di 17.60 (2023). Ciò indica: alta visibilità; qualità o interesse rispetto al tema; diffusione su riviste ad alto impatto; collaborazione con reti citazionali forti.

Nel 2024-2025 si registra un crollo dei valori di citabilità: da 2.21 (-87% rispetto al 2023) a 0.64 (-71% rispetto al 2024). La caduta è indice di: pubblicazioni recenti; minore visibilità delle sedi editoriali; articolazione del tema in ambiti meno citati; *citation lag*.

L'anno con l'impatto citazionale più alto è il 2021 con 21.33 citazioni medie ad articolo.

Dal grafico emerge che l'impatto citazionale appare significativamente sensibile rispetto alla tipologia di contributo scientifico (article; book chapter; conference paper) ovvero rispetto alla capacità di inserirsi nei circuiti di citazione.

Nel complesso, l'altissimo impatto del periodo 2021-2023 suggerisce i fattori di crescita: scelta della rivista; temi attuali; collaborazioni internazionali o reti citazionali consolidate; output quantitativamente contenuto ma qualitativamente forte.

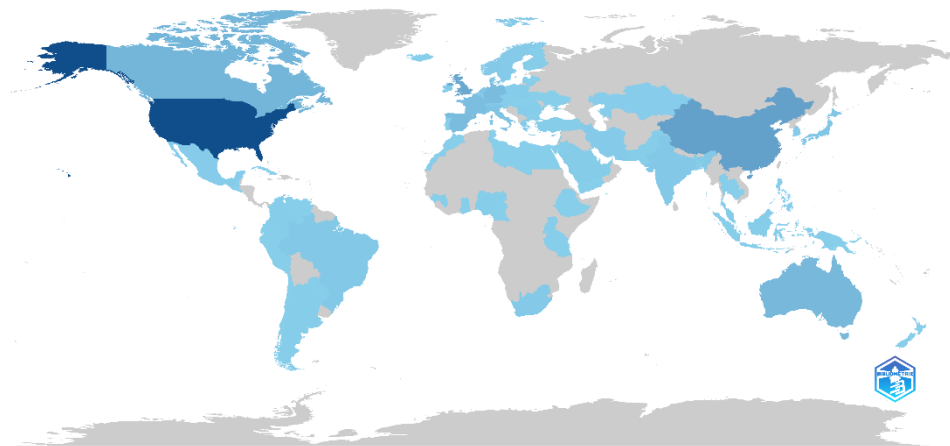
Il calo del 2024-2025 può essere dovuto a specifici fattori: *citation windows* troppo breve; cambio nel tipo di pubblicazione; scarsa visibilità delle riviste.

AUTHORS

Fig. 5. Country Scientific Production. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix

Country Scientific Production



La mappa mostra la distribuzione geografica della produzione scientifica, rappresentata attraverso una scala cromatica di blue: i colori più scuri indicano una maggiore produttività; quelli più chiari indicano contributi in numero più modesto.

Le aree grigie invece rappresentano le aree geografiche rispetto a cui non ci sono dati o la produzione è nulla.

I Paesi leader nella produzione scientifica sulle applicazioni dei sistemi di AI nel recruitment, evidenziati nelle aree più scure, distinte chiaramente, sono: Stati Uniti; Cina; UK; Europa occidentale.

Gli Stati Uniti rappresentano il Paese con la colorazione più intensa; ciò significa che dominano la produzione scientifica globale in quanto godono di una rete di collaborazione ampia e consistenti finanziamenti sul tema di ricerca.

La Cina rappresenta una delle aree più scure del continente asiatico.

L'UK, invece, rappresenta una delle aree più scure del continente europeo.

L'Europa occidentale (Germania; Francia; Italia; Spagna) rappresenta un continente con una produzione scientifica sul tema molto elevata; ciò significa che presentano sistemi di collaborazione internazionali sulla ricerca estesi e consolidati.

I Paesi con una produzione scientifica intermedia sul tema in oggetto, rappresentati con tonalità medie di azzurro, sono: Canada; Brasile; Russia; Turchia; Iran; India; Australia; Corea del Sud; Giappone. I fattori possono essere molteplici: investimenti recenti; internazionalizzazione; aumento della mobilità dei ricercatori.

I Paesi con una produzione scientifica bassa, mostrati in azzurro chiaro, sono: America Latina (Cile; Argentina; Colombia); alcuni Paesi africani (Kenya; Sudafrica); Asia (Thailandia; Malesia; Indonesia). I fattori possono essere molteplici: investimenti di ricerca insufficienti; infrastrutture di ricerca meno sviluppate; collaborazioni estere fragili.

La mancanza di produzione scientifica delle aree dell'Africa subsahariana; dell'Asia centrale; di altre aree può dipendere dai seguenti fattori: insufficienza di dati; limitata capacità istituzionale di pubblicazione scientifica; scarsa partecipazione alla ricerca internazionale.

Le analisi confermano un pattern classico della bibliometria internazionale: la produzione scientifica è concentrata in Paesi come Nord America; Europa; Asia

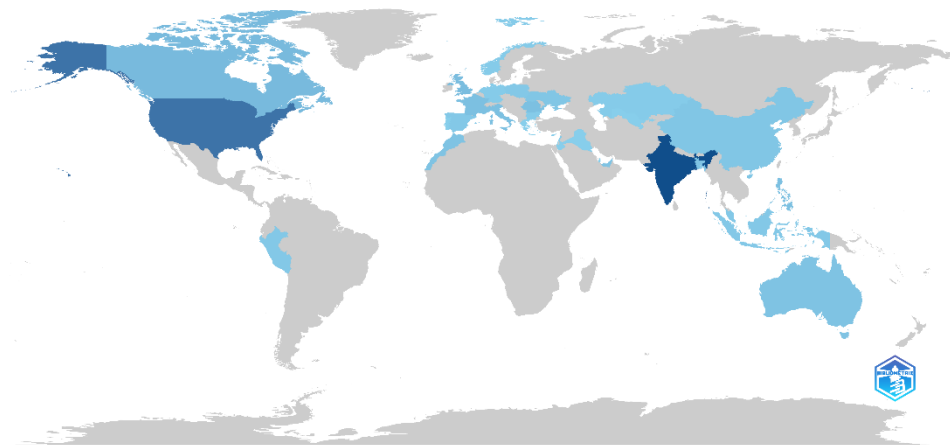
orientale; esiste, quindi, una netta distinzione tra paesi ad alto reddito e paesi in via di sviluppo.

Dalla mappa si possono dedurre le seguenti osservazioni: la produttività scientifica rispecchia le capacità di innovazione e di investimento nel settore R&D; i Paesi più produttivi partecipano a network di collaborazione mondiali e detengono la leadership nei progetti internazionali; la frattura tra i Paesi sul fronte della produttività scientifica sul tema in oggetto ripercorre, sul piano della ricerca, la frattura centro-periferia politico-sociale.

Fig. 6. Country Scientific Production. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix

Country Scientific Production

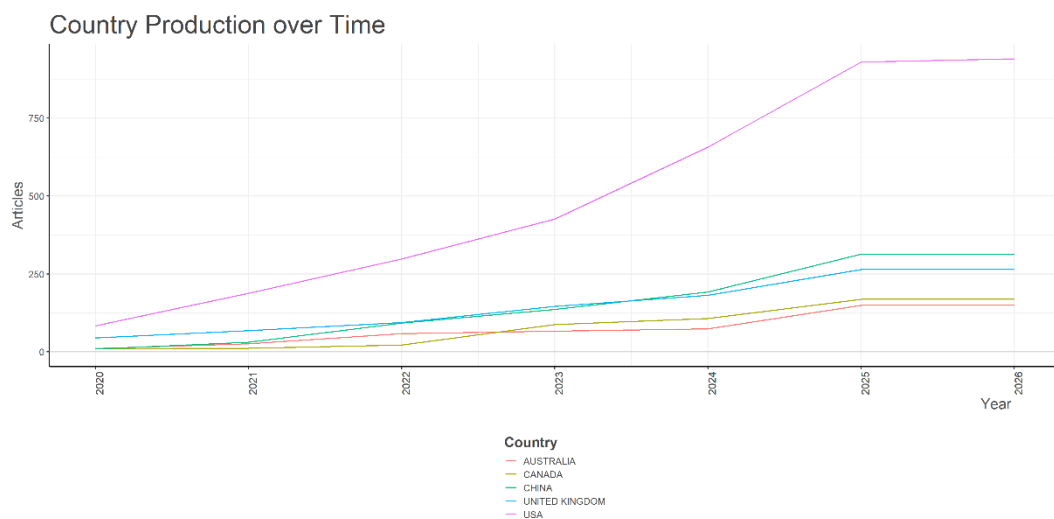


Dalla mappa coropletica mondiale, in cui ogni Paese è colorato in base al numero di contributi scientifici prodotti sul tema, si evince che: i Paesi con massima produzione sono India, che detiene la leadership sul tema, e Stati Uniti; i Paesi con un'alta produzione scientifica sul tema e che rappresentano dei veri hub internazionali nelle collaborazioni sono: Cina; Australia; Regno Unito; Canda; Russia; Brasile; i Paesi con produzione moderata sono: Europa occidentale (Francia; Germania; Italia; Spagna; Paesi Bassi; Belgio); Nord Africa (Egitto; Marocco); Sud-est asiatico (Vietnam; Malesia; Indonesia); Sud America (Perù; Cile; Colombia).

In grigio sono indicati i Paesi con bassa o nulla produzione scientifica sul tema; molti Paesi dell’Africa, insieme a gran parte dell’Asia centrale e dell’Europa orientale mostrano scarsa o nulla produzione scientifica in merito al tema e ciò è indice di specifici fattori: minore presenza nei database; barriere economiche alla produzione *open access*; minore rilevanza del tema.

Fig. 7. Country production over time. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico mostra l’evoluzione della produzione scientifica dal 2020 al 2026 per cinque Paesi: Usa; Cina; UK; Canada; Australia. Le curve rappresentano il numero di articoli pubblicati per ciascun anno.

La linea magenta mostra che gli Usa dominano nettamente la produzione scientifica in oggetto, in tutto il periodo di riferimento. Partono da circa 90-100 articoli nel 2020; si muovono su una linea di crescita costante e sostenuta che li porta a un picco di produzione sul tema (~900 articoli). Nel 2026 si osserva una stabilizzazione su un valore molto alto.

Il balzo tra 2023 e 2025 suggerisce che ci sia stato un incremento dei finanziamenti; un incremento delle collaborazioni internazionali; un incremento del numero di studiosi e ricercatori coinvolti.

Il secondo polo scientifico è rappresentato dalla Cina. Essa presenta una curva verde in forte crescita. La Cina registra una partenza bassa nel 2020 (con circa 10-15 articoli); è protagonista di una crescita progressiva (con ~320 articoli totali).

Pertanto, la Cina rappresenta il secondo Paese per produzione scientifica sul tema. È facile ipotizzare che ciò sia determinato dal fatto che è un Paese in espansione rapida e costante, soprattutto sul fronte tecnologico e ingegneristico, e segue il trend tipico dei Paesi emergenti ad alto investimento.

L'UK, che è rappresentato da una linea azzurra, mostra un andamento stabile in crescita; ha registrato valori medio-bassi nel 2020 (circa 40-50 articoli) ma anche un aumento regolare fino ad arrivare a ~270 articoli nel 2025-2026.

Sulla scena internazionale, il sistema di ricerca inglese risulta solido, stabile e costante.

Il Canada, che è rappresentato dalla linea gialla, evidenzia una crescita lenta fino al 2022; un aumento più marcato tra 2022 e 2023; un picco di pubblicazioni nel 2025 (con ~160 articoli). Tuttavia, rispetto al ritmo del Regno Unito, la crescita progressiva del Canada risulta meno intensa.

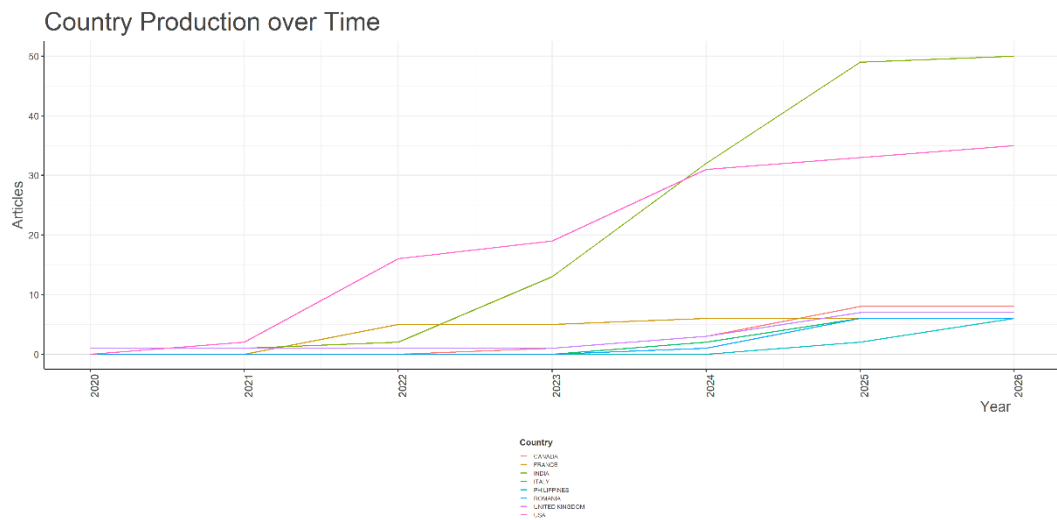
L'Australia, che è rappresentata dalla linea rossa, mostra un andamento simile al Canada. Registra una progressione lenta nei primi anni mentre una progressione più significativa tra il 2023 e il 2025. Rivela, quindi, un sistema di ricerca sul tema in oggetto dinamico e in crescita.

La produzione scientifica si concentra, pertanto, tra Usa Cina e UK, quindi tra pochi Paesi.

Gli Usa dominano nel settore della ricerca sul tema; sono in testa con un margine enorme. La Cina emerge come principale competitor, con volumi considerevoli, mentre l'UK rimane un attore stabile e forte nella ricerca internazionale. I Paesi emergenti risultano Austria e Canada, che mostrano una crescita progressiva; essi contribuiscono in maniera significativa alla ricerca anche se i volumi sono ridotti rispetto agli altri Paesi.

Fig. 8. Country production over time. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico mostra l'evoluzione della produzione scientifica dei principali Paesi sul tema in oggetto, nel periodo 2020-2026.

Leader globale è l'India: dal 2020 al 2021 l'attività è quasi nulla; nel 2022 si verifica il primo salto ($\approx 4-5$ articoli); nel 2023 si verifica una crescita rapida ($\approx 13-14$ articoli); nel 2024 si verifica una forte accelerazione ($\approx 32-33$ articoli); tra 2025 e 2026 si realizza un consolidamento in vetta ($\approx 49-50$ articoli).

L'India domina la produzione scientifica negli anni recenti; la curva assume una forma tipica exponential-growth, indice di un ecosistema in espansione.

La produttività tra 2023 e 2025 indica un aumento delle collaborazioni internazionali; una forte attività istituzionale; crescita di interesse sul tema in oggetto.

Gli Stati Uniti seguono con una produzione alta e costante nel tempo.

La produttività assume questo trend: nel 2020-2021 l'attività è limitata; nel 2022 si verifica un primo vero incremento ($\approx 15-16$ articoli); nel 2023 si ha una crescita

costante (\approx 19-20 articoli); nel 2024-2026 si ha una stabilizzazione della produzione sul tema (\approx 31-36 articoli).

Gli Usa hanno una crescita più stabile sul tema, rispetto all'India. Ciò è indice di: presenza di università leader; presenza di network di ricerca consolidati; ricercatori altamente produttivi.

Il terzo posto va all'Europa, con un trend in crescita moderata e regolare; il suo apporto alla produttività sul tema è significativo ma non dominante. Le curve del grafico sono rappresentate come lineari; ciò è indice di investimenti stabili, privi di accelerazioni.

In Francia il trend è crescente moderato (da 0 a 5-6 articoli nel 2026); in Italia la produzione è scarsa fino al 2022 ma raddoppia fino a circa 6 articoli tra 2025-2026; nel Regno Unito si verifica una crescita maggiore rispetto agli altri Paesi europei (da 2 a 7-8 articoli) rivelando una strategia consolidata nel medio periodo.

Il quarto posto va al Canada, con circa 7-8 articoli nel 2025. Seguono Filippine e Romania come contributori emergenti; essi rappresentano il profilo tipico dei Paesi "peripheral contributors": inserendosi nel network internazionale, rappresentano un gruppo di ricerca crescente.

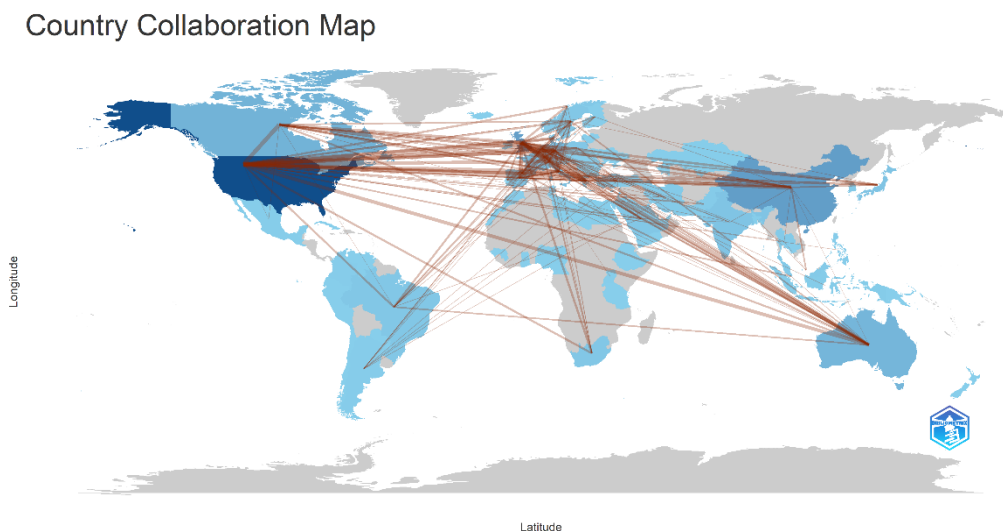
La tematica è, quindi, in forte espansione internazionale; dal 2022 la crescita della produttività è simultanea, a cagione dell'aumento delle collaborazioni scientifiche. L'India domina la scena mentre le Filippine e gli altri Paesi asiatici crescono in maniera rapida. Usa e UK risultano essere ecosistemi consolidati mentre Francia e Italia contribuiscono senza lasciare un'impronta decisa.

Il periodo 2022-2025 è il cuore dell'espansione scientifica del campo di ricerca.

SOCIAL STRUCTURE

Fig. 9. Country Collaboration Word Map. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La mappa mostra le collaborazioni scientifiche internazionali tra Paesi; esse sono rappresentate da linee che collegano le nazioni coinvolte nella co-authorship di pubblicazione. L'intensità dei colori indica la produzione scientifica mentre le linee di collegamento mettono in luce i flussi collaborativi.

I poli principali di collaborazione sono rappresentati da: Usa; Europa; Cina e Asia orientale; Australia.

Gli Usa sono il Paese più collegato: molte linee partono e convergono verso gli Usa facendone il Paese al centro della rete scientifica mondiale. Collaborano con l'Europa occidentale (UK; Germania; Francia; Italia; Spagna); la Cina e l'Asia orientale; il Canada e l'America Latina; l'Australia; il Middle East e il Nord Africa.

Questo Paese ha il maggior numero di collaborazioni bilaterali e multilaterali; questo elemento mette in luce la capacità di ricerca e l'alto impatto scientifico.

L'Europa rappresenta il cluster di collaborazione più denso in assoluto. Essa infatti rappresenta un'elevata densità di linee come collegamenti intra-europei (UK; Germania; Francia; Italia; Spagna; Paesi Bassi; Scandinavia). È l'area geografica

con maggiori interconnessioni interne ed è, figurativamente, il ponte tra Usa Asia e Oceania. Essa è al centro delle collaborazioni mondiali sul fronte-ricerca.

La Cina è maggiormente connessa con Stati Uniti; Europa; Australia. Alcuni Paesi dell'Asia orientale (Giappone, Corea del Sud) mostrano collaborazioni in direzioni simili ma sono meno intense. Come gli Usa è un attore globale ma ha pattern meno distribuiti degli Usa.

L'Australia è collegata a Usa; Cina; Europa; Sus-est asiatico; essa rappresenta un polo scientifico molto attivo e funge da ponte tra emisfero nord e Asia-pacifico.

Altri Paesi collaborano sul tema in oggetto con gli Usa e l'Europa: il Brasile; il Sudafrica; il Medio Oriente (Arabia Saudita; Israele e altri Paesi).

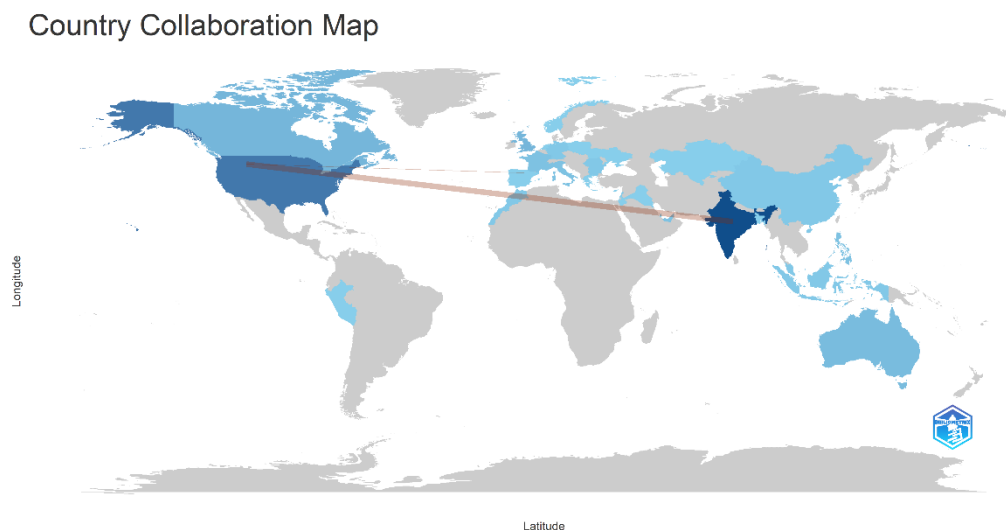
In generale, gli Usa mostrano una elevata *degree centrality* ossia molte relazioni dirette con altri Paesi; l'Europa rappresenta un cluster altamente denso, con forti collaborazioni sia interne che esterne.

Lo schema della mappa segue un modello classico definito *pattern ore-periphery*: il *core* è rappresentato da Usa, Europa e Cina; la *semi-periphery* è rappresentata da Australia, Canada, Giappone, Brasile; la *periphery* è rappresentata dai paesi africani, dal Sud-est asiatico, da parte del Sud America. Segue una struttura multi-laterale o a "nodi multipli" in quanto coinvolge più Paesi contemporaneamente.

Africa centrale e parte dell'Africa occidentale, l'Asia centrale e alcuni Paesi dell'America Latina riflettono un numero basso di connessione. Questo fattore è indice di uno squilibrio sulla capacità di ricerca rispetto a determinate tematiche.

Fig. 10. Country Collaboration Word Map. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico rappresenta le relazioni di co-autori tra Paesi coinvolti nella produzione scientifica sul tema in oggetto. Ogni collegamento identifica almeno una pubblicazione sviluppata in maniera congiunta tra due Paesi; l'intensità del colore indica la produttività relativa al Paese.

Il maggiore contributo scientifico viene dall'India; il ruolo dell'India come nodo centrale della rete conferma la sua crescente presenza nella ricerca internazionale.

Gli Stati Uniti rappresentano il secondo polo di produzione scientifica sul tema, sia per il volume di pubblicazioni sia per le collaborazioni internazionali.

Altri Paesi con una buona produttività sono: Canada; Regno Unito; Francia; Italia; Cina; Australia.

I pattern di collaborazione internazionale sono i seguenti: India-Stati Uniti; India-Europa; Usa-altri Paesi.

La collaborazione tra India e Stati Uniti è intensa e stabile; il dataset indica un forte ecosistema di ricerca condivisa, probabilmente legato a specifici fattori: progetti multinazionali di R&D; cooperazione universitaria; diaspora scientifica indiana negli Usa.

L'immagine rappresenta una co-authorship network. La rete mostra una struttura non casuale, formata da cluster di autori che collaborano frequentemente tra loro.

Come è evidente, ci sono comunità distinte, identificate da diversi colori; alcuni autori hanno il ruolo di *broker* o *gatekeeper* facilitando la circolazione delle conoscenze.

I cluster principali sono sei.

Il cluster rosso, come quello verde, è compatto rispetto agli altri. Gli autori centrali sono: Zhang Y.; Zhang H.; Liu R.; Wang C.

Le caratteristiche principali sono l'alta densità interna ossia una collaborazione frequente e ripetuta; il ruolo centrale del cluster ossia esso rappresenta un possibile gruppo leader del tema in oggetto.

Zhang J. rappresenta uno dei nodi più grandi dell'intera rete; ciò è indicativo rispetto al fatto che rappresenta il maggiore numero di co-authorship e rispetto al fatto che ha un ruolo simile a un hub di ricerca.

Il cluster verde mostra diversi autori centrali: Wang Y.; Liu Y.; Zhang Z.; Fang Z.; Wang D.

Le caratteristiche principali sono la densità interna elevata; i molti collegamenti verso altri cluster, che rende la rete aperta e collaborativa, oltre che una struttura ben definita, integrata con le collaborazioni esterne.

Il cluster blu mostra diversi autori centrali: Li J.; Xu X.; Wang Z.; Chen S.

Le caratteristiche principali sono legate al fatto che rappresenta un cluster meno denso dei precedenti ma più esteso; è probabile che ci sia collaborazione su più progetti ma con meno intensità dei cluster centrali. Li J. funge da nodo-ponte con il cluster rosso.

Il cluster viola mostra diversi autori centrali: Chen Y.; Wang H.; Liu Z.

Le caratteristiche principali sono quelle relative al fatto che rappresenta un cluster piccolo e meno connesso; emerge una minore integrazione rispetto ai cluster principali. Potrebbe rappresentare un gruppo di ricerca periferico o emergente.

Il cluster arancione mostra diversi autori centrali: Wu J.; Clark A.; Owens K.; Harrison A.

Le caratteristiche principali del cluster sono legate al fatto che rappresenta un punto significativo ma isolato della rete. Esso ha pochi collegamenti con il nucleo centrale; si evidenzia, inoltre, una possibile collaborazione internazionale con il resto della rete. La presenza di nomi occidentali nel gruppo degli autori centrali denota la probabilità che esista un sottogruppo internazionale all'interno del cluster.

Infine, il cluster marrone mostra due autori centrali: Pinto A.D.; Lizotte D.J.

Le caratteristiche principali del cluster sono legate al fatto che rappresenta un punto estremamente isolato della rete; indica co-autori che collaborano tra loro ma quasi mai con il core network.

Sulla base della dimensione e della posizione dei nodi (High Centrality Authors) si possono condurre diverse osservazioni.

Gli autori con un alto grado di centralità sono Zhang Y, che ha un ruolo centrale nella rete; Zhang H., co-leader del cluster rosso; Wang Y e Liu Y., figure-cardine del cluster verde; Li J., ponte nel cluster blu. Essi ricoprono ruoli di ruoli di principali *investigators*; autori altamente produttivi; connettori interdisciplinari tra cluster.

Secondo lo schema core-periphery: il core è rappresentato dai cluster rosso e verde, cluster qualificati da un'alta densità e da una forte interconnessione; la periferia, invece, è rappresentata dai cluster arancione, viola, marrone, cluster isolati rispetto ai cluster della rete.

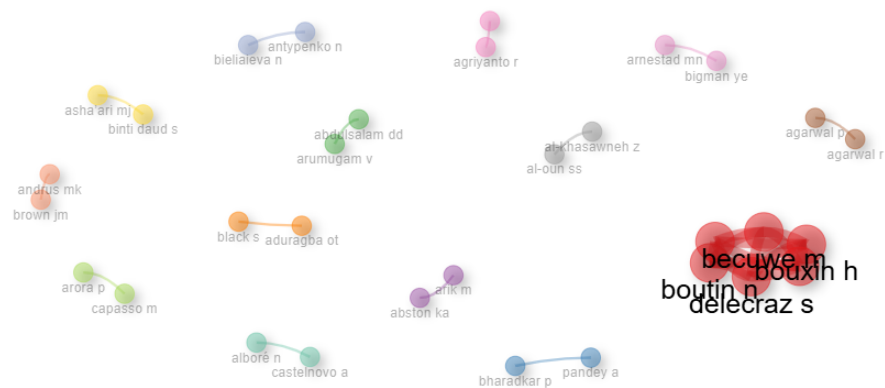
Esistono legami cross-cluster, definiti sulla base di collaborazioni di tipo sistematico, sporadico o inesistenti. Tra i cluster rosso e verde e tra quelli verde e blu esistono collaborazioni sistematiche; il cluster arancione ha collaborazioni di tipo sporadico mentre il cluster marrone è completamente isolato.

Dalla rete è possibile inferire che il tema in oggetto ha un nucleo di ricercatori consolidati, probabilmente o geograficamente vicini o appartenenti a reti di collaborazioni di istituzioni di ricerca; alcune connessioni indicano collaborazioni

internazionali ma di intensità medio-bassa; la presenza di molti autori con cognomi cinesi (Zhang, Wang, Liu, Chen) suggerisce un contributo deciso viene da autori di origine asiatica.

Fig. 12. Collaboration Network. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La rete di collaborazione rappresenta le relazioni tra gli autori che hanno pubblicato almeno un articolo scientifico. I nodi rappresentano gli autori; i collegamenti, le collaborazioni tra essi. La dimensione del nodo rappresenta la produttività dell'autore mentre il colore rappresenta l'appartenenza a un cluster di collaborazione.

Dal grafico emergono numerosi micro-cluster e un unico macro-cluster dominante: è rappresentato un ecosistema di ricerca frammentato, con poche collaborazioni stabili e un solo gruppo strutturato ad alto livello.

Per quanto riguarda la struttura della rete, possono essere messi in luce i seguenti punti: il network si presenta con un elevato numero di componenti isolate ossia diadi o piccoli gruppi che collaborano internamente senza alcuna forma di relazione verso gli altri cluster; molti autori sono collegati da un solo edge (collaborazione 1-to-1), tipica dei settori emergenti; l'unica struttura complessa si trova in basso a destra ed è rappresentata da una maggiore intensità di colore (rosso).

Il cluster dominante è quello costituito da: Becuwe M.; Boutin N.; Pouxh H.; Delecrz S. Il loro contributo definisce il *core* della collaborazione scientifica.

Lo contraddistinguono: maggiore intensità interna; ruolo di hub: gli autori del cluster sono, probabilmente, co-autori frequenti; parte di un'istituzione comune o di una collaborazione tra istituzioni; responsabili del maggior numero di output scientifici; elevata produttività.

La rete contiene diversi cluster a due nodi, ciascuno dei quali rappresenta una coppia di autori. Essi denotano il tipo di collaborazione (occasionale; su progetti specifici); il tipo di contesto (multidisciplinare; tema nascente; pubblicazioni isolate); nessuna connessione al cluster principale.

Essendo costituita da singoli nodi con legami con un solo altro autore, la rete è debole, sul fronte della coesione; non emergono “bridge authors” ossia autori che colleghino più cluster.

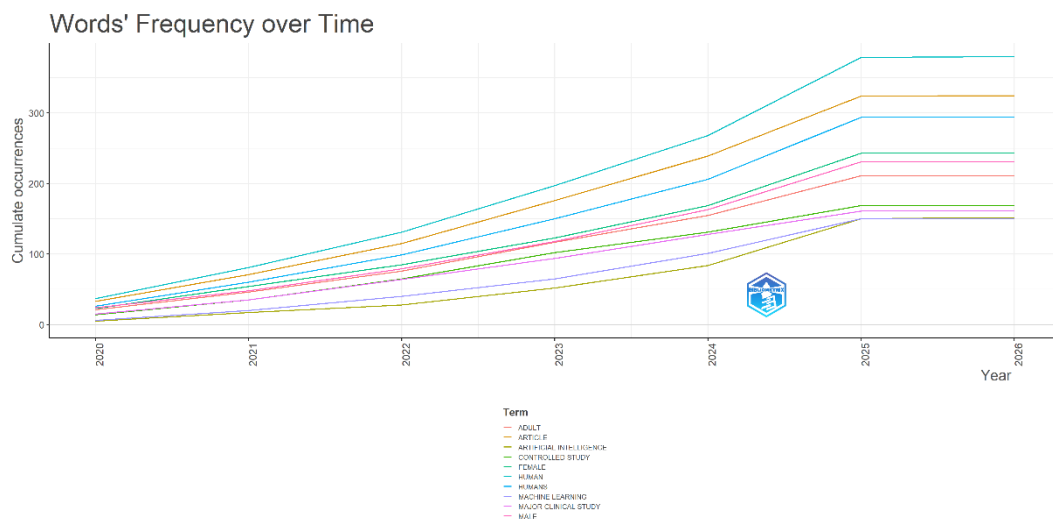
I livelli di coesione della rete si possono definire secondo tre parametri interpretativi: densità bassa, modularità alta; assenza di *giant component*. Pertanto, la rete risulta frammentata, con molti cluster ben separati; inoltre, i gruppi di co-autori non fanno parte di un unico sistema collaborativo. La comunità scientifica, rispetto al tema in oggetto, risulta geograficamente dispersa e priva di collaborazioni trasversali.

L'unico cluster consistente fa da epicentro del sistema.

DOCUMENTS ANALYSIS

Fig. 13. Word Frequency Over Time. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



Il grafico rappresenta l'andamento cumulativo delle occorrenze delle parole-chiave (terms) nei documenti scientifici pubblicati dal 2020 al 2026 sul tema dell'impatto dei sistemi di AI nei processi di recruitment.

Questo tipo di visualizzazione permette di estrarre: trend di ricerca dominanti; termini emergenti; stabilità o saturazione tematica; aree consolidate e dinamiche; associazioni semantiche con specifici ambiti disciplinari.

Tutte le linee nel grafico mostrano un incremento costante fino al 2025; il corpus scientifico cresce in maniera significativa dal 2020 al 2025. Nel 2026 si osserva una stabilizzazione tipica delle curve cumulative quando i dati sono ancora parziali.

I termini con la crescita assoluta più elevata (oltre 350-380 occorrenze cumulative nel 2025-2026) sono "human" e "humans". Ciò indica che gli studi analizzati presentano una partecipazione diretta o indiretta di persone ovvero sono focalizzati sulla dimensione umana; inoltre, la ricorrenza riflette una generalità tematica o come topic o come categoria metodologica standard nei database.

La curva con la crescita più marcata riguarda sia il termine "human" che il termine "article", ossia il termine con una frequenza cumulata alta e regolare; essa è determinata dal fatto che tutti i contributi scientifici presi in esame sono esclusivamente di questa tipologia.

Il grafico rintraccia il trend delle tecnologie emergenti “artificial intelligence” e “machine learning”. Rispetto alla prima parola-chiave, essa ha una crescita molto pronunciata: da circa 25 occorrenze (2020) a oltre 320 occorrenze (2025); rispetto alla seconda parola-chiave, essa segue una curva simile, con valori leggermente inferiori.

Ciò vuol dire che l’AI rappresenta un tema emergente dominante; essa ha un’influenza crescente e sistematica. Dopo il 2023 si osserva un’accelerazione tipica dei trend tecnologici; l’appiattimento 2025-2026 è indice di incompletezza dei dati.

I termini socio-demografici “male”, “female”, “adult” descrivono un andamento di crescita costante e parallela; si passa da valori 10-20 (2020) a valori 200-240 (2025).

Gli studi al vaglio includono frequentemente informazioni anagrafiche e demografiche; questo pattern è coerente con la letteratura in cui le variabili di genere e di età rappresentano uno standard di teorie e protocolli.

I termini “controlled study” e “major clinical study” subiscono un’accelerazione dal 2022: da ~5-10 (2020) a ~160 (2025).

Essi segnalano un corpus di studi che include un numero crescente di studi strutturati e rigorosi, sperimentali o metodologici.

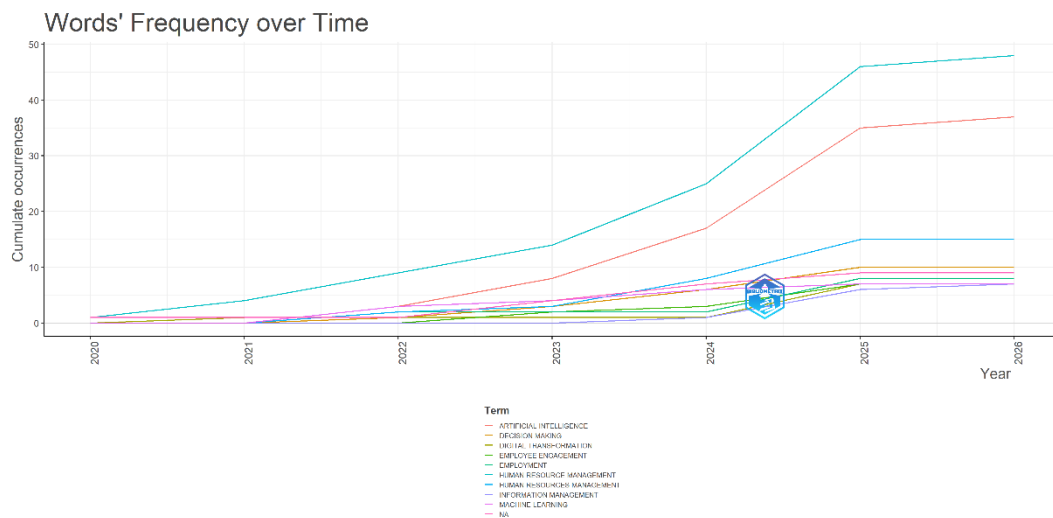
Il quadro generale suggerisce un’estensione esponenziale della letteratura su tecnologie digitali; attenzione agli studi sperimentali e metodologici; attenzione agli aspetti demografici. Inoltre, dopo il 2023 alcuni temi entrano in fase di consolidamento, indicando: stabilizzazione dell’interesse scientifico; normalizzazione dell’uso di AI e ML in ambito tecnico-scientifico.

I concetti di AI e ML sono centrali e dominanti; i termini metodologici mostrano una crescente attenzione alla qualità della ricerca; le categorie demografiche confermano la loro crescente strutturazione.

Il 2025 rappresenta il punto di massimo sviluppo del tema in relazione alle categorie di cui si è indagata l’occorrenza.

Fig. 14. Word Frequency Over Time. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



L’analisi sulla word dynamics ci permette di osservare l’evoluzione semantica del campo di ricerca, identificando: trend emergenti; stabilità tematiche; ree di declino.

I dati si riferiscono al periodo 2020-2026 e includono le seguenti parole-chiave: “Human resource management” (HRM); “artificial intelligence” (AI); “Human Resources management” (HRsM); “Decision Making” (DM); “Digital Transformation” (DT); “Employment”; “Employee Engagement”; “Information Management”; “Machine Learning” (ML); “NA” (Not Available).

Innanzitutto, si registra una dominanza degli argomenti HR; il termine con la crescita maggiore è “HRM” (da 1 a 48 occorrenze). Esso rappresenta il tema portante, rafforzato nel tempo, e indica che il corpus degli scritti si colloca stabilmente nell’ambito HR; gli altri trend (AI, ML, decision-making, altri) vengono esplorati in relazione al tema della gestione delle risorse umane.

Si registra una crescita dei temi digitali: “AI” registra una crescita rapida, specie dal 2023 (da 0 a 37 occorrenze nel periodo 2020-2026); “DT” passa da 1 a 15 occorrenze nel periodo 2020-2026; “ML” passa da 0 a 7 occorrenze nel periodo 2020-2026.

Il cluster “AI-ML-Digital Transformation” mostra una significativa espansione dal 2022, indicando un crescente interesse verso l’impatto delle tecnologie emergenti

sulle risorse umane; una convergenza tra analisi dei dati; automazione; processi organizzativi; un progressivo consolidamento dell'AI come topic centrale nel campo delle HR; una crescente attenzione verso il ML, quantunque inferiore all'AI.

Rispetto alle questioni organizzative, i temi risultano in crescita ma non dominanti. Comportamento; motivazione; decisioni; relazioni organizzative rappresentano la micro-area del discorso HR. I valori sono i seguenti: "Decision-Making" registra una crescita moderata ma costante, correlata ai temi dell'HRM e dell'AI (da 0 a 10 occorrenze nel periodo 2020-2026); "Employee Engagement" rappresenta un tema importante ma secondario rispetto ai macro-trend "HR" e "AI" (da 0 a 8 occorrenze nel periodo 2020-2026); "Employment" rappresenta un tema in crescita costante ma debole (da 0 a 5 occorrenze nel periodo 2020-2026).

La duplicazione "HRM" e "HRsM" restituisce una dominanza assoluta dei temi correlati.

Dal 2022 si verifica un primo punto di accelerazione sui temi dell'AI, del ML, della Digital Transformation, quindi un passaggio a un interesse nel settore HR sul lato "tecnologico". Nel 2023-2024 si verifica un consolidamento dei temi dell'HRM. Nel 2025 si ha il periodo di massima espansione di tutti i temi. Nel 2026 si riscontra una fase di stabilizzazione correlata alla incompletezza dei dati in quanto l'anno considerato è in corso di avviamento.

In definitiva, si possono condurre le seguenti osservazioni. L'HRM rappresenta il pilastro teorico nelle connessioni tematiche.

AI e Decision-Making rappresentano i veri motori di crescita, a partire dal 2022: automazione dei processi HR; analisi predittiva; gestione algoritmica delle risorse umane; impatti etici e organizzativi dell'AI sono i temi di maggiore impatto nella rete tematica.

Gli altri temi (Engagement, Employment, Decision-Making) rappresentano gli ambiti operativi ove si valuta l'impatto dell'AI nell'organizzazione.

Il ML rappresenta un crescente tecnicismo dei lavori recenti ossia la volontà dei ricercatori di integrare strumenti più complessi e avanzati per trattare i fenomeni HR.

Il settore della gestione delle persone in organizzazione vive una trasformazione epocale guidata dall'AI e dai processi di digitalizzazione; rispetto a essa, l'HRM rappresenta l'orizzonte di comprensione sia dei temi AI e digitalizzazione sia dei temi che risultano essere le aree di implementazione.

Fig. 15. Most Frequency Word. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix

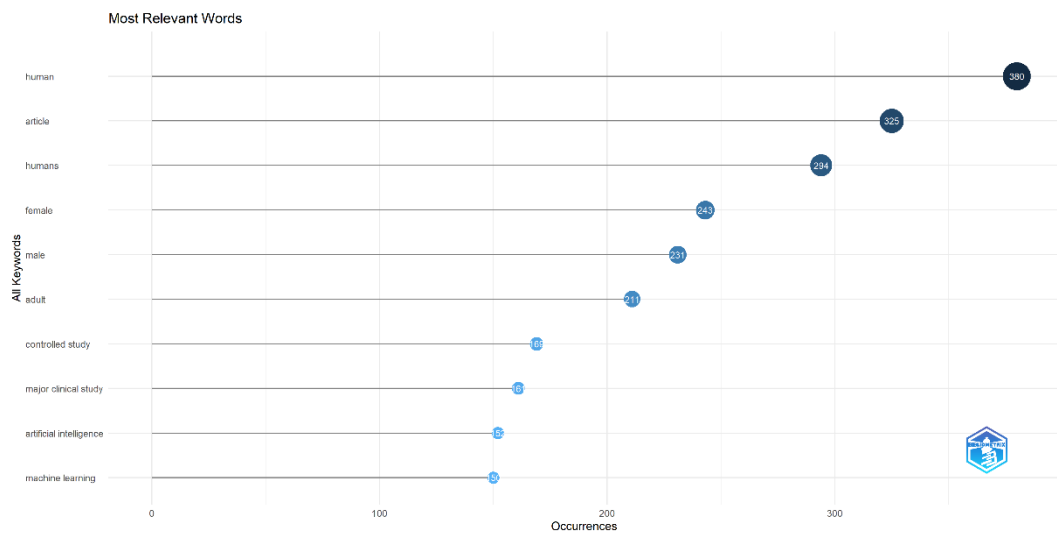
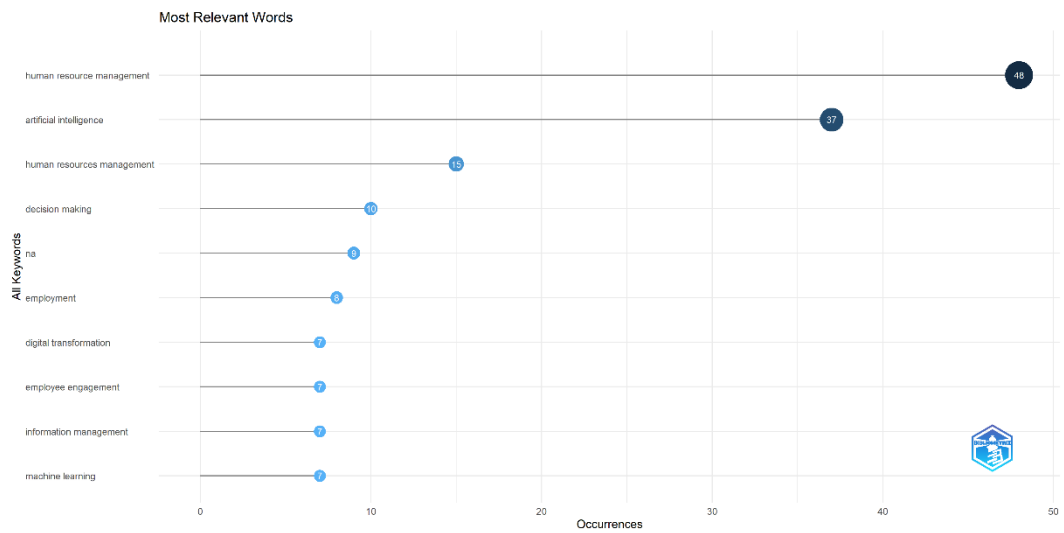


Fig. 16. Most Frequency Word. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix

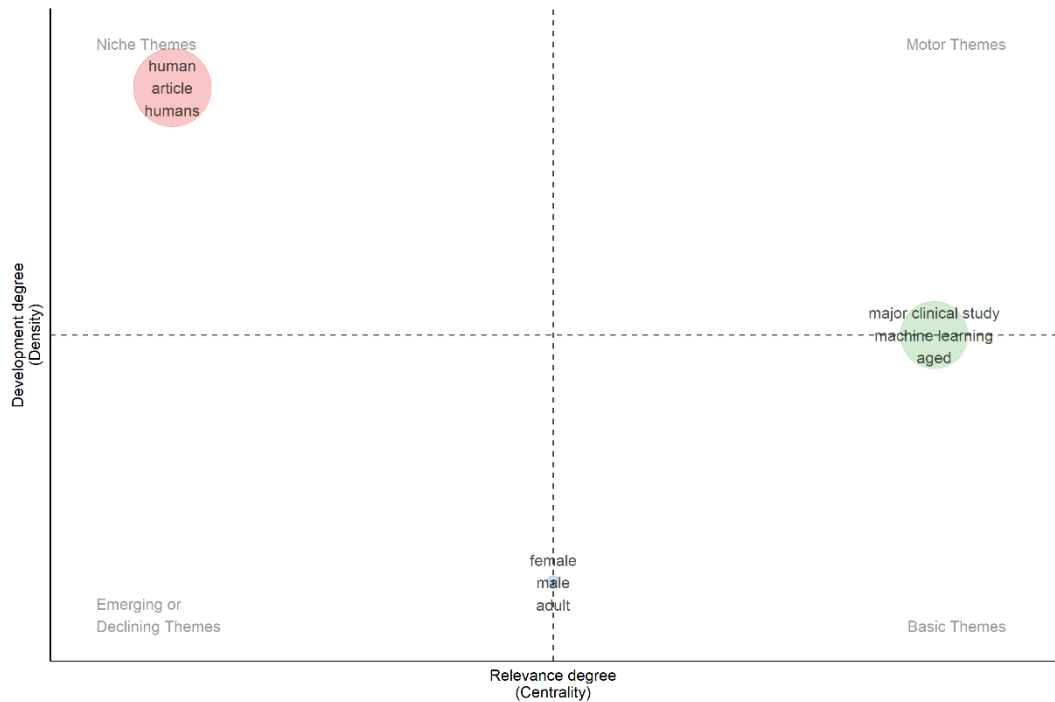


§3. Identificazione degli argomenti di cluster

CONCEPTUAL STRUCTURE

Fig. 17. Thematic Map. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La Thematic map rappresenta i temi della letteratura in esame in base a due dimensioni: centralità (asse x) e densità (asse y) ossia la rilevanza e lo sviluppo del tema in relazione al grado di connessione tra i temi e all'approfondimento concettuale.

I cluster sono classificati in quattro quadranti interpretativi: Niche Themes; Motor Themes; Emerging/Declining Themes; Basic Themes.

Nel quadrante che riguarda i temi di nicchia si trovano i termini “human”; “article”; “humans”. Le caratteristiche sono: alta densità dei temi ossia i temi sono molto sviluppati concettualmente; bassa centralità dei temi ossia i temi sono poco rilevanti rispetto al network generale.

I termini rappresentano categorie descrittive tipiche, pertanto, essi risultano densi ossia regolarmente usati nei contributi scientifici e poco centrali ossia hanno una scarsa capacità di generare connessioni significative.

Nel quadrante che riguarda i temi-motore ossia temi in grado di condurre l'evoluzione del campo di ricerca a cui si riferiscono si trovano i termini “major clinical study”; “machine learning”; “aged”. Le caratteristiche sono: alta densità dei temi ossia i temi sono solidi e consolidati; alta centralità ossia i temi sono rilevanti e trasversali.

Il “Machine Learning” rappresenta un tema centrale nei contributi di ricerca in esame; gli articoli riferiscono una forte presenza di metodi computazionali e predittivi.

I termini “major clinical study” e “aged” rappresentano rispettivamente una elevata centralità degli studi sperimentali e metodologici e degli studi demografici applicati.

Nel quadrante che riguarda i temi emergenti/in declino non ci sono termini indicativi. L'assenza di parole-chiave permette di rilevare che non ci sono temi nuovi o deboli nel dataset; nessun topic che sia abbastanza significativo da formare un cluster.

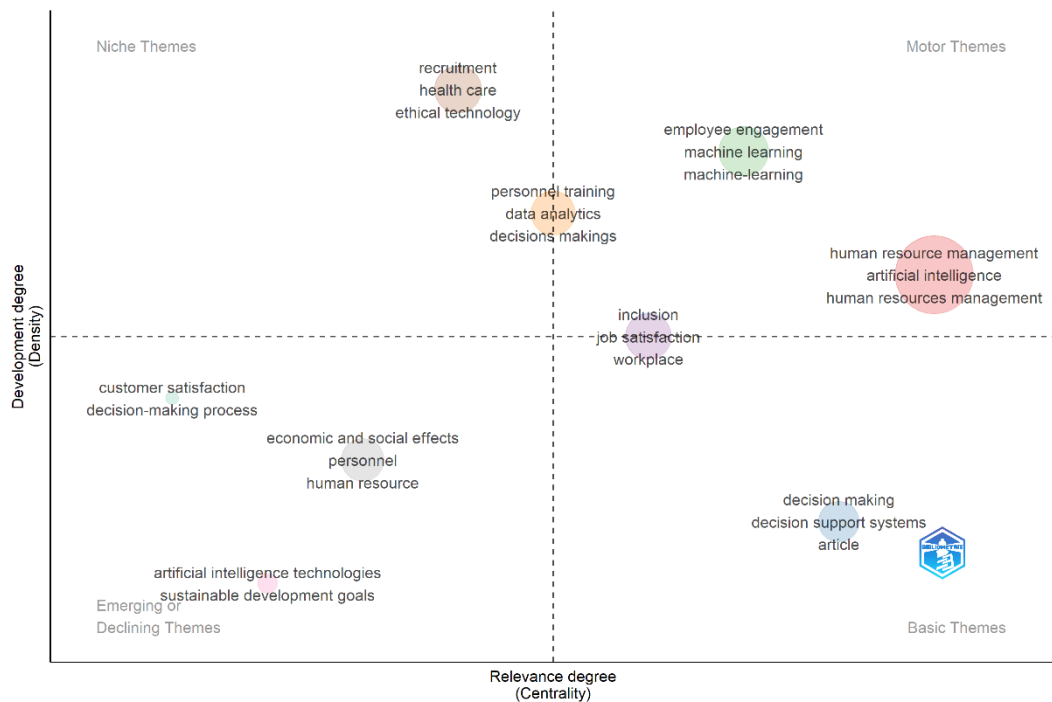
Nel quadrante che riguarda i temi-base si trovano i termini “female”; “male”; “adult”. Le caratteristiche sono: bassa densità ossia i temi sono pochi sviluppati concettualmente; alta centralità ossia i temi sono rilevanti e trasversali.

I temi sono fondamentali, concettualmente definiti e centrali per la loro significatività; sono altamente rappresentativi ma non sono in grado di sviluppare cluster concettuali autonomi.

Il cuore scientifico del dataset è, quindi, rappresentato dal ML e dagli studi sperimentali/metodologici applicativi.

Fig. 18. Thematic Map. II query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La mappa consente una visualizzazione chiara della struttura concettuale della letteratura critica tramite quattro quadranti: Motor Themes (alto sviluppo; alta centralità); Niche Themes (alto sviluppo; bassa centralità); Basic Themes (basso sviluppo; alta centralità); Emerging o Declining Themes (basso sviluppo; bassa centralità).

Nel settore dei temi-motore, i principali termini individuati sono: “human resource management”; “human resources management”; “artificial intelligence”; “employee engagement”; “machine learning”/“machine-learning”. Essi rappresentano temi-cardine per la struttura del campo (alta centralità) e ben sviluppati, sia teoricamente che metodologicamente (alta densità).

La letteratura mostra che il tema dell’AI e del ML applicati alla gestione delle risorse umane è diventato maturo scientificamente; trainante; in forte espansione.

La forte presenza del concetto di “employee engagement” indica che le tecnologie digitali vengono studiate soprattutto in relazione alle dinamiche organizzative (soddisfazione; motivazione; performance).

Nel settore dei temi di nicchia, i principali termini individuati sono: “recruitment”; “health care”; “ethical technology”; “personnel training”; “data analytics”; “decision-makings”. Essi rappresentano sottodomini molto approfonditi (alto sviluppo); tuttavia, non influenzano la struttura complessiva della ricerca (bassa centralità). Spesso, rappresentano aree specialistiche o tecniche. Indicano linee di ricerca: verticali (applicazioni AI in ambiti specifici); potenzialmente rilevanti per nicchie disciplinari; possibili futuri temi-motore con maggiore centralità.

Nel settore dei temi-base, i principali termini individuati sono: “decision-making”; “decision support system”; “article”; “workplace”; “job satisfaction”; “inclusion”.

Essi rappresentano concetti centrali per il settore (alta centralità); tuttavia, risultano poco approfonditi nella produzione scientifica recente (bassa densità). Sono temi trasversali ma mancano di una trattazione avanzata.

Questa condizione determina opportunità di ricerca: nell’integrazione AI, engagement e decision-making; nell’analizzare il ruolo del workplace nelle dinamiche digitali ed HR.

Nel settore dei temi emergenti o in declino, i principali termini individuati sono: “artificial intelligence technologies”; “sustainable development goals”; “customer satisfaction”; “decision -making” process”; “economic and social effects”; “human resource”; “personnel”. Essi rappresentano temi ancora poco considerati nella letteratura scientifica ovvero in declino rispetto alla rilevanza del passato.

Rispetto ai temi relativi all’ AI e agli sviluppi sostenibili, è ragionevole pensare che essi rappresentino temi emergenti della ricerca futura. Nel primo caso, la ricerca si evolverebbe da approcci tecnici generici ad approcci applicativi più maturi; nel secondo caso, la ricerca si volgerebbe a temi di ricerca più attraenti per il futuro.

In definitiva, la mappa mostra un campo in forte evoluzione, strutturato per temi trainanti (AI e ML nelle HR; Employee Engagement; HR Management); temi specialistici in fase di sviluppo (Recruitment; Healthcare Applications; Ethical

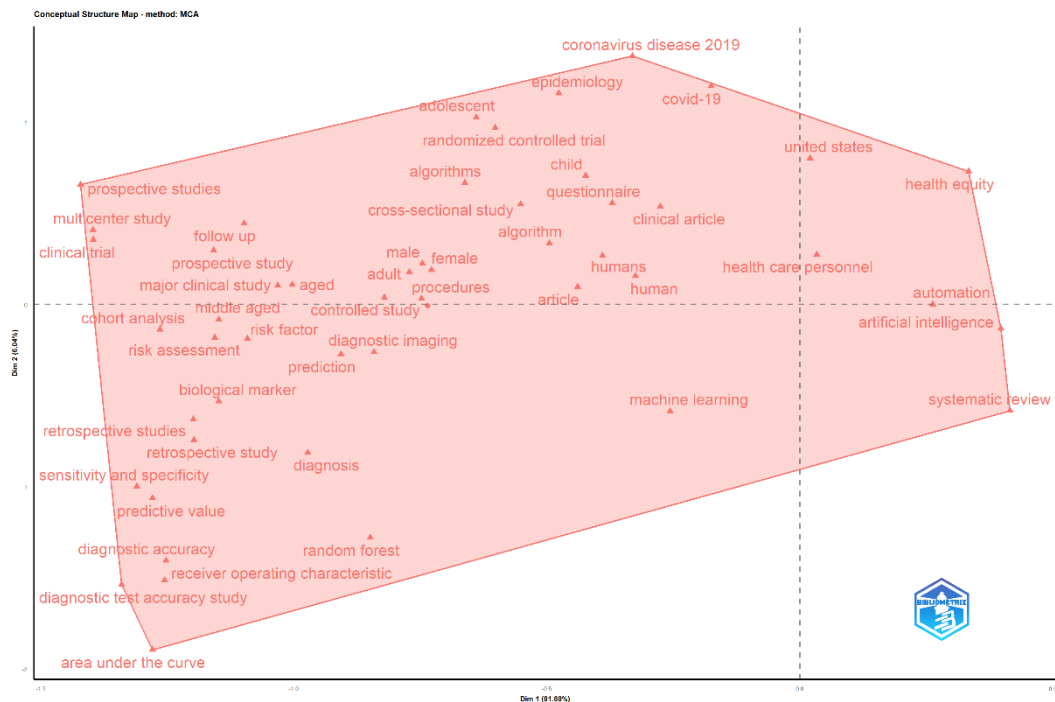
Technology); temi fondamentali da sviluppare (Decision-Making; Workplace & Job Satisfaction; Inclusion); temi emergenti o secondari (AI Technologies; SDGs - Sustainable development goals; Customer Satisfaction).

Da cui le aree strategiche di sviluppo: AI e Decision-Making nelle HR ossia l'area dell'integrazione delle tecniche di AI nelle decisioni organizzative; Sostenibilità e tecnologie intelligenti ossia l'area delle ricerche sull'impatto sugli SDGs di AI e HRM; Benessere, Engagement e digitalizzazione del lavoro ossia l'area delle ricerche sull'impatto su workplace, inclusion, job satisfaction delle tecnologie avanzate.

FACTORIAL STRUCTURE

Fig. 19. Factorial Map. I query

Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La mappa rappresenta la struttura concettuale del corpus bibliografico tramite MCA (Multiple Correspondence Analysis). I due assi principali sono Dim 1 ($\approx 81.9\%$) e Dim 2 ($\approx 6.6\%$); la forma poligonale indica il perimetro concettuale dei termini.

L'asse principale Dim 1 – 81.9% (Dim 1 negativo – lato sinistro) concentra gli studi che usano metodi quantitativi; tecniche di classificazione; ML; validazione statistica (su diagnosi). È un settore metodologicamente saldo e compiuto.

Il Dim 1 positivo (lato destro) rappresenta la parte narrativa e sociale del corpus e riunisce gli studi su equità; temi di policy; revisioni sistematiche della letteratura; temi di AI applicata con implicazioni di sistema; studi clinici/epidemiologici (Covid-19; sistema sanitario).

L'asse secondario Dim 2 – 6.6% (Dim 2 positivo – parte alta) concentra gli studi di popolazione e trial (settore medico).

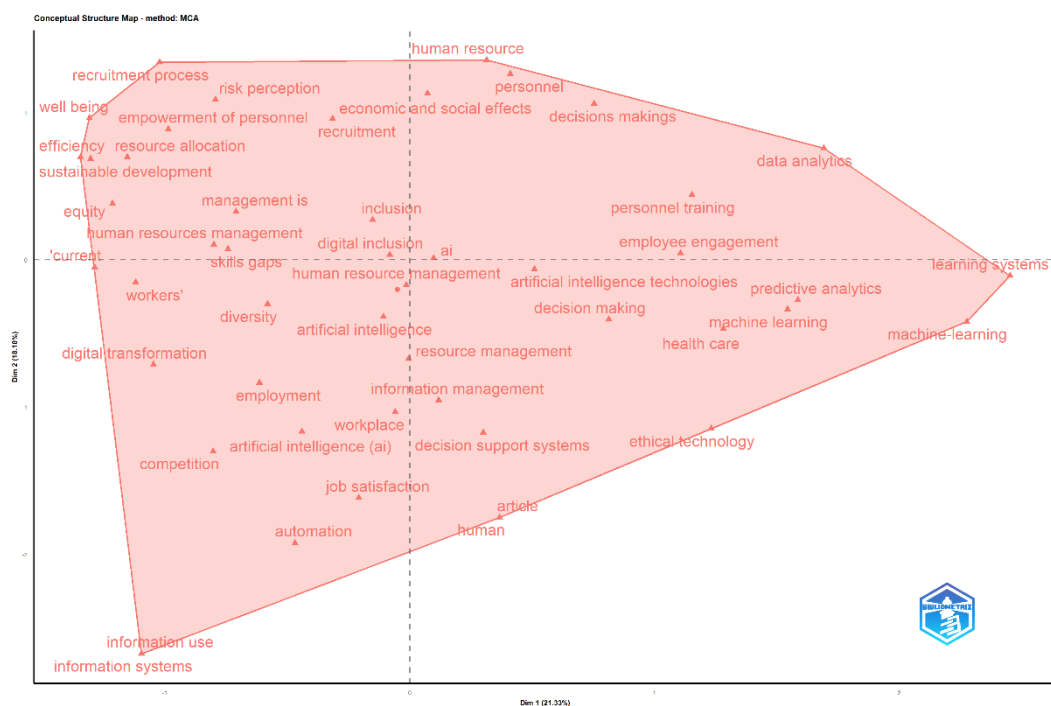
Il Dim 2 negativo (parte bassa) rappresenta il polo tecnico ossia il polo degli strumenti quantitativi di valutazione (performance diagnostica).

Dalla distribuzione emergono, quindi, quattro cluster sulla base del raggruppamento tematico esposto.

Nel primo cluster troviamo temi di valutazione dei modelli e diagnostica; è l'area degli studi metodologici su test diagnostici e ML. Nel secondo cluster troviamo temi legati alla ricerca clinica; studi di popolazione e trial. Nel terzo cluster troviamo temi legati alla pandemia e all'impatto sul fronte epidemiologico. Nel quarto cluster troviamo temi relativi a AI, automazione e policy; esso rappresenta l'area tematica emergente più dinamica e trasversale e connette l'AI con problemi di sistema come quello dell'equità.

L'AI rappresenta il *trait d'union* tra le applicazioni e i settori emergenti (clinico; sociale); emerge come metodo applicativo sia nella diagnostica che nell'organizzazione.

Fig. 20. Factorial Map. II query
 Fonte: elaborazione da Bibliometrix



La MCA (Multiple Correspondence Analysis) permette di identificare la struttura concettuale del dominio trasformando le co-occorrenze di parole-chiave in una mappa fattoriale. Ogni asse fattoriale rappresenta una dimensione latente che sintetizza i temi della ricerca scientifica.

La dimensione 1 (Dim. 1 – 21.33%) è l’asse che distingue tematiche su organizzazione e risorse umane (HRM; inclusione; benessere; sistemi sociali) e tematiche su tecnologie avanzate e metodi quantitativi (AI; analytics; automazione; sistemi intelligenti).

Questa dimensione separa a sinistra “Digital Transformation & HRM”.

I termini che la comprendono sono: “information system”; “information use”; “digital transformation”; resource allocation”; “recruitment”; “sustainable

development”; “risk perception”; “well-being”; “management”; “equity”; “workers”.

Questo asse può essere rappresentato concettualmente come orientato ai processi organizzativi; alla gestione delle risorse umane; agli impatti sociali; all’inclusione e al benessere legati alla trasformazione digitale.

Questa dimensione separa a destra “AI, analytics & Machine Learning applicati al lavoro”.

I termini che la comprendono sono: “machine learning”; “predictive analytics”; “data analytics”; “learning systems”; “decision support systems”; “employee engagement”; “employee training”.

Questo asse può essere rappresentato concettualmente come orientato sulle tecnologie avanzate applicate alla gestione del personale; all’efficienza decisionale; ai sistemi predittivi.

La dimensione 2 (Dim. 2 – 16.81%) è l’asse che contrappone processi macro strutturali del settore HR e gli impatti micro della tecnologia su lavoro e competenze.

Questa dimensione separa in alto “People & organizational processes”.

I termini che la compongono sono: “human resource”; “recruitment process”; “skills gaps”; “economic and social effects”; “empowerment of personnel”; “decision makings”; “personnel”; “resource management”.

Questo asse può essere rappresentato concettualmente come orientato sui temi macro legati alla struttura delle organizzazioni; ai processi decisionali; al capitale umano.

Questa dimensione separa in basso “Technology implementation, automation & job effects”.

I termini che la compongono sono: “automation”; “competition”; “job satisfaction”; “artificial intelligence”; “decision support systems”; “ethical technology”.

Questo asse può essere rappresentato concettualmente come orientato sui temi micro legati agli effetti dell'innovazione tecnologica su lavoro; automazione; competenze; sostenibilità; etica.

Rispetto ai quattro cluster, si possono fare le seguenti osservazioni.

Il primo cluster (quadrante superiore sinistro) collega i temi della trasformazione digitale del settore HR all'innovazione organizzativa: Il focus è sulle persone. I termini associati al cluster sono gestione organizzativa; sostenibilità; benessere; inclusione; equità; allocazione delle risorse; trasformazione digitale, impatto sull'umano.

Il secondo cluster (quadrante destro) collega i temi dell'applicazione dell'AI in HRM alla Predictive Capabilities. Il focus è sui temi legati all'uso dell'AI per potenziare le previsioni e le decisioni in HRM, sul fronte della formazione e della gestione delle risorse umane. I termini associati al cluster sono: ML; predictive analytics; AI technologies; employee engagement; training; learning system.

Il terzo cluster (quadrante basso) collega i temi dell'etica; dell'automazione; del futuro del lavoro. Il focus concerne il tema dell'impatto dell'automazione e delle tecnologie emergenti su lavoro; etica; grado di soddisfazione del dipendente. I termini associati al cluster sono: ethical technology; automation; job satisfaction; workplace; decision support system.

Il quarto cluster (quadrante basso sinistro) collega i temi relativi al “Foundational Information System” (IS) a quelli del “Technical Layer”. Il focus è sui temi legati ai sistemi informativi, inclusione; accesso alla tecnologia. I termini associati al cluster sono: information system; information use; digital inclusion; employment.

I concetti di “Digital Transformation”; “AI”; “Decision.making”; “Resource Management” collegano i cluster con focus sulle tecnologie avanzate a quelli con focus sulla dimensione umana, sociale ed etica.

I trend principali di ricerca identificati nel grafico sono: impatto sulla dimensione umana della trasformazione digitale dell'organizzazione (benessere; inclusione; empowerment; sostenibilità); AI come driver di rinnovamento dell'ambiente lavorativo (predictive analytics; ML in HRM); rischi e risorse sul lavoro

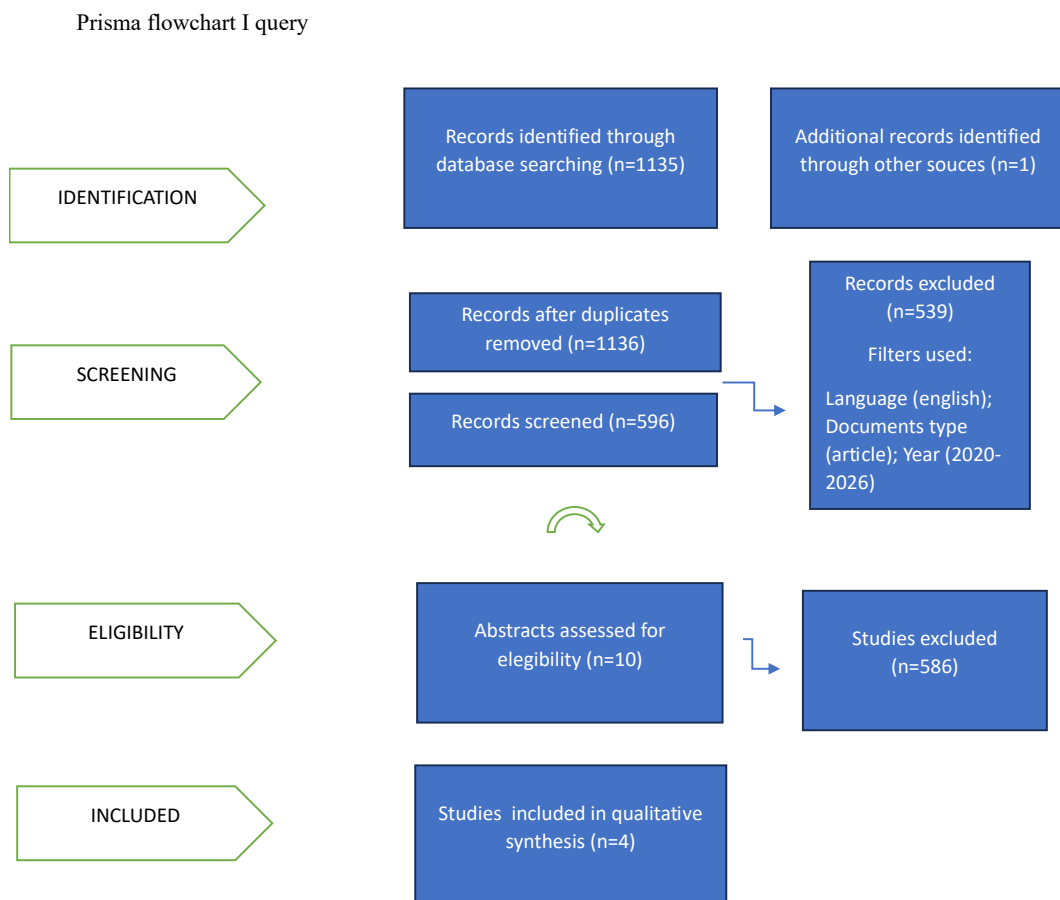
(automation; skills gap; job satisfaction); dimensione etica (ethical technology; accountability; decision systems).

La ricerca definisce uno spazio di intersezione tra tre campi di studio: Digital Transformation; Human Resources Management; Artificial Intelligence.

Dunque, la factorial map evidenzia che la direzione della ricerca si muove verso una convergenza tra tecnologie intelligenti e gestione delle risorse umane, con riferimento specifico a etica; ripercussioni sociali; nuove competenze.

§4. Content Analysis

Fonte: propria



Per quanto riguarda la I query di ricerca, i risultati hanno prodotto 1.135 riferimenti. Sono stati apportati filtri relativi a: lingua (inglese); tipo di documento (articolo scientifico); fascia temporale (2020-2026).

I risultati del filtraggio hanno restituito 596 riferimenti letterari.

Essi sono stati esaminati singolarmente – sia attraverso gli abstract sia attraverso il testo completo - sulla base dei seguenti concetti-chiave: “machine learning/ AI”; “recruitment/HR”; “equità/bias/gender”.

Per la pertinenza rispetto alla tematica, sono stati scelti 8 articoli scientifici.

Di seguito una breve analisi del framework teorico per ciascun articolo.

In “Algorithmic equity in the hiring of underrepresented IT job candidates” (Yarger et al., 2020) è analizzato il ruolo degli algoritmi nei processi di selezione del personale IT. Viene messo in luce il modo con cui i sistemi automatizzati possano ampliare o attenuare i bias pre-esistenti. Attraverso esempi empirici, gli autori mostrano in che modo i modelli di Machine Learning possono influire sulle opportunità di candidati appartenenti a gruppi sottorappresentati. Il paper evidenzia la necessità di progettare algoritmi trasparenti, monitorare l’impatto delle decisioni automatizzate e integrare principi di equità per migliorare l’inclusività nei processi di assunzione.

In “The Challenges With Pre-Employment Testing and Potential Hiring Bias” (Scepura, 2020) sono esaminate le criticità dei test pre-assunzione, compresi quelli supportati da strumenti automatizzati. Viene evidenziato come le procedure standardizzate di valutazione — inclusi assessment digitali o algoritmici — possano introdurre o rafforzare bias legati al genere, alle competenze percepite o al background socioeconomico. L’articolo discute, inoltre, come la validazione e l’interpretazione dei risultati possano influenzare l’equità del processo di recruiting, suggerendo linee guida per minimizzare discriminazioni involontarie.

In “Engineering Equity: How AI Can Help Reduce the Harm of Implicit Bias” (Lin et al., 2020) è proposto il concetto di “equitech”, un approccio basato su AI pensato

per mitigare i bias impliciti nei processi decisionali, inclusi quelli in ambito HR. Gli autori sostengono che sistemi ben progettati possano attenuare il peso delle valutazioni soggettive, ridurre comportamenti discriminatori e favorire scelte più eque. Al tempo stesso, viene evidenziato che l'AI deve essere implementata con consapevolezza dei limiti strutturali e che la tecnologia da sola non è sufficiente a eliminare le radici sociali del pregiudizio.

“Practical, epistemic and normative implications of algorithmic decision-making: A qualitative study of multidisciplinary expert perspectives” (Aquino et al., 2025) rappresenta uno studio qualitativo; esso raccoglie le opinioni di esperti di diversi settori sulle implicazioni etiche e pratiche dell'uso di sistemi algoritmici per decisioni che includono la selezione del personale. Gli intervistati sottolineano preoccupazioni relative a trasparenza, responsabilità, bias e riduzione del giudizio umano. Il paper evidenzia, in special modo, come gli algoritmi di recruiting possano influire sulle nozioni di equità e legittimità nei processi HR, richiedendo un approccio regolamentato e collaborativo tra sviluppatori, eticisti e responsabili delle risorse umane.

In “Sustainable Human Resource Management and Career Quality in Public Utilities: Evidence from Jordan’s Electricity Sector” (Al-Oun et al., 2025) vengono esplorate le pratiche di gestione sostenibile delle risorse umane e come impattano su equità e qualità delle carriere all'interno di organizzazioni pubbliche. Sono discussi i rischi di approcci tradizionali che possono penalizzare alcuni gruppi e l'importanza di integrare strumenti analitici e tecnologie emergenti — inclusi sistemi data-driven — per migliorare trasparenza e imparzialità nei processi di valutazione e sviluppo del personale.

In “Artificial Intelligence (AI) in Revolutionizing Sustainable Recruitment: A Framework for Inclusivity and Efficiency” (Rahman et al., 2025) è proposto un framework per sfruttare l'AI nella creazione di processi di recruiting più inclusivi, efficienti e sostenibili. Vengono analizzati i punti in cui i bias possono emergere nelle pipeline di selezione e suggeriti strumenti di ML per ridurre discriminazioni legate al genere, alla provenienza o ad altre variabili sensibili. L'articolo mette

inoltre in evidenza il ruolo della regolamentazione, dell'audit algoritmico e della progettazione etica per garantire equità sistemica.

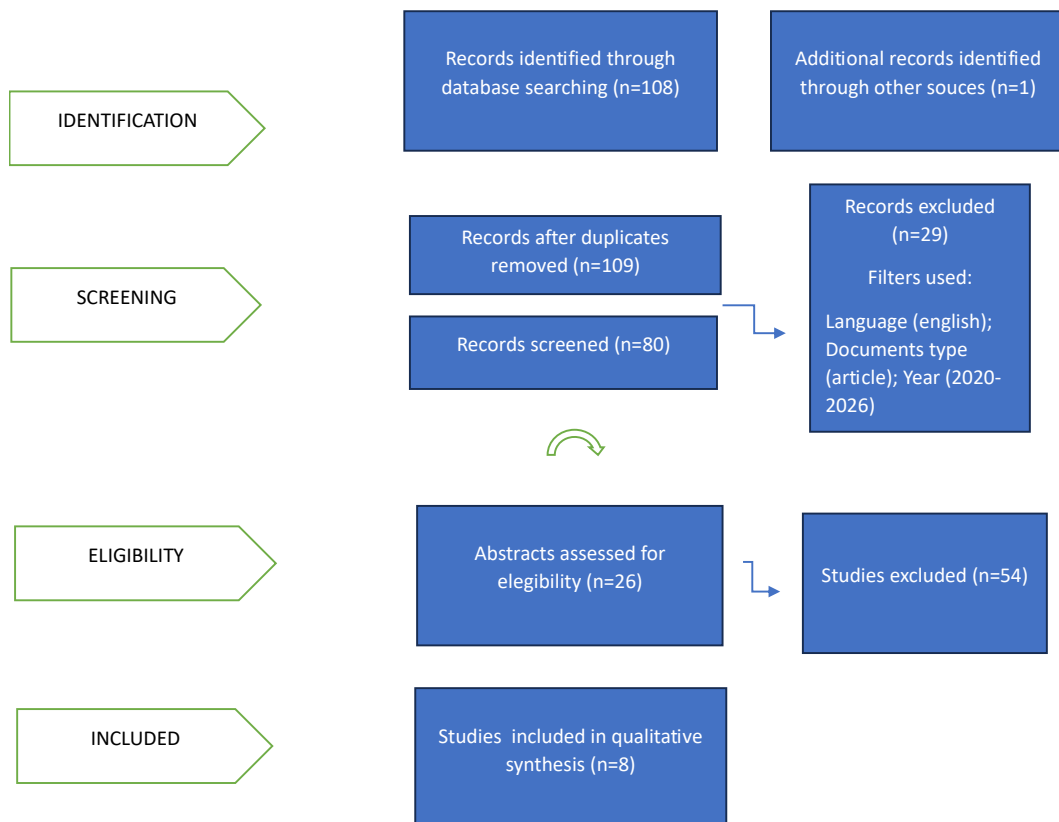
In “Knowing How Personnel Selection Algorithms Compare With Human Recruiters Influences Their Perceived Trustworthiness” (Arnestad et al., 2025) la ricerca si focalizza sul modo con cui vengono percepiti gli algoritmi di selezione del personale rispetto ai recruiter umani, fissando il punto sul concetto di fiducia. I risultati mostrano che la trasparenza sulle performance comparative può aumentare o diminuire la fiducia nell'algoritmo, soprattutto se l'equità del sistema è messa in discussione. Il paper sottolinea come la percezione del bias algoritmico influenzi l'accettazione dell'AI nel recruitment, e come la comunicazione sulle capacità e limitazioni del modello sia essenziale per garantire processi equi.

In “Analysis of the factors influencing the salary level and satisfaction of medical staff in hospitals in less developed areas of Western China based on machine learning algorithms: evidence from Guangxi Zhuang Autonomous Region” (Xu et al., 2025) vengono utilizzati cinque modelli di ML per stabilire i principali determinanti della soddisfazione salariale del personale negli ospedali pubblici di secondo e terzo livello del Guangxi (Cina). Per migliorare la soddisfazione serve un sistema salariale più equo e adeguato al valore delle diverse posizioni.

In “Exploring Drivers of Staff Engagement in Healthcare Using Tree-Based Machine Learning Algorithms” (Al-Nammari et al., 2023) vengono utilizzati algoritmi di ML per analizzare i fattori che influenzano l'engagement del personale sanitario, con implicazioni per lo sviluppo di competenze e programmi formativi. Gli autori discutono su come i modelli predittivi possano rivelare disparità tra gruppi, includendo differenze di genere, e supportare pratiche HR più inclusive.

In “Responsible Artificial Intelligence in Human Resource Management” (Bujold et al., 2024) il focus è sullo sviluppo responsabile dell'AI nei processi HR, con attenzione specifica ai programmi di formazione e crescita delle competenze. Gli autori si soffermano su come evitare che bias di genere si riflettano nei sistemi ML usati per definire percorsi di sviluppo.

Prisma flowchart I query



Per quanto concerne la II query di ricerca, i risultati hanno prodotto 108 riferimenti. Sono stati apportati filtri relativi a: lingua (inglese); tipo di documento (articolo scientifico; book chapter; conference paper); fascia temporale (2020-2026).

Sono stati considerati, rispetto alla I query di ricerca, 3 diversi tipi di contributo scientifico allo scopo di ampliare il numero dei record ottenuti.

I risultati del filtraggio hanno restituito 80 riferimenti letterari.

Essi sono stati esaminati singolarmente – sia attraverso gli abstract sia attraverso il testo completo - sulla base dei seguenti concetti-chiave: “machine learning/ AI”; “sviluppo delle competenze/ upskilling-reskilling/ training”; “equità/bias/gender gap/diversity”.

Per la pertinenza rispetto alla tematica, sono stati scelti 26 articoli scientifici.

Di seguito una breve analisi del framework teorico per ciascun articolo.

In “Unpacking the Black Box: How AI Capability Enhances Human Resource Functions in China’s Healthcare Sector” (Chen et al., 2025) viene analizzata l’AI, incluse le tecniche di ML, rispetto all’impatto nei processi HR nel settore sanitario cinese. Emerge che l’AI contribuisce allo sviluppo delle competenze digitali della forza -lavoro. Viene esaminato come l’adozione di questi sistemi generi nuove esigenze di upskilling e come ciò possa amplificare o ridurre disuguaglianze professionali. Particolare attenzione è riservata ai rischi di bias algoritmici, con un focus sulle implicazioni per l’equità di genere e l’accesso equo alle opportunità di crescita.

In “Artificial Intelligence and Sustainable Human Resource Management” (Neetu et al., 2023) viene esplorato il modo con cui le pratiche HR orientate alla sostenibilità integrino sistemi di AI per migliorare formazione, benessere e sviluppo delle competenze. Viene discusso il ruolo dell’automazione intelligente nei processi di reskilling e nella gestione responsabile della forza-lavoro. L’articolo evidenzia, inoltre, come politiche attente all’equità possano mitigare disparità di genere e prevenire discriminazioni dovute all’uso improprio di algoritmi.

In “Artificial Intelligence and the Future of Human Resource Management” (Benabou et al., 2024) viene offerta una panoramica delle evoluzioni nell’HRM alla luce dell’adozione crescente di Machine Learning e strumenti predittivi per valutare, formare e sviluppare talenti. Vengono discusse le nuove competenze richieste dalla trasformazione digitale e le strategie di upskilling. Gli autori analizzano anche le implicazioni etiche, sottolineando come la progettazione di sistemi equi sia fondamentale per non riprodurre gender gap nei percorsi di crescita professionale.

In “Harnessing Human Capital in the Age of AI: Strategies for Future-Ready Organizations” (Blaique et al., 2025) viene descritto un lavoro di integrazione delle tecnologie AI-driven nelle pratiche HR innovative, incluse piattaforme di apprendimento adattivo basate su ML. Tali sistemi contribuiscono al miglioramento

delle competenze e all'aggiornamento continuo dei lavoratori. L'articolo affronta, inoltre, le sfide legate ai bias algoritmici e analizza in che modo l'adozione etica dell'AI possa favorire un ambiente più equo, contrastando disparità di genere nei percorsi di sviluppo.

In “ChatGPT Empowers Higher Education – Research Topics Hotspots and Quantitative Visual Analysis” (Fan et al., 2024) viene proposta una mappa delle applicazioni dell'AI conversazionale (inclusi modelli basati su ML) nel contesto dell'istruzione superiore, con ricadute sui processi di upskilling e reskilling. Vengono analizzate le potenzialità di tali strumenti nell'ampliare l'accesso alle opportunità formative, con particolare attenzione a gruppi sottorappresentati. Il tema dell'equità di genere emerge come fattore critico nella progettazione di percorsi educativi potenziati dall'AI.

Il contributo “Impact Of Artificial Intelligence On Employment And Workforce Development: Risks, Opportunities, And Socioeconomic Implications” (Patil, 2024) discute il ruolo dell'AI — e in particolare dei modelli predittivi di ML — nella trasformazione dei programmi di workforce development. Viene evidenziato come le tecnologie intelligenti possano accelerare processi di skill assessment e personalizzare percorsi di reskilling. L'articolo considera i rischi di esclusione e i divari di genere derivanti da un'adozione non responsabile dell'AI, proponendo strategie correttive orientate all'equità.

In “HR 5.0 – Demystifying the Way Forward” (Saxena et al., 2025) viene illustrato il paradigma “HR 5.0”, che combina AI, robotica e apprendimento automatizzato per sostenere la crescita delle competenze in organizzazioni digitalizzate. I processi di upskilling e reskilling sono descritti come elementi centrali del nuovo modello. Ampio spazio è dedicato alle implicazioni etiche e ai temi di diversity, con particolare attenzione alla possibilità che bias di genere vengano replicati nei sistemi automatizzati.

In “Impact Assessment of Automation on Conditions of Employment in the Philippine Banking Industry” (Aguinaldo et al., 2025) viene analizzato l'impatto dell'automazione intelligente nel settore bancario filippino, evidenziando come l'adozione di ML e AI trasformi le competenze richieste e generi nuove necessità

di formazione. Emergenze quali il divario di genere nell'accesso alle competenze digitali e i potenziali bias nei sistemi automatizzati sono elementi -chiave nella riflessione sulle politiche di workforce reskilling.

In “HRM – From Digitalisation to AI” (Serafini et al., 2025) viene esaminato il passaggio da pratiche HR digitalizzate a sistemi basati su AI, con un focus sulle conseguenze per lo sviluppo delle competenze. Vengono discussi nuovi modelli di training basati sul machine learning e i rischi connessi a bias e discriminazioni, in particolare nei confronti delle donne e dei gruppi meno rappresentati.

In “AI in HR: Revolutionizing Recruitment and Talent Acquisition” (Rehman et al., 2025) il focus è sul talent acquisition. Tuttavia, l'articolo discute anche dei modi con cui le tecnologie di ML possano estendersi alla valutazione e allo sviluppo delle competenze. Gli autori approfondiscono il tema dell'equità algoritmica, illustrando come i bias di genere possano emergere se i sistemi non sono progettati in vista dell'obiettivo di promozione dell'equità.

In “Strategic intelligence tools for emerging technology governance. A policy primer” (Robinson et al., 2025) sono affrontati temi di governance dell'AI nel contesto HR, inclusa la gestione dei sistemi ML utilizzati per formazione e sviluppo delle competenze. Il paper sottolinea la necessità di standard etici e linee guida volte a prevenire discriminazioni, con particolare riferimento alle questioni di equità e gender bias.

Nell'articolo “Problematic Workplace Behaviours in the Software Development Profession: Using Transactional Analysis to Diagnose Toxicity and Improve Relationships at Work” (Tassabehji et al., 2024) il tema dello sviluppo delle competenze non è centrale; tuttavia l'esame sul ruolo degli algoritmi nell'identificazione e prevenzione di bias e comportamenti discriminatori comporta una definizione delle implicazioni per programmi di formazione inclusivi. Esse sono rilevanti, soprattutto rispetto alla riduzione del gender gap nelle professioni tecnologiche.

In “AMS Early Career Leadership Academy: From Idea to Implementation” (Molina et al., 2024) viene descritto un programma di sviluppo delle competenze

rivolto a giovani professionisti, integrando strumenti digitali avanzati. Viene discussa l'importanza di promuovere equità partecipativa e di genere in percorsi di leadership, anche alla luce dell'adozione crescente di tecnologie intelligenti nei processi formativi.

Nell'articolo "Strategies to Implement Diversity, Equity, Inclusion, and Belonging in the Workplace" (Stamps, 2023) è trattato il tema dello sviluppo della forza-lavoro con un forte accento sulle politiche di inclusione. Il ruolo dell'AI e del Machine Learning è discusso in termini di supporto a programmi di training personalizzati e come strumento per monitorare disparità, garantendo processi di reskilling equi e privi di bias di genere.

È, invece, focalizzato sulla formazione l'articolo "Diversity and Inclusion: from classroom discussion to action" (Pollio et al., 2024). Il contributo scientifico analizza i modi con cui gli strumenti digitali (inclusi sistemi basati su AI) possano facilitare lo sviluppo delle competenze legate alla diversity. Viene affrontato il tema delle discriminazioni di genere e di come programmi educativi data-driven possano contribuire a ridurle.

In "AI and Diversity, Equity, and Inclusion (DEI): Examining the Potential for AI to Mitigate Bias and Promote Inclusive Communication" (Kondra et al., 2025) vengono discussi modelli di formazione e strategie di sviluppo delle competenze orientate alla diversità. Le tecnologie AI-based vengono presentate come strumenti potenziali per migliorare inclusività e ridurre bias di genere, sebbene vengano evidenziati anche i rischi associati al Machine Learning.

Nel contributo scientifico "Exploring Drivers of Staff Engagement in Healthcare Using Tree-Based Machine Learning Algorithms" (A-Nammari et al., 2022) vengono utilizzati algoritmi di ML per analizzare i fattori che influenzano l'engagement del personale sanitario, con implicazioni per lo sviluppo di competenze e programmi formativi. Gli autori riflettono sul modo con cui i modelli predittivi possano rivelare disparità tra gruppi, includendo differenze di genere, e supportare pratiche HR più inclusive.

In “The use of virtual reality in human training: trends and a research agenda” (Leite et al., 2025) viene esplorato l’uso di sistemi VR integrati con modelli di Machine Learning per il training e lo sviluppo delle competenze. Particolare attenzione è dedicata alla riduzione dei bias – inclusi quelli di genere – nei processi di valutazione e formazione.

In “Artificial Intelligence and Public Sector Human Resource Management: Opportunities, Challenges” (Shaikh et al., 2024) viene analizzata la gestione delle risorse umane nel settore pubblico attraverso l’AI, in ispecie l’uso dell’AI nei programmi di upskilling. Viene evidenziato il ruolo dei sistemi ML nel promuovere processi equi, con focus sulla mitigazione del gender gap.

In “Responsible Artificial Intelligence in Human Resources Management” (Bujold et al., 2024) il focus è sullo sviluppo responsabile dell’AI nei processi HR, con attenzione specifica ai programmi di formazione e crescita delle competenze. Viene analizzato come evitare che bias di genere si riflettano nei sistemi ML usati per definire percorsi di sviluppo.

In “Neurodiversity of the workforce and digital transitions” (Walkowiak, 2021) viene discussa l’adozione delle tecnologie intelligenti nel contesto della neurodiversità. Le implicazioni per programmi di reskilling inclusivi sono centrali, con riflessioni sull’equità nell’accesso alle competenze digitali e sul ruolo degli algoritmi nel supportare gruppi vulnerabili.

In “Face of the Team - Diversity, Equity, and Inclusion in the Age of AI” (Cheung et al., 2021) viene analizzato l’impatto dell’AI sulle dinamiche di diversity ed equity all’interno dei team, con implicazioni per lo sviluppo delle competenze collaborative. Il paper discute rischi e opportunità dei sistemi ML nel ridurre bias — incluso il gender gap — nei processi di apprendimento organizzativo.

Nel contributo scientifico “Digital inclusion in Northern England: Training women from underrepresented communities in tech” (Aduragba et al., 2020) viene descritto un programma di formazione volto a colmare il gender gap digitale attraverso iniziative di training basate su tecnologie data-driven. Sebbene il focus non sia esclusivamente sul ML, il contributo evidenzia come strumenti intelligenti possano

favorire l'inclusione e l'upskilling di donne appartenenti a gruppi sottorappresentati.

In "AI in the context of OCB: One step forward or two steps back?" (Validi et al., 2024), il capitolo esamina come l'intelligenza artificiale, in particolare le tecniche di machine learning e deep learning, stia trasformando la gestione delle risorse umane. Queste tecnologie offrono nuove opportunità per migliorare le prestazioni organizzative, ma comportano anche sfide tecniche ed etiche. Nel contesto dei comportamenti di cittadinanza organizzativa (OCB Organizational Citizenship Behaviour), l'IA può aiutare a individuare candidati adeguati già nella fase di selezione, ma la natura informale degli OCB rende difficile sviluppare algoritmi accurati e dataset affidabili. Il capitolo presenta, quindi, vantaggi e limiti delle applicazioni IA nell'HRM, con particolare attenzione agli OCB.

In "Making Recruitment More Inclusive: Unfairness Monitoring With A Job Matching Machine-Learning Algorithm" (Delecraz et al., 2022) viene presentato un algoritmo che abbina offerte di lavoro e lavoratori che si focalizza sulle misure di sicurezza algoritmiche per prevenire la trappola dell'ingiustizia e della discriminazione. L'approccio allo sviluppo di algoritmi è guidato dall'obiettivo di offrire una soluzione all'avanguardia che metta al centro una rigorosa politica volta a essere il più possibile equa, inclusiva e trasparente.

In "Partially autoregressive machine learning: Development and testing of methods to predict United States Air Force retention" (Hoecherl et al., 2022), vengono sviluppati e testati modelli di apprendimento automatico per migliorare le previsioni di mantenimento del personale nell'Aeronautica Militare USA rispetto al modello Kaplan-Meier attualmente utilizzato. Vengono introdotti due nuovi approcci parzialmente auto-regressivi (PARNet e PARFor), che combinano i punti di forza dei modelli auto-regressivi con quelli dei modelli ML ad alta capacità. I risultati mostrano che la rete neurale di base riduce l'errore del 62,8% e PARNet del 34,8%, evidenziando un netto miglioramento nella capacità di prevedere la permanenza del personale.

§5. Risultati dell'analisi della letteratura scientifica: *focus*, criticità e limiti teorici e metodologici

Rispetto ai risultati della I query di ricerca, dal dataset emerge che le applicazioni AI e ML sono fortemente trattate nel settore medico-sanitario. Le aree tematiche principali sono: diagnostica; modelli predittivi clinici; analisi di immagini mediche; epidemiologia e salute pubblica; gestione ospedaliera; salute mentale; telemedicina e digital health.

La presenza ricorrente di termini quali “diagnosis”; “risk assessment”; “cohort analysis”; “sensitivity and specificity”; “clinical study”; conferma che oltre l'80% del dataset è biomedicale.

I settori in cui viene trattata l'implementazione dell'AI sono i seguenti: sanità (diagnosi e prognosi; analisi di imaging in radiologia, dermatologia, cardiologia; triage; gestione dei pazienti; epidemiologia; chirurgia; robotica); urban planning e environment (sicurezza; analisi del comportamento tramite sensori; smart cities); HR (processi di selezione; engagement delle HR; fairness e responsabilità nell'AI applicata all'HRM. Il primo settore è dominante; l'ultimo settore è minoritario rispetto al dataset analizzato.

Sebbene siano 174 su 596 gli articoli che parlano di ML ($\approx 29\%$), confermando la connotazione AI/ML del dataset, soltanto 4 contributi scientifici parlano di ML applicato al settore HR in riferimento alla gestione del personale.

#	Titolo	Processo HRM coinvolto
1	<i>Analysis of the factors influencing the salary...</i>	retribuzione, compensation modelling
2	<i>Artificial Intelligence (AI) Revolutionizing...</i>	in analisi delle performance, gestione HR in ambito sanitario
3	<i>Exploring Drivers of Staff Engagement in Healthcare...</i>	engagement del personale
4	<i>Responsible Artificial Intelligence Human Resources Management</i>	in uso responsabile dell'AI nei processi HR, fairness

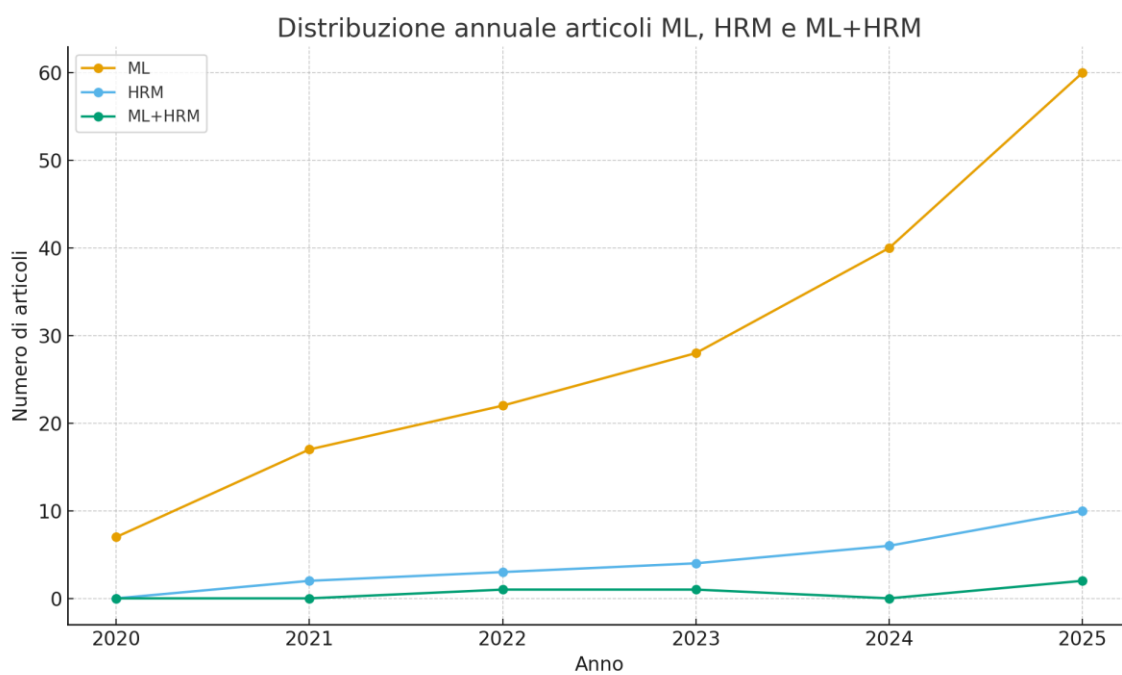
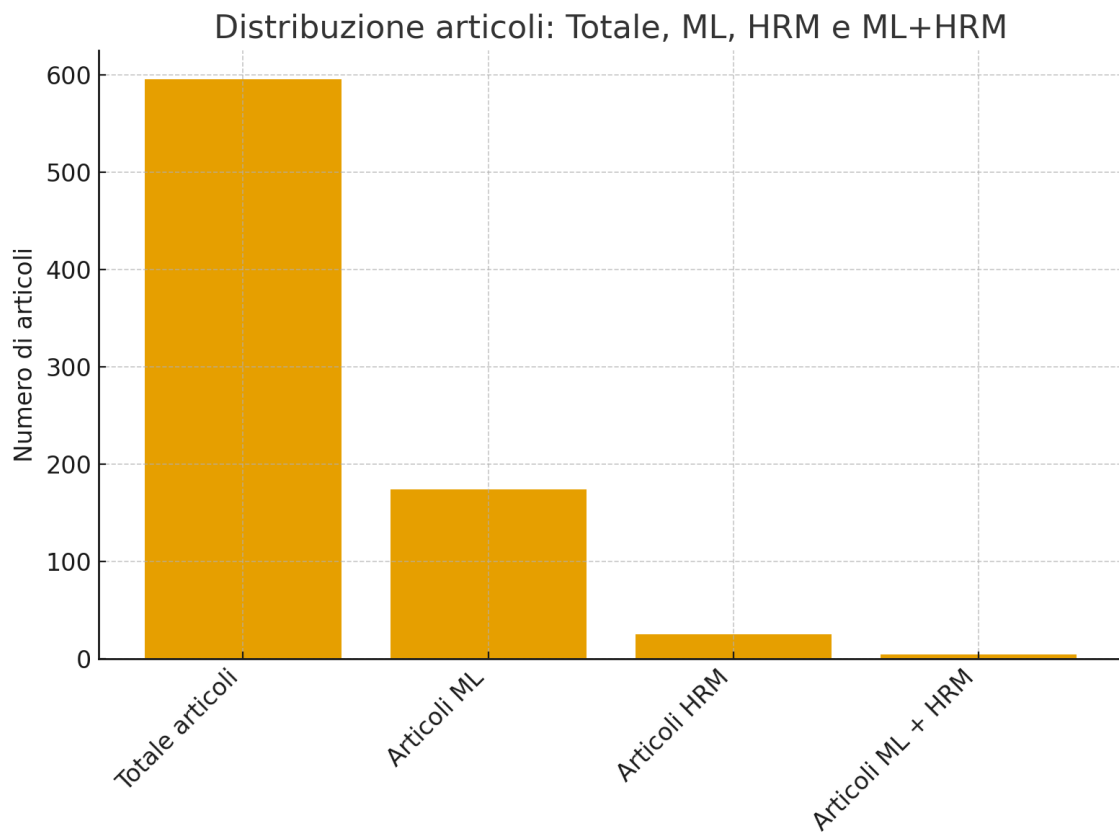
In special modo, i processi su cui si applica il ML sono: compensation e salary prediction; employee engagement; performance prediction; responsible AI e fairness nelle decisioni HR.

I processi assenti o poco analizzati sono: selection; recruiting; training e development; turnover prediction; workforce planning.

Dalla letteratura scientifica a cui si riferisce il dataset, il Machine Learning in HRM non risulta un tema sufficientemente trattato.

Solo 4 articoli scientifici su 596 trattano in maniera specifica di ML applicato all'HRM; 7 articoli scientifici su 596 parlano di AI applicata all'HRM.

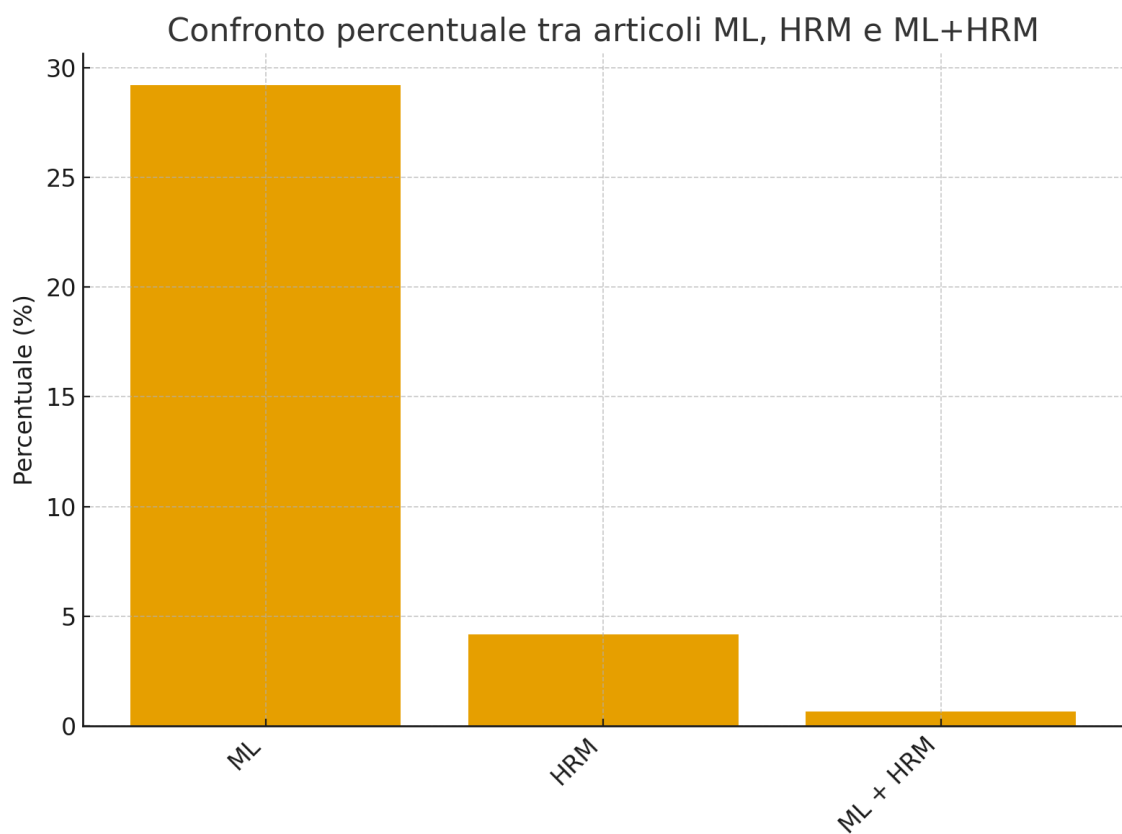
Fonte: propria



La maggior parte degli articoli scientifici riguardano il settore sanitario; il dataset non è orientato, dal punto di vista tematico, all'HRM. I processi HRM analizzati sono limitati ossia non coprono tutte le aree fondamentali.

Fonte: propria

Categoria	Percentuale
ML	29.19%
HRM	4.19%
ML + HRM	0.67%



Fonte: propria

In definitiva, il tema del ML applicato all'HRM è scarsamente rappresentato nel dataset; non può considerarsi sufficientemente trattato e rappresenta, pertanto, una lacuna scientifica significativa nella ricerca contemporanea.

Rispetto alla questione dell'equità e dei bias legati alle discriminazioni di genere nel macro-tema AI/ML applicati all'HRM, essa rappresenta un tema presente in quanto è considerato in tutti gli articoli presi in considerazione. Tuttavia, la questione è trattata in maniera generica, in riferimento alla dimensione etica, in modo ristretto; i concetti-chiave attraverso cui viene veicolata l'analisi su questo fronte sono: responsible AI; fairness; salary equity.

Non emerge una trattazione specifica che riguardi il tema del gender bias nei modelli AI/ML. Un focus su questo tema di ricerca potrebbe rappresentare un presupposto significativo per la mitigazione del problema sociale delle discriminazioni di genere.

Soltanto con un intervento dei processi automatizzati nel decision-making (nel settore HR e in altri settori) che concerni il riconoscimento della parità di genere può contribuire a eludere ed eliminare il pregiudizio sociale su questo fronte e fare da apripista per la gestione delle altre forme di discriminazione.

Rispetto ai risultati della II query di ricerca, dal dataset emerge che i temi principali ricorrono in quattro ambiti specifici: AI applicata in HRM (implementazione di modelli AI in processi HR; fairness, bias, etica; governance e regolamentazione dell'AI; responsabilità e trasparenza algoritmica; recruitment e valutazione delle performance); ML e automazione dei processi (modelli predittivi in HR; classificazione e ranking dei candidati; algoritmi di supporto in decision-making); sviluppo organizzativo e gestione delle HR (engagement dei dipendenti; produttività e prestazioni; management organizzativo); inclusione e discriminazioni (impatto etico dell'AI; discriminazioni algoritmiche; inclusività ei processi HR).

I settori di applicazione sono: sanità; PA (Public Administration); education; servizi HR; industria e manufacturing. Emerge, quindi, un'ampia gamma di domini in cui si analizza l'implementazione dell'AI/ML nei processi di formazione e sviluppo delle capabilities.

Su un totale di 80 contributi scientifici (distribuiti tra article; conference paper; book chapter) soltanto 8 trattano nello specifico di ML - tra i 23 che trattano delle

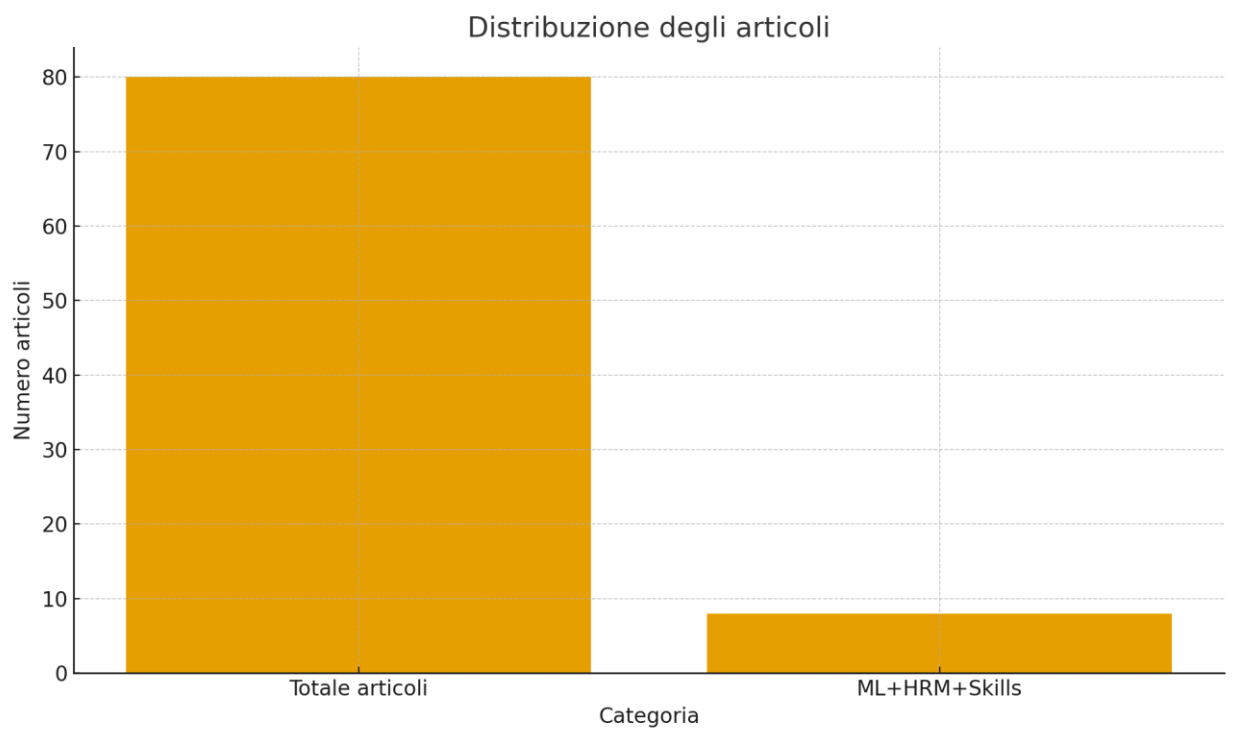
applicazioni dei modelli di AI nei processi di formazione e sviluppo delle competenze.

#. Titolo	Processo HRM coinvolto
1 <i>A primer for governance</i>	Training & Development / Skills; Governance / Policy
2 <i>AI in the context of OCB: One step forward or two steps back?</i>	Recruitment / Selection; Training & Development / Skills; Engagement / Performance; Fairness / Inclusion
3 <i>Exploring Drivers of Staff Engagement in Healthcare Settings</i>	Training & Development / Skills; Engagement / Performance
4 <i>Making Recruitment More Inclusive: Unfairness and Bias</i>	Recruitment / Selection; Training & Development / Skills; Fairness / Inclusion
5 <i>Artificial Intelligence and Public Human Resource Management</i>	Training & Development / Skills
6 <i>Responsible Artificial Intelligence in Human Resource Management</i>	Recruitment / Selection; Training & Development / Skills; Fairness / Inclusion
7 <i>Partially autoregressive machine learning: Development and implications</i>	Training & Development / Skills; Engagement / Performance
8 <i>Digital inclusion in Northern England: Training and capability building</i>	Training & Development / Skills; Fairness / Inclusion

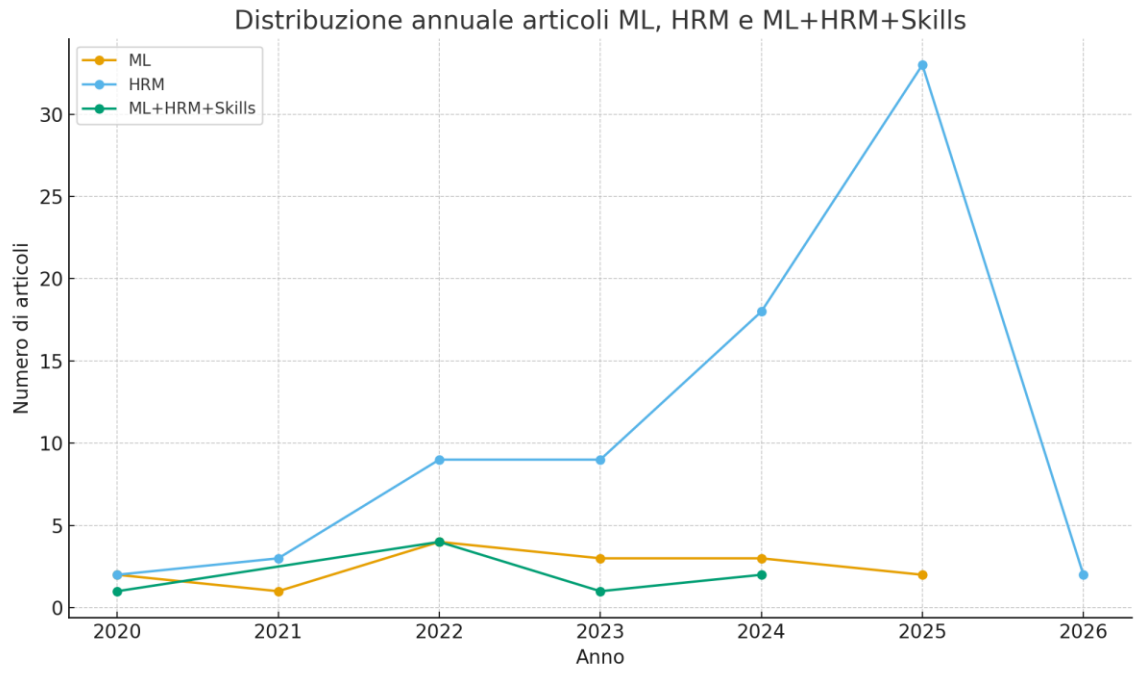
I temi trattati nello specifico riguardano: miglioramento dell'engagement; sviluppo delle competenze digitali; capacità organizzative; fairness nei processi formativi o valutativi; governance delle skills nell'era AI.

Il tema del ML in HRM sul fronte dello sviluppo delle competenze non è sufficientemente trattato. Soltanto il 10% del dataset tratta il ML in riferimento ai processi di sviluppo delle competenze o di training.

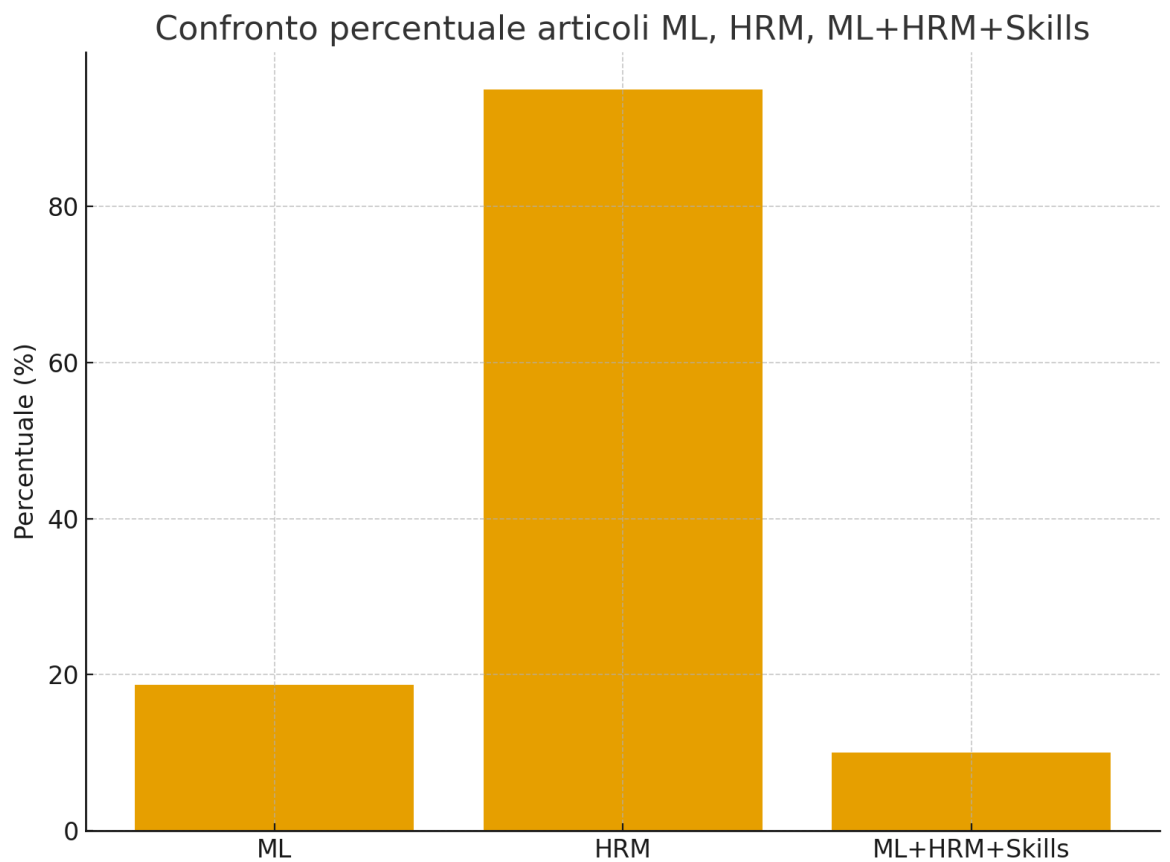
Fonte: propria



Fonte: propria



Fonte: propria



Fonte: propria

Categoria	Percentuale
ML	18.75%
HRM	95.00%
ML + HRM + Skills	10.00%

Inoltre, non sono presenti nel dataset contributi scientifici che riportino implementazioni di algoritmi di apprendimento automatico nei processi di training; upskilling; skills development. Il ML nei processi di formazione o reskilling non è trattato in termini di un'applicazione concreta ma è menzionato come tecnologia abilitante, considerato in via generica nei modelli di AI che impattano sul futuro delle competenze in organizzazione e in relazione all'ambito etico.

È un tema presente; tuttavia, non è trattato in maniera specifica e sistematica.

Rispetto alla questione dell'equità e dei bias legati alle discriminazioni di genere nel tema AI/ML applicati nei processi di formazione e sviluppo delle capabilities nell'HRM, essa è trattata in modo limitato (rispetto a considerazioni generiche relative a fairness; inclusività; bias) e non sempre in modo diretto rispetto allo sviluppo delle competenze.

La questione dell'equità non è affrontata dal punto di vista del gender bias nei modelli AI/ML.

Da entrambi i dataset non è emerso un riferimento diretto all'applicazione di metriche di fairness che abbiano lo scopo di mitigare i bias algoritmici per il dataset. Inteso che per fairness si intende il trattamento imparziale e giusto che non privilegi o discrimini gruppi di persone (Narayanan, 2018); e per bias si intende l'errore sistematico in un sistema informatico che crea risultati scorretti, come privilegiare un gruppo di persone rispetto a un altro, sulla base di specifiche caratteristiche psico-fisiche (Noble, 2016).

Le tecniche di mitigazione dei bias, le metriche di fairness e le pratiche di audit sono oggetto di un'intensa ricerca accademica ma la loro implementazione resta parziale e non standardizzata; il dataset non contiene riferimenti significativi a metriche di fairness algoritmica, audit dell'AI o tecniche di mitigazione dei bias nei modelli, salvo che in modo indiretto e non tecnico.

La questione dell'equità può essere considerata ancora un'area in evoluzione e non pienamente risolta all'interno degli attuali sistemi AI dedicati alla gestione delle risorse umane.

IV CAPITOLO

§1. Impostazione *Case Study*

La presente analisi qualitativa si propone di completare l'analisi teorica effettuata nei capitoli precedenti focalizzandosi principalmente sul caso MAGROUP – Magnaghi Aerospace. L'obiettivo è definire in modo sistematico i tratti distintivi dell'organizzazione, considerando missione, valori, cultura, modello organizzativo e traiettoria di sviluppo, con particolare attenzione all'implementazione di strumenti di AI per la funzione HR.

L'oggetto del case study è la trasformazione organizzativa e digitale di MAGROUP, con particolare attenzione a: ruolo strategico della funzione HR; integrazione tra tecnologia, persone e cultura; processi di Change Management a supporto dell'evoluzione aziendale.

L'analisi sulla struttura identitaria di MAGROUP può essere formalizzata come case study qualitativo di tipo descrittivo-interpretativo, focalizzato sul percorso di trasformazione digitale e di evoluzione della funzione HR dell'organizzazione. Il disegno è coerente con l'analisi di un fenomeno complesso all'interno del suo contesto reale, utilizzando fonti documentali interne come base empirica.

Il contesto organizzativo di MAGROUP è quello di un'azienda del settore aerospaziale con oltre 80 anni di storia e presenza internazionale (Italia, Canada, Regno Unito). Essa opera nella progettazione, produzione e supporto di sistemi e prodotti aeronautici ad alta complessità, in un contesto caratterizzato da requisiti elevati di sicurezza, affidabilità e innovazione continua.

Il case study si basa esclusivamente su fonti di dati di tipo documentale interni all'organizzazione, in particolare relativi: alla presentazione aziendale sulla trasformazione HR e digitale; alla descrizione dei processi di Change Management; alle informazioni su strumenti digitali, HR analytics, employee experience, comunicazione interna.

Tali fonti consentono una ricostruzione strutturata delle scelte strategiche e organizzative dell'azienda.

L'unità di analisi principale è l'organizzazione MAGROUP nel suo complesso. Unità di analisi secondarie includono: la funzione HR; il Digital HR Ecosystem; i processi di Change Management; le pratiche di leadership e comunicazione.

L'analisi del caso è strutturata attraverso i tre framework teorici individuati attraverso la SLR: Change Management; HR Transformation; Digital Organization.

In definitiva, impostato come case study, il percorso di MAGROUP consente di analizzare in modo integrato i processi di Change Management, HR Transformation e Digital Organization all'interno di un contesto industriale complesso. Il caso evidenzia come la trasformazione digitale, per essere efficace e sostenibile, debba essere governata come processo culturale e organizzativo – soprattutto in ragione del fatto che MAGROUP nasce da un processo di fusione con altre realtà aziendali, in contesti geografici e sociali differenti; la funzione HR e la leadership rappresentano le leve strategiche fondamentali nel processo di Digital Transformation.

§2. Contesto e Profilo Aziendale

Il presente caso aziendale analizza MAGROUP – Magnaghi Aerospace, un gruppo industriale italiano con oltre 80 anni di storia nel settore aerospaziale, specializzato nella progettazione, certificazione e produzione di sistemi di atterraggio e componenti aeronautici per velivoli civili e militari. Fondata nel 1936 a Napoli, l'azienda è un esempio significativo di come una media impresa italiana possa competere globalmente in un settore ad alta tecnologia mediante strategie di innovazione, espansione internazionale e integrazione verticale.

MAGROUP è un gruppo integrato composto da diverse società operative nei principali segmenti della filiera aerospaziale e aeronautica. La capogruppo, Magnaghi Aeronautica S.p.A., è attiva nella progettazione e produzione di sistemi di atterraggio, sistemi idraulici ed elettromeccanici per velivoli. Le principali

società del gruppo sono presenti in Italia, Stati Uniti, Brasile, Regno Unito e Canada, con oltre 10 stabilimenti produttivi distribuiti in 5 Paesi.

Le società del gruppo includono, tra le altre:

- Magnaghi Aeronautica S.p.A. – leader nella produzione di carrelli di atterraggio;
- Salver S.p.A. – specializzata in componenti aerospaziali in materiali compositi;
- Metal Sud S.r.l. – trattamenti superficiali e lavorazioni speciali per componenti aeronautici;
- Blair Industries Inc., Airmarine Electroplating Airlift Hydraulics, Inc. – operanti negli USA in manutenzione e servizi MRO (Maintenance, Repair & Overhaul);
- Magnaghi Aeronautica do Brasil – produzione di assemblaggi aeronautici;
- Unità UK e Canada – lavorazioni di precisione e supporto produttivo internazionale.

La visione dichiarata del gruppo è orientata alla qualità artigianale combinata con capacità tecnologiche avanzate, puntando a “portare almeno una parte dei propri sistemi a bordo di ogni aereo”.

Il purpose aziendale (Vision) è espresso in modo chiaro e fortemente simbolico:

«Our ambition is don't miss a single flight, carrying at least one piece of us on board of every aircraft».

Questa affermazione sintetizza l'orientamento strategico di MAGROUP verso l'affidabilità, la continuità operativa e la sicurezza del volo. Il contributo dell'azienda, pur non sempre visibile al passeggero finale, è concepito come essenziale e critico per il funzionamento dell'intero sistema aeronautico.

La missione operativa si traduce nell'ingegnerizzazione, produzione e supporto di sistemi e prodotti aerospaziali avanzati, in particolare nei segmenti di landing gear;

aerostrutture; customer support; general aviation; programmi tecnologicamente avanzati.

L'identità di MAGROUP si fonda su tre pilastri concettuali tra loro interdipendenti: continuità storico-culturale; persone; innovazione.

La forte esperienza nel settore rappresenta non solo un patrimonio tecnico-industriale, ma anche un elemento identitario che orienta il modo in cui l'organizzazione interpreta il cambiamento ovvero non come discontinuità radicale bensì come evoluzione coerente con le proprie radici.

§3. Risorse Umane, Cultura Aziendale e innovazione tecnologica

MAGROUP ha enfatizzato l'importanza delle risorse umane e delle pratiche di gestione del talento, come dimostra la certificazione Top Employer ottenuta negli Stati Uniti, riconoscimento che sottolinea l'attenzione all'organizzazione interna, alla formazione e al benessere dei lavoratori.

Le persone sono considerate il fulcro del sistema organizzativo. L'identità aziendale valorizza la capacità di integrare artigianalità storica e competenze manifatturiere in costante evoluzione. Il capitale umano è visto come portatore di conoscenza, esperienza e capacità di adattamento; essi rappresentano elementi indispensabili per operare in un settore ad alta intensità tecnologica.

MAGROUP dichiara esplicitamente di credere nel cambiamento inteso come capacità continua di sviluppo attraverso: l'ingresso in nuovi mercati; l'acquisizione di nuove tecnologie; la risposta efficace e tempestiva alle esigenze dei clienti.

La cultura organizzativa promuove un ambiente positivo, in cui le persone possano esprimere e sviluppare il proprio potenziale, incidendo in modo diretto sui processi produttivi tramite l'uso consapevole della tecnologia e l'interconnessione tra gli asset aziendali.

Nel modello identitario di MAGROUP, la funzione HR assume un ruolo centrale nella gestione e nell'abilitazione del cambiamento.

La funzione HR è descritta nei termini di un percorso di trasformazione che la conduce da attività prevalentemente amministrative e manuali a un ruolo strategico, orientato all'analisi dei dati, alla previsione e al supporto delle decisioni di business.

Il nuovo modello HR richiede competenze sia tecniche (gestione dei sistemi informativi HR; data literacy; change management) sia trasversali (progettazione dell'employee experience; leadership intergenerazionale; agilità; innovazione).

Una delle chiavi del successo di MAGROUP è l'investimento costante in innovazione e ricerca & sviluppo, che ha permesso di mantenere competenze verticali nel settore dei sistemi di atterraggio, un segmento ad alta barriera all'ingresso. L'approccio integrato alla progettazione e produzione consente un elevato controllo sulla qualità dei prodotti e un forte posizionamento competitivo.

L'innovazione è concepita come fattore abilitante delle ambizioni aziendali e di quelle dei clienti. In questa prospettiva, la tecnologia non è un fine ma uno strumento per sostenere l'evoluzione organizzativa, industriale e culturale.

Inoltre, il gruppo è coinvolto in programmi avanzati di mobilità aerea, collaborando con partner internazionali su tecnologie per velivoli elettrici e a basse emissioni, quali accordi con startup di eVTOL (veicoli elettrici con decollo verticale), rafforzando la sua presenza nei mercati emergenti dell'aerospazio.

La trasformazione digitale in MAGROUP è rappresentata come un processo sistemico che coinvolge tecnologie, persone e cultura.

L'azienda ha progettato un ecosistema digitale integrato che pone le persone al centro del sistema organizzativo; esso offre: una visione unificata del percorso del dipendente; un'esperienza utente semplice e accessibile; strumenti di supporto alla gestione, allo sviluppo e all'engagement.

§4. Implementazione dell'Intelligenza Artificiale nella Gestione delle Risorse Umane

Nel 2024 è stato avviato il percorso di adozione di SAP S/4HANA. Essa rappresenta un'infrastruttura tecnologica di grado molto avanzato messa a disposizione per l'intero gruppo Magnaghi.

SAP S/4HANA è una piattaforma comune per produzione, qualità e funzioni di staff. Il go-live è stato accompagnato da iniziative strutturate di comunicazione e formazione, finalizzate a garantire il coinvolgimento attivo e la preparazione delle persone.

L'identità aziendale si rafforza attraverso strumenti digitali di ascolto e comunicazione: survey di clima organizzativo; feedback continui; focus group. Tali strumenti sono finalizzati a comprendere i bisogni delle persone, migliorare la collaborazione e sostenere il benessere organizzativo e rappresenta il contesto di quello che si definisce "employee experience".

Parallelamente, la comunicazione interna ed esterna (intranet; social media; employer branding) contribuisce a consolidare il senso di appartenenza, la reputazione del brand e l'attrattiva dell'azienda come datore di lavoro.

L'identità aziendale di MAGROUP può essere letta in modo coerente attraverso il richiamo a consolidati framework teorici di Change Management, trasformazione della funzione HR (HR Transformation) e organizzazione digitale (Digital Organization). Questi modelli teorici emergono implicitamente nelle pratiche, nei linguaggi e nelle traiettorie di sviluppo descritte.

Il percorso di trasformazione delineato da MAGROUP risulta allineato ai modelli classici di Change Management inteso come processo strutturato. In particolare, è possibile ricondurlo sia a modelli sequenziali di gestione del cambiamento sui fronti di: impostazione di visione; preparazione dell'organizzazione; implementazione; consolidamento e valutazione; sia ad approcci che pongono al centro il coinvolgimento degli stakeholder e la costruzione di consenso.

In definitiva, le fasi di costruzione della strategia; l'ascolto delle persone; la progettazione delle soluzioni; l'implementazione degli strumenti; il monitoraggio

degli effetti richiamano in modo coerente framework teorici classici degli studi organizzativi. La creazione di una visione condivisa, la comunicazione e il consolidamento del cambiamento risultano fattori critici di successo.

In questa prospettiva, il cambiamento non è rappresentato come evento puntuale ma come un processo continuo, fortemente orientato alla dimensione comportamentale e culturale.

Anche l'evoluzione della funzione HR, nella prospettiva dell'azienda in esame, riflette i principali modelli di HR Transformation sviluppati in letteratura.

In particolare, si osserva il passaggio da un ruolo prevalentemente amministrativo e operativo a una funzione strategica, data-driven e orientata alla creazione di valore per il business. Il comparto HR diventa un vero e proprio partner strategico.

Tale trasformazione è coerente con i modelli che identificano l'HR come strategic partner; change agent; employee champion; administrative expert.

L'introduzione di HR analytics; People Analytics; modelli di competenze; programmi di reskilling e upskilling; strumenti digitali di Performance Management confermano una concezione dell'HR come funzione abilitante della competitività organizzativa nel lungo periodo, in linea con le evoluzioni più recenti dei modelli organizzativi.

§5. Ambiti di Applicazione dell'AI nelle HR di MAGROUP

Nel contesto dell'industria aerospaziale, caratterizzata da elevata intensità di conoscenza, requisiti di sicurezza stringenti e scarsità di competenze specialistiche, la gestione del capitale umano rappresenta un fattore critico di successo. Per un gruppo come MAGROUP, con una presenza multinazionale e una forza lavoro altamente qualificata, l'adozione di soluzioni basate su AI nella funzione HR risponde a tre esigenze strategiche principali:

1. Migliorare l'efficienza dei processi HR in contesti produttivi complessi e distribuiti geograficamente;

2. Supportare decisioni data-driven nella selezione, sviluppo e retention dei talenti;
3. Allineare le competenze interne alle traiettorie tecnologiche emergenti (digitalizzazione, mobilità aerea avanzata, eVTOL).

L'implementazione dell'AI nelle risorse umane non è quindi intesa come sostituzione del giudizio umano, ma come strumento di supporto cognitivo per manager e HR business partner.

Talent Acquisition e Workforce Planning

Uno dei primi ambiti di applicazione dell'AI riguarda il reclutamento di profili ad alta specializzazione (ingegneri aeronautici, progettisti di sistemi di atterraggio, tecnici di produzione certificata). In questo contesto, sistemi di AI possono essere utilizzati per:

- Analisi semantica dei cv e matching automatico con le competenze richieste nei diversi programmi aeronautici;
- Previsione dei fabbisogni occupazionali tramite modelli predittivi basati su backlog ordini, programmi OEM e cicli di vita dei prodotti;
- Riduzione dei bias cognitivi nelle prime fasi di screening, aumentando l'equità dei processi di selezione.

Per un gruppo multinazionale come MAGROUP, tali strumenti consentono una maggiore coerenza nelle pratiche di selezione tra le diverse unità operative (Italia, USA, Brasile, UK), preservando al contempo le specificità locali.

Sviluppo delle Competenze e Formazione Avanzata

Un secondo ambito chiave è rappresentato dalla formazione continua, essenziale in un settore soggetto a rapida evoluzione tecnologica e normativa. L'AI può supportare:

- Mappatura dinamica delle competenze presenti nel gruppo, individuando gap rispetto ai requisiti futuri;
- Progettazione di percorsi formativi personalizzati, basati su performance individuali, ruoli e traiettorie di carriera;
- Integrazione con piattaforme di e-learning avanzato, simulazioni digitali e ambienti di training virtuale per attività critiche (es. assemblaggio, manutenzione, certificazione).

Questo approccio è particolarmente rilevante per MAGROUP, dove la trasmissione del know-how tecnico e la combinazione tra competenze artigianali e digitali rappresentano un elemento distintivo del modello produttivo.

Performance Management e Retention dei Talenti

L'AI può inoltre essere impiegata nei sistemi di performance management, attraverso:

- Analisi avanzata di indicatori di produttività, qualità e sicurezza;
- Identificazione precoce di segnali di turnover potenziale o disengagement;
- Supporto alle decisioni su mobilità interna e succession planning per ruoli critici.

In un'industria dove la perdita di competenze-chiave può generare costi elevati e rischi operativi, tali strumenti contribuiscono a rafforzare la resilienza organizzativa del gruppo.

Impatti Organizzativi e Vantaggio Competitivo

L'integrazione dell'AI nella gestione delle risorse umane contribuisce a:

- Rafforzare il vantaggio competitivo basato sulle competenze;
- Migliorare l'attrattività del gruppo verso profili altamente qualificati;
- Sostenere la crescita internazionale senza perdita di controllo organizzativo.

Nel caso di MAGROUP, l'AI nelle HR rappresenta un fattore abilitante della strategia di lungo periodo, più che un obiettivo autonomo di digitalizzazione.

§6. Il Modello organizzativo della MAGROUP

La trasformazione digitale di MAGROUP si configura come un esempio di Digital Organization in cui tecnologia, struttura organizzativa e cultura sono fortemente interconnesse.

L'adozione di un ecosistema digitale integrato e di una piattaforma di gruppo (SAP S/4HANA) riflette i principi dei modelli sociotecnici, secondo cui l'innovazione tecnologica produce valore solo se accompagnata da cambiamenti nei comportamenti, nelle competenze e nei processi organizzativi.

La centralità dell'esperienza dell'utente e l'uso dei dati come risorsa strategica per il processo decisionale risultano coerenti con una visione dell'organizzazione come sistema integrato, in cui struttura, ruoli e tecnologie co-evolvono insieme.

In questa prospettiva, MAGROUP interpreta la digitalizzazione non come automazione fine a sé stessa, ma come leva per riprogettare i processi, supportare nuove forme organizzative e rafforzare integrazione, trasparenza e apprendimento continuo.

Un ulteriore elemento di coerenza teorica emerge nel ruolo attribuito alla leadership. La necessità di gestire sia la complessità tecnologica sia la pluralità generazionale richiama i modelli di leadership trasformativa, orientati al coinvolgimento, alla motivazione e allo sviluppo delle persone.

La leadership è chiamata a operare in un contesto caratterizzato da complessità tecnologica e pluralità generazionale. In tale scenario, il leader assume un ruolo strategico di guida del cambiamento, con particolare attenzione a engagement, motivazione e integrazione delle diverse generazioni presenti in azienda.

Quindi, l'analisi dell'identità aziendale di MAGROUP ci permette di constatare la coerenza, sul piano concettuale, rispetto a consolidati contributi della letteratura sul cambiamento organizzativo, sulla trasformazione della funzione HR e

sull'organizzazione digitale. In particolare, emergono affinità con i seguenti filoni teorici: modelli di Change Management processuale e partecipativo; framework di HR Transformation e Strategic Human Resource Management; teorie di Digital Organization e relative ai sistemi sociotecnici; modelli di leadership trasformativa e intergenerazionale.

L'identità di MAGROUP emerge come quella di un'organizzazione che integra consapevolmente tradizione industriale e modelli avanzati di gestione del cambiamento. La trasformazione digitale, sostenuta da una funzione HR evoluta e da una leadership orientata alle persone, rappresenta un processo culturale e strategico di lungo periodo, pienamente coerente con i più accreditati modelli teorici di riferimento.

Dai dati emergono le seguenti evidenze: il cambiamento è concepito come processo continuo e strutturato; la digitalizzazione è accompagnata da iniziative di formazione, comunicazione e ascolto; la funzione HR agisce come abilitatore strategico della trasformazione; la leadership e la cultura organizzativa sono elementi centrali per la sostenibilità del percorso.

Il valore del case study MAGROUP offre un esempio rilevante di come un'azienda industriale storica possa affrontare la trasformazione digitale valorizzando persone, competenze e cultura, fornendo spunti utili sia per la ricerca accademica sia per la pratica manageriale.

Il caso di MAGROUP rappresenta un interessante esempio di come un'azienda italiana possa utilizzare strategie di innovazione, internazionalizzazione e gestione delle competenze per competere nel settore aerospaziale globale. La sua evoluzione da fornitore locale a player internazionale mostra l'importanza di una visione strategica a lungo termine e di scelte organizzative che favoriscono l'adattamento ai mercati dinamici.

Note di un confronto tra casi nazionali

Per una validazione esterna del modello aziendale, allo scopo di delineare una riflessione metodologica più ampia che ne determini la generalizzabilità, è utile analizzare ulteriori casi aziendali che si sono posti l'obiettivo di rispondere alla digitalizzazione dei servizi, secondo le direttive governative europee e italiane.

Tale ulteriore analisi contribuisce a dare forza al lavoro di ricerca effettuato e si va a collocare su due specifici aspetti critici emersi anche dalla SLR:

1. Il vuoto scientifico legato a pratiche di implementazione dell'AI per la funzione HR;
2. Lo stato dell'allineamento come emerge dal Business Case nel rapporto 2024 dell'Osservatorio HR Innovation Practices del Politecnico di Milano, sugli strumenti e le finalità degli strumenti AI.

Mappatura generale: AI nei progetti HR

Su 22 casi analizzati, circa la metà (10) introduce l'AI come tecnologia abilitante per la gestione HR. Le applicazioni spaziano da:

- Gestione e analisi delle competenze (skill intelligence);
- Recruiting e employer branding;
- Performance management e analytics predittivi;
- Formazione adattiva e upskilling;
- Insights e automazione decisionale.

I restanti casi puntano su digitalizzazione, benessere e cultura organizzativa, senza AI integrata.

Casi con utilizzo esplicito dell'AI

Un confronto sintetico e tematico.

Fonte: propria

Azienda	Ambito HR coinvolto	Ruolo AI	Finalità principale
Sace – Career GPS	Skill mapping, career management	Analisi e aggiornamento automatico delle competenze tramite algoritmi AI	Supporto allo skill-based management, identificazione di gap e suggerimenti di carriera
Leonardo	Formazione, soft skill development	AI e realtà aumentata nel Digital Role Play	Coaching personalizzato, feedback automatico, apprendimento esperienziale
RINA	Employer branding e recruiting	AI e Generative AI nella piattaforma Joinrs	Scrittura di job post ottimizzati e matching candidati-ruolo
Vodafone – Future Skills / Grow with Vodafone	Learning & Development	AI per suggerire corsi e posizioni interne; analisi competenze	Piani formativi personalizzati e upskilling strategico

YNAP	HR operations, help desk, data management	Chatbot e AI conversazionale	Automatizzazione delle richieste HR, knowledge management
Barilla – OneHR	HR data management e analytics	AI potenziale (Intelligence Hub)	Futuro uso per analisi predittiva e automazione dei processi HR
Agos – HR Analytics	Learning analytics e people analytics	Machine Learning per insight data-driven	Valutazione ROI e formazione e mappatura competenze
Sky – Butterfly	Reskilling e workforce planning	Algoritmi di assessment e matching interno	Ricollocamento skill-based – employability data-driven
BPER Banca – BHuman (Progetto Delfi)	Employee experience, supporto utenti	Digital Assistant AI + analytics	Supporto automatizzato, help desk intelligente e HR analytics
Saipem – Digital Augmentation	Formazione tecnica e benessere	AI dentro simulazioni VR e supporto psicologico personalizzato	Training realistico e wellbeing tech-based

Analisi comparata per funzione HR

Learning & Development

- Leonardo, Saipem, Vodafone, Agos, Cofidis, Lamborghini

- AI “predittiva” e “adattiva”
- Leonardo e Saipem implementano AI comportamentale per fornire feedback e simulazioni immersive (digital role play / realtà virtuale)
- Vodafone e Agos usano AI di raccomandazione per personalizzare contenuti e creare percorsi di apprendimento individualizzati
- Risultato comune
- Formazione scalabile, più engagement, insight misurabili (ore erogate, competenze acquisite, ROI)
- Livello di maturità: medio alto

Recruiting ed Employer Branding

- RINA, Gefran, Sky, SACE
- RINA: AI e Generative AI per job description mirate ai bisogni dei candidati; matching algoritmo → maggiore rapidità di selezione
- Sky: utilizza algoritmi di profiling del potenziale per il reskilling interno (AI nell’assessment).
- SACE: AI analizza trend esterni e profili LinkedIn per aggiornare in tempo reale il catalogo competenze e orientare assunzioni (skill-updating automatizzato)
- Gefran: uso più tradizionale (formazione dei selettori con metodologia STAR), senza AI operativa
- Livello di maturità: da sperimentale (Matching, Text generation) ad avanzato (Predictive workforce planning – Sky)

Performance Management e HR Operations

- YNAP, Barilla, Lagardère, BPER
- YNAP: chatbot AI per richieste HR → riduzione ticket del 50%
- Barilla: AI in fase di adozione per data driven decision making

- BPER: digital assistant AI e analytics predittivi per workforce monitoring
- Lagardère: digitalizzazione, ma senza AI (automation tradizionale)
- Livello di maturità: medio, con AI come augmented HR service

People Analytics, Skill Intelligence e Decision Making

- SACE, Agos, Sky, BPER
- Tutte puntano su dati strutturati per decisioni informate su upskilling, reskilling, performance e piani di sviluppo
- Agos e SACE rappresentano casi d’eccellenza: dashboard integrate, analisi gap, modelli predittivi di competenze future (“4B model” di SACE: Build, Buy, Borrow, Bot)

Wellbeing e cultura HR

- Saipem introduce l’AI nel supporto psicologico in realtà virtuale con ambienti personalizzati tramite algoritmi AI
- O I, Marazzi, BCC Iccrea – approccio umano-centrico e culturale ma senza AI

AI, quindi, come estensione tecnologica della cura della persona in ambito digitale.

Livello di maturità AI HR (scala qualitativa)

Fonte: propria

Livello	Caratteristiche	Casi principali
Sperimentale (elementare)	(AI Chatbot, metriche automatiche, algoritmi suggeritori non adattivi)	YNAP, BPER, Barilla

Livello	Caratteristiche	Casi principali
Funzionale (integrata)	(AI Raccomandazioni formative, matching candidati, KPI autodidattici)	SACE, RINA, Agos, Vodafone, Sky
Avanzato esperienziale predittiva)	(AI Realtà virtuale con AI, feedback o conversazionale, skill intelligence dinamica)	Leonardo, Saipem
Ispirazionale culturale)	(AI Vision di applicazione futura, uso dei dati per cultura data-driven)	Barilla, Sky, BPER

Trend comuni

1. Shift da processi “role based” a “skill based”

→ AI usata per leggere, mappare e aggiornare competenze in tempo reale (SACE, Sky, Agos).

2. Autonomia e self service intelligente

→ chatbot e digital assistant (YNAP, BPER, Barilla) liberano risorse HR operative.

3. Decisioni HR data driven

→ analisi predittiva per formazione, performance e allocazione risorse.

4. Formazione esperienziale e immersiva

→ AI + VR per riflettere sul comportamento e migliorare learning efficiency.

5. Benessere aumentato

→ AI al servizio della cura psicologica (Saipem), aprendo la frontiera delle “HR Tech for wellbeing”.

Considerazioni conclusive

Aspetto	Impatto sull'HR moderno
Efficienza	Automazione processi (YNAP, BPER, Barilla) riduce costi e tempi e libera risorse per strategia.
Personalizzazione	L'AI consente un HR "a misura di persona", con percorsi di sviluppo e formazione individuali (Vodafone, Agos, Leonardo).
People Insight e strategia	Data Analytics predittiva migliora pianificazione della forza lavoro e retention (SACE, Sky).
Nuova cultura HR	L'AI spinge il passaggio a un modello decisionale basato sui dati e sull'adattamento continuo delle competenze.

L'AI spinge il passaggio a un modello decisionale basato sui dati e sull'adattamento continuo delle competenze.

L'AI non è più solo una tecnologia abilitante, ma diventa il motore di un nuovo paradigma di People Management, centrato su:

- dati, competenze e personalizzazione (SACE, Agos, Vodafone);
- esperienza immersiva e benessere aumentato (Leonardo, Saipem);
- efficienza e automazione diffusa (YNAP, BPER, Barilla).

Il 2025 segna, quindi, la maturazione dell'AI come leva strategica HR: da strumento operativo a partner cognitivo per decisioni consapevoli nella gestione delle persone.

Confronto con MAGROUP e Conclusioni

Gli elementi comuni possono essere rappresentati in questa logica: centralità delle persone e dell'employee experience; digitalizzazione dei processi HR; approccio data-driven e HR Analytics; focus su competenze, upskilling e reskilling; integrazione di AI e tecnologie avanzate; Change Management e cultura del

cambiamento; ruolo strategico della leadership e dei manager; cultura digitale e nuovi modi di lavorare; comunicazione, employer branding e identità.

Rispetto all'elemento comune relativo all'importanza delle persone in organizzazione e dell'employee experience, è importante osservare che tutti i Business Case, incluso MAGROUP, pongono le persone al centro della trasformazione, superando una logica puramente amministrativa dell'HR.

In tutti i casi, si riscontra una forte attenzione a fenomeni come: engagement; benessere; motivazione; ascolto continuo; valorizzazione del potenziale individuale.

In MAGROUP, l'espressione "To place people at the heart of our organization" e l'utilizzo di strumenti di ascolto (survey; focus group; feedback continui) rappresentano caratteri chiari della centralità della persona nei processi organizzativi. L'employee journey supportata da strumenti digitali integrati rappresenta un chiaro segno delle logiche organizzative del gruppo.

Il miglioramento dell'employee experience è al centro di aziende come Lagardère; Barilla; Saipem; Marazzi; BCC Iccrea. Insieme a elementi come l'ascolto strutturato delle persone tramite survey; community; feedback digitali esse sono perfettamente in linea con MAGROUP e con le linee dettate dalla Digital Transformation.

Rispetto all'elemento comune relativo alla Digital HR, esso rappresenta un punto nevralgico dei processi organizzativi e non solo un plus tecnologico dell'organizzazione. L'utilizzo di piattaforme integrate per gestire processi-chiave (recruiting; performance; formazione; welfare) è un elemento centrale di condivisione.

MAGROUP utilizza un ecosistema digitale HR integrato; adotta SAP S/4HANA come backbone per processi HR e aziendali; usa un Access gate HR con visione completa del dipendente.

Allo stesso modo, OneHR Barilla, YNAP, WindTre, utilizzano piattaforme HR cloud; in generale, vengono adottati portali dedicati a performance, onboarding, formazione e welfare.

Rispetto all'elemento comune relativo all'approccio data-driven e HR Analytics, tutte le aziende del report, come MAGROUP, utilizza i dati per supportare decisioni strategiche su persone, competenze e performance.

MAGROUP utilizza HR Analytics come asset strategico; l'analisi di performance, engagement, turnover e skill gap rappresenta il cuore operativo dei processi organizzativi.

Allo stesso modo, le aziende del report adottano decisioni basate su dati e indicatori oggettivi oltreché workforce planning e talent management. Per esempio, Agos utilizza HR Analytics per la formazione, mentre Lagardère utilizza l'analisi delle performance.

Rispetto all'elemento comune relativo ai processi di sviluppo delle competenze, di upskilling e reskilling, una nota fondamentale da considerare è il passaggio dal concetto di ruolo statico a quello di competenze dinamiche. Tutte le aziende in esame investono in maniera significativa sullo sviluppo continuo; sui processi di reskilling e upskilling.

MAGROUP adotta un modello di competenze; i processi di upskilling, reskilling e redeployment sono concepiti come vere e proprie leve strategiche. Le piattaforme digitali di learning rappresentano gli strumenti di formazione delle risorse interne.

SACE, Gefran, Vodafone, Sky utilizzano modelli di competenze; aziende come Cofidis; Allianz; Leonardo; usano Academy digitali e percorsi personalizzati per la formazione delle risorse.

Rispetto all'elemento comune relativo all'integrazione in organizzazione di strumenti di AI e tecnologie avanzate, l'AI è utilizzata come supporto ai processi HR ma non sostituisce la componente umana.

In MAGROUP, l'AI è usata soprattutto in una fase specifica del recruiting ossia in first screening; in generale vengono usate People Analytics e decision-making intelligente.

Sono utilizzati: strumenti AI per recruiting; strumenti AI per employer branding e formazione (RINA; Leonardo; Vodafone); algoritmi di matching competenze e suggerimenti di sviluppo (SACE).

Rispetto all'elemento comune che concerne la cultura del cambiamento, la trasformazione HR è accompagnata da iniziative strutturate di Change Management. Inoltre, l'importanza di comunicazione; coinvolgimento; sponsorship della leadership sono elementi determinanti in questo contesto.

In MAGROUP, il modello di Change Management è strutturato e composto da cinque fasi; inoltre, stakeholder engagement; comunicazione; formazione; monitoraggio sono caratteristiche ineludibili.

In quasi tutti i casi del report i progetti sono accompagnati da piani di comunicazione ed elementi di Change Management. Un elemento presente è il coinvolgimento di manager e ambassador interni in piani di Change Management.

Rispetto all'elemento comune che concerne il ruolo strategico della leadership, i manager rappresentano gli attori centrali della trasformazione HR.

In MAGROUP, la leadership rappresenta un pilastro fondamentale per i processi di engagement, per la cultura digitale e per l'integrazione generazionale.

Nei casi aziendali esaminati dal report, i manager sono coinvolti in performance management, nei processi di recruiting; nello sviluppo delle competenze (Gefran; Lagardère; Cofidis).

Rispetto all'elemento comune della cultura digitale e delle nuove forme di lavoro, la promozione di una cultura digitale diffusa e di nuovi modelli organizzativi (forme ibride di lavoro e cooperazione; flessibilità) sono note-chiave in organizzazione.

In MAGROUP si riscontra un elemento di promozione della Digital Culture; inoltre, si riscontrano forme di supporto a flessibilità e nuove forme di prestazione.

Hybrid work, smart collaboration, piattaforme collaborative si riscontrano in aziende come Cofidis; Saipem; Sky.

Rispetto all'elemento comune relativo alla comunicazione, all'employer branding e all'identità, la comunicazione interna ed esterna all'organizzazione rappresenta un incentivo importante di sviluppo per l'engagement e per l'attrattività.

In MAGROUP sono presenti elementi come: intranet; social strategy; employer branding; comunicazione trasparente della trasformazione.

Nei Business Case del report dell'Osservatorio sono presenti elementi come: comunicazione continua dei progetti HR; valori aziendali; employer branding digitale (RINA).

In definitiva MAGROUP si allinea pienamente ai principali trend e ai driver comuni emersi nei Business Case HR del report 2024 dell'Osservatorio, condividendo: visione people-centric; digitalizzazione integrata; uso strategico dei dati; focus sulle competenze; AI come abilitatore; Change Management strutturato; leadership come mediana per una cultura in organizzazione.

Dall'analisi comparata del caso MAGROUP e dei Business Case HR di RINA, Ferrovie, SACE, Leonardo, SKY e Vodafone emerge una convergenza significativa verso un modello di gestione delle risorse umane evoluto, strategico e fortemente orientato alle persone. Pur operando in settori diversi e con dimensioni organizzative eterogenee, tutte le realtà analizzate condividono una visione dell'HR come funzione determinante della trasformazione organizzativa e del vantaggio competitivo.

Un primo elemento di forte confluenza riguarda la centralità delle persone.

In tutti i casi, l'HR è chiamata a superare un ruolo prevalentemente amministrativo per assumere una funzione di partner del business, focalizzata sull'employee experience, sull'engagement e sulla valorizzazione del capitale umano. MAGROUP, così come RINA, Leonardo, Vodafone, SKY, SACE e Ferrovie, considera le persone non solo come risorsa operativa ma come fattore-chiave di sostenibilità e innovazione nel medio-lungo periodo.

Un secondo ambito di forte comunanza è rappresentato dalla digitalizzazione dei processi HR.

Tutte le organizzazioni analizzate hanno intrapreso percorsi di Digital HR, adottando piattaforme integrate e soluzioni cloud per la gestione del ciclo di vita del dipendente. In MAGROUP, l'ecosistema HR digitale integrato con SAP S/4HANA svolge una funzione analoga a quella delle piattaforme HR adottate nei casi Leonardo, Vodafone, SKY, SACE e Ferrovie: semplificare i processi; migliorare l'esperienza utente; garantire maggiore efficienza e tracciabilità. Il digitale emerge, dunque, come infrastruttura abilitante, più che come fine in sé.

Un ulteriore elemento comune riguarda la centralità delle competenze.

In tutti i casi analizzati si osserva un chiaro spostamento dal concetto tradizionale di ruolo a quello di competenza, con un'attenzione crescente ai temi di upskilling e reskilling. MAGROUP adotta un modello di competenze che trova piena coerenza con gli approcci di Leonardo, SACE, Vodafone, RINA, SKY e Ferrovie, dove la gestione dinamica delle competenze diventa essenziale per affrontare contesti tecnologici e di mercato in rapida evoluzione. La competenza è, quindi, interpretata come asset strategico e il presupposto della occupabilità futura.

Coerentemente con questa impostazione, la formazione continua rappresenta un ulteriore denominatore comune.

Tutte le organizzazioni analizzate investono in sistemi di learning digitale e in academy interne, promuovendo logiche di apprendimento permanente. Anche in questo caso, MAGROUP si colloca in linea con le best practice osservate nei casi Vodafone, Leonardo, SKY, SACE e RINA, dove il learning è sempre più personalizzato, flessibile e integrato con i percorsi di sviluppo professionale.

Un altro elemento di affinità rilevante è l'adozione di un approccio data-driven alla gestione delle persone.

L'utilizzo di HR Analytics e KPI per supportare decisioni su performance, engagement, formazione e workforce planning è trasversale a tutti i casi analizzati. MAGROUP, così come Leonardo, Vodafone, SACE, RINA, SKY e Ferrovie, utilizza i dati HR non solo a fini del monitoraggio, ma come strumento di supporto alle decisioni strategiche, rafforzando il ruolo dell'HR come funzione analitica e predittiva.

In questo contesto si inserisce anche l'uso crescente dell'AI nei processi HR.

In tutti i casi, l'AI viene impiegata come strumento di supporto – in particolare nel recruiting, nel matching delle competenze e nella formazione – senza sostituire il contributo umano. L'approccio adottato da MAGROUP è pienamente coerente con quello osservato nei casi Leonardo, Vodafone, SACE, RINA e SKY, confermando una visione dell'AI come il motore di qualità decisionale ed efficienza.

Un ulteriore tratto di corrispondenza riguarda l'attenzione al Change Management e alla dimensione culturale della trasformazione.

Tutti i progetti HR analizzati sono accompagnati da iniziative strutturate di comunicazione, coinvolgimento e accompagnamento delle persone. In questo senso, il modello di Change Management adottato da MAGROUP si inserisce in una logica condivisa anche da Ferrovie, Leonardo, Vodafone, SACE, SKY e RINA, dove la trasformazione tecnologica è sempre affiancata da un lavoro sulla cultura organizzativa.

Infine, emerge in modo trasversale il ruolo centrale della leadership e dei manager. In tutte le organizzazioni considerate, i manager sono chiamati ad assumere un ruolo attivo nello sviluppo delle persone, nel feedback continuo e nella diffusione dei nuovi modelli HR. Allo stesso modo, l'attenzione all'employee experience e ai sistemi di ascolto continuo rappresentano un elemento confluyente, a conferma di una crescente sensibilità verso il benessere, l'engagement e la retention.

Nel complesso, l'analisi mette in luce quanto segue: MAGROUP condivide con RINA, Ferrovie, SACE, Leonardo, SKY e Vodafone un insieme coerente di principi e pratiche HR avanzate. Le convergenze riguardano: la visione strategica dell'HR; la digitalizzazione; la centralità delle competenze; l'uso dei dati e dell'AI; l'attenzione alla cultura e alla leadership. Ciò conferma l'esistenza di un modello HR evoluto e trasversale, applicabile a contesti organizzativi differenti ma accomunati dalla necessità di affrontare la complessità e l'incertezza dei contesti contemporanei.

V CAPITOLO

§1. Osservazioni preliminari

L'analisi condotta consente di delineare un quadro complesso e articolato dell'AI come fenomeno tecnologico, organizzativo e sociale.

L'AI si manifesta non più come una forma di tecnologia emergente o sperimentale bensì come un'infrastruttura sistemica ormai integrata nei processi produttivi e decisionali delle organizzazioni contemporanee. La sua diffusione capillare, sostenuta da investimenti crescenti e da una drastica riduzione dei costi di utilizzo, ne fa una condizione necessaria di competitività, pur in presenza di benefici economici ancora parziali e disomogenei.

Uno snodo teorico centrale dell'analisi riguarda il ML; esso costituisce il fulcro della trattazione sull'AI. Nella quasi totalità dei contesti considerati – dalla ricerca scientifica alle applicazioni aziendali – parlare di AI equivale, di fatto, a parlare di sistemi di apprendimento automatico e delle sue evoluzioni più recenti. Ne consegue che le potenzialità, i limiti e le criticità attribuite all'AI devono essere ricondotte strutturalmente alle caratteristiche proprie del ML: dipendenza dai dati, opacità dei modelli, trade-off tra prestazioni ed equità.

Dal punto di vista organizzativo, l'AI si configura prevalentemente come tecnologia di augmentation piuttosto che di sostituzione del lavoro umano. I benefici più significativi si manifestano nel supporto alle attività cognitive, nell'aumento della produttività individuale e nel miglioramento della qualità del lavoro, soprattutto quando i sistemi di AI sono integrati come strumenti di supporto decisionale. Tuttavia, tali effetti positivi non sono automatici, ma dipendono dalla capacità delle organizzazioni di integrare l'AI nei propri processi, di sviluppare competenze adeguate e di governarne l'uso in modo consapevole.

Un elemento critico che attraversa l'intero lavoro riguarda la questione dei bias algoritmici. L'analisi mostra come i bias non possano essere interpretati come anomalie occasionali o errori correggibili in via definitiva, bensì come proprietà strutturali dei sistemi di ML, derivanti dall'apprendimento statistico di regolarità

presenti nei dati di addestramento. In questo senso, l'aumento della scala dei modelli – in termini di dati, parametri e potenza di calcolo – non garantisce una riduzione delle distorsioni e può, invece, in alcuni casi, contribuire a rafforzarle.

La mitigazione dei bias emerge, pertanto, come una sfida multidimensionale. Sebbene il ML fornisca strumenti efficaci per l'individuazione e la misurazione delle disparità, esso risulta insufficiente come soluzione autonoma. Le tecniche di bias mitigation presentano limiti strutturali, legati alla non standardizzazione delle definizioni di equità, ai trade-off con le prestazioni e all'opacità dei modelli complessi. Ne deriva che la riduzione delle discriminazioni non può essere affidata esclusivamente a interventi tecnici, ma richiede un'integrazione tra approcci tecnologici, governance organizzativa e responsabilità etica.

In questo quadro si colloca una frattura significativa tra avanzamento scientifico e implementazione industriale. Mentre la ricerca accademica sviluppa metodologie sempre più sofisticate per la valutazione dei rischi, le pratiche di Responsible AI risultano ancora scarsamente diffuse nelle organizzazioni. L'adozione dell'AI procede più rapidamente della costruzione di sistemi di controllo, accountability e valutazione etica, generando un'asimmetria che espone le imprese a rischi non solo tecnici, ma anche sociali e reputazionali.

Nel complesso, il lavoro evidenzia come l'AI non possa essere né compresa né governata unicamente come tecnologia. Essa si configura, piuttosto, come un fenomeno socio-tecnico, il cui impatto dipende dall'interazione tra modelli di ML, dati, contesti organizzativi e scelte di governance. L'efficacia e la legittimità dell'AI nei processi decisionali aziendali richiedono, dunque, un approccio integrato, capace di coniugare innovazione tecnologica, responsabilità organizzativa ed equità. Solo in questa prospettiva l'AI può tradursi da fattore di rischio a presupposto per la creazione di valore.

§2. Implicazioni relative al *Gender Gap*

L'analisi sviluppata nel presente lavoro consente di interpretare l'AI come una trasformazione strutturale dei sistemi organizzativi, e, in particolare, dei processi di

gestione delle risorse umane. L'AI non si configura più come tecnologia sperimentale o marginale, ma come un'infrastruttura socio-tecnica sempre più integrata nelle pratiche decisionali aziendali, incluse quelle relative alla selezione del personale, alla valutazione delle performance e alla gestione dei percorsi di carriera. In questo senso, l'adozione dell'AI nei processi HR rappresenta una delle aree a più alto impatto organizzativo e sociale.

I sistemi di AI impiegati nei processi HR – dai sistemi di screening dei curricula agli strumenti di People Analytics – sono basati prevalentemente su modelli di apprendimento automatico. Ne deriva che le logiche decisionali che influenzano l'accesso al lavoro, la valutazione delle competenze e la permanenza nell'organizzazione non sono neutre, ma riflettono le regolarità statistiche apprese dai dati storici. Poiché tali dati incorporano spesso disuguaglianze pregresse, il rischio di riproduzione e amplificazione delle discriminazioni, in particolare quella relativa al genere, emerge come una criticità strutturale.

Dal punto di vista organizzativo, l'AI nei processi HR è presentata prevalentemente come tecnologia di augmentation, in grado di supportare le decisioni umane attraverso l'analisi di grandi volumi di dati.

Tuttavia, proprio nei contesti in cui l'AI assume una funzione di supporto decisionale, si manifesta una tensione rilevante: l'apparente oggettività degli output algoritmici tende a rafforzarne l'autorità epistemica, riducendo la propensione alla contestazione critica da parte dei decisori umani. Questo fenomeno è particolarmente problematico nei processi HR, nei quali le decisioni hanno un impatto diretto sulle opportunità individuali e sui percorsi professionali, soprattutto per i gruppi storicamente sottorappresentati.

La questione dei bias algoritmici assume, in tale contesto, una rilevanza centrale. L'analisi mostra come i bias non possano essere considerati errori occasionali o deviazioni accidentali ma proprietà emergenti dei sistemi di ML. Nei processi di selezione e valutazione del personale, i modelli apprendono dai dati di addestramento pattern che riflettono pratiche organizzative storicamente sbilanciate, come la sotto-rappresentazione femminile in ruoli tecnici o manageriali. L'aumento della scala dei modelli – in termini di dati e complessità – non solo non

garantisce una riduzione delle discriminazioni, ma può contribuire a renderle meno visibili e più difficili da individuare.

La mitigazione delle discriminazioni di genere nei sistemi di AI applicati alle risorse umane non può, pertanto, essere affrontata esclusivamente sul piano tecnico. Sebbene il ML fornisca strumenti utili per l'identificazione e la misurazione delle disparità di trattamento, tali strumenti risultano insufficienti in assenza di una chiara governance organizzativa.

Le pratiche di bias mitigation evidenziano limiti significativi, legati alla mancanza di definizioni univoche di equità, ai trade-off tra performance e fairness e all'opacità dei modelli di larga scala. In ambito HR, queste criticità si traducono nel rischio di decisioni formalmente coerenti ma sostanzialmente discriminatorie.

Nel corso della ricerca è emerso, inoltre, una frattura tra l'avanzamento della ricerca scientifica e le pratiche di implementazione nelle organizzazioni. Mentre la letteratura propone strumenti sempre più sofisticati per valutare l'equità algoritmica, tali pratiche risultano ancora poco diffuse nei contesti aziendali, in particolare nei comparti HR. L'adozione dell'AI nei processi di gestione del personale procede più rapidamente rispetto allo sviluppo di sistemi di controllo, auditing e responsabilità, generando una asimmetria che espone le organizzazioni a rischi etici, legali e reputazionali.

In conclusione, l'AI applicata ai processi di HRM non può essere interpretata come una soluzione neutrale o oggettiva ai problemi decisionali. Essa rappresenta, invece, un amplificatore delle logiche organizzative preesistenti, capace tanto di migliorare l'efficienza quanto di cristallizzare disuguaglianze strutturali, in particolare quelle di genere.

La legittimità dell'uso dell'AI in ambito HR dipende, quindi, dalla capacità delle organizzazioni di integrare competenze tecniche, consapevolezza critica e responsabilità decisionale. Solo un approccio che coniughi innovazione tecnologica, governance e attenzione all'equità può consentire all'AI di diventare uno strumento di inclusione anziché un meccanismo di riproduzione delle discriminazioni.

§3. Conclusioni

Cosa emerge dalla letteratura critica sul gender bias nei sistemi di selezione algoritmica?

L'analisi bibliometrica mostra una convergenza crescente tra tre ambiti di ricerca: Artificial Intelligence, Human Resource Management ed etica/equità. In questo spazio di intersezione, il tema del gender bias emerge come nodo critico, soprattutto nei processi decisionali ad alto impatto come il recruiting e la selezione del personale.

I cluster individuati evidenziano che il ML è studiato simultaneamente come driver di efficienza e come potenziale amplificatore di disuguaglianze. L'equità algoritmica e l'accountability sono temi trasversali, ma ancora secondari rispetto agli studi focalizzati su performance e produttività; il gender gap è prevalentemente trattato come rischio emergente, più che come variabile strutturale dei modelli decisionali.

Dalla revisione sistematica e dall'analisi di contenuto degli articoli selezionati emergono alcune significative osservazioni.

I sistemi di selezione basati su ML non sono neutrali. Gli algoritmi apprendono da dati storici che riflettono squilibri di genere presenti nei mercati del lavoro. Nei processi di recruiting, ciò si traduce nel rischio di penalizzare candidature femminili o profili non conformi ai pattern dominanti, soprattutto in settori tecnici e STEM.

Il bias di genere è strutturale, non accidentale.

La letteratura sottolinea che il gender bias non deriva da errori di programmazione isolati, ma dall'interazione tra dati, modelli e contesto d'uso. L'aumento della scala dei modelli non elimina automaticamente le discriminazioni ma può, anzi, renderle meno visibili.

Le soluzioni tecniche sono necessarie ma insufficienti.

Approcci come il riequilibrio dei dataset o le metriche di fairness migliorano la misurabilità del bias, ma non risolvono le radici sociali e organizzative del gender gap. La letteratura insiste sulla necessità di integrare governance, auditing e responsabilità umana nei processi HR.

Nei sistemi di selezione algoritmica, l'apparente oggettività dell'AI tende a ridurre il controllo critico dei recruiter, aumentando il rischio che decisioni discriminatorie vengano accettate come tecnicamente legittime. È importante, quindi, tenere in considerazione la fallibilità dei processi automatici rispetto agli output, soprattutto in considerazione della viziosità dei dati a processo.

Cosa emerge dai casi aziendali?

Rispetto al caso aziendale MAGROUP e agli altri casi analizzati, l'AI viene utilizzata principalmente come strumento di supporto nei processi HR: recruiting; matching delle competenze; formazione e workforce planning. L'AI non sostituisce il giudizio umano ma lo affianca all'interno di ecosistemi digitali integrati.

Tuttavia, dai casi emerge quanto segue.

L'attenzione, a livello organizzativo, è rivolta prevalentemente a efficienza, tracciabilità e qualità decisionale; il tema del gender bias non è sempre affrontato in modo esplicito e sistematico nei modelli di selezione.

A dire che la mitigazione delle discriminazioni è più spesso affidata a pratiche culturali e organizzative che a controlli algoritmici formalizzati.

Nel caso specifico di MAGROUP, l'adozione dell'AI si inserisce in una visione HR integrata e human-centered, coerente con le best practice osservate in grandi gruppi come Leonardo, Vodafone e SACE.

In relazione al tema del gender gap, l'AI è utilizzata in modo complementare al ruolo dei recruiter; la gestione dell'equità di genere è affrontata principalmente attraverso cultura organizzativa, leadership e modelli di competenza, più che attraverso metriche di fairness algoritmica esplicite.

Questo posizionamento riduce il rischio di automatizzazione cieca, ma espone l'organizzazione a una asimmetria rispetto alle raccomandazioni della letteratura, che enfatizza la necessità di audit e monitoraggio continuo dei modelli ML.

Sulla corrispondenza tra la letteratura scientifica e le applicazioni del ML, rispetto alla questione del gender gap, è emerso quanto segue: dal confronto tra gli sviluppi recenti della letteratura critica e le implementazioni dei sistemi di AI nei casi aziendali si specificano diversi livelli di correlatività.

Sia a livello di ricerca scientifica sia a livello di implementazioni AI, è riconosciuto il potenziale dell'AI come strumento di supporto e sostegno alle decisioni umane.

È condivisa l'idea che l'AI possa migliorare la qualità decisionale solo se inserita in un framework organizzativo consapevole.

Nei casi aziendali, come in letteratura, si riscontra una centralità del ruolo della governance HR e della leadership.

Si possono, altresì, individuare dei punti di divergenza.

La letteratura pone la questione dei gender bias come un problema strutturale e prioritario; nei casi aziendali esso appare spesso implicito o marginale.

Le pratiche di fairness algoritmica raccomandate (audit; metriche di equità; validazione continua) sono poco visibili nelle applicazioni reali.

La letteratura critica evidenzia che il ML tende a replicare il gender gap esistente, mentre le organizzazioni – incluso MAGROUP – interpretano l'AI prevalentemente come presupposto di efficienza, affidando la gestione delle discriminazioni alle dimensioni culturali e manageriali.

Nel complesso, il lavoro mette in luce il fatto che esiste una corrispondenza parziale e incompleta tra letteratura e pratica. Mentre la ricerca accademica riconosce il gender bias come rischio strutturale dei sistemi di selezione algoritmica, le applicazioni aziendali tendono a sottovalutarne la dimensione tecnica, privilegiando approcci organizzativi e culturali. Il caso MAGROUP rappresenta un esempio virtuoso di uso prudente dell'AI, ma al tempo stesso evidenzia la necessità di un ulteriore allineamento con le indicazioni della letteratura critica, soprattutto

in termini di monitoraggio esplicito del gender gap nei sistemi ML applicati al recruitment.

Dalla letteratura passata al vaglio critico non emerge un lavoro sistematico e consolidato sulla determinazione di nuove tecniche di ML specificamente progettate per contrastare il gender gap. Quello che emerge è piuttosto un quadro frammentato, esplorativo e ancora fortemente dipendente da approcci adattivi.

Dalla content analysis degli articoli selezionati risulta che la maggior parte dei contributi non propone nuovi algoritmi di ML progettati *ex novo* per la riduzione del gender gap; utilizza, invece, modelli ML standard (classificatori; modelli predittivi; sistemi di ranking) a cui vengono applicati: interventi sui dati (riequilibrio, preprocessing); metriche di fairness; vincoli etici o correttivi *ex post*.

Questo indica che il problema del gender bias viene affrontato a valle del modello, non a monte della sua architettura concettuale.

L'attenzione è rivolta al dato, che assume una centralità tematica rilevante; risulta invece marginale l'innovazione algoritmica.

In particolare, la letteratura attribuisce un ruolo cruciale: alla distribuzione dei dati per genere; alla qualità delle informazioni estratte da cv e piattaforme professionali; alla rappresentatività dei campioni di training.

Il presupposto implicito è che il gender gap sia principalmente un problema di input, più che di struttura del modello. Di conseguenza, il ML viene trattato come strumento tecnicamente neutro, il bias come fenomeno "importato" dal contesto sociale.

Questo approccio riduce lo spazio per una ricerca sistematica su nuove tecniche di apprendimento progettate per l'equità e che riflettano il prospetto semantico del concetto di equità.

Un altro elemento rilevante è che l'equità di genere è raramente posta come obiettivo ottimizzato dal modello; più spesso è trattata come vincolo esterno. A dire che l'equità è un elemento da bilanciare con performance; accuratezza; efficienza.

Questo emerge chiaramente nei contributi che discutono i trade-off tra: performance predittiva; accuratezza; fairness.

Ne deriva che il gender gap non guida la progettazione algoritmica, ma ne rappresenta un limite da contenere, confermando l'assenza di una linea di ricerca sul ML autonoma e sistematica sul tema.

Dall'analisi bibliometrica e qualitativa emerge una asimmetria significativa relativa a ciò: si riscontra un forte sviluppo teorico, etico e normativo (responsabilità; trasparenza; accountability) e un debole sviluppo tecnico-algoritmico specificamente orientato al contrasto del gender gap.

Concetti come “Responsible AI”; “equitech”; “ethical technology” sono nozioni ricorrenti, ma si costituiscono come cornici interpretative.

Il gender gap è trattato come problema socio-organizzativo, non computazionale, la questione è cioè sottovalutata dal punto di vista algoritmico o computazionale.

Nel complesso, si può affermare che la letteratura analizzata riconosce il gender gap come problema strutturale ma lo colloca prevalentemente fuori dal perimetro dell'innovazione algoritmica.

Il ML viene concepito come un valido strumento di supporto, come amplificatore o mitigatore di dinamiche esistenti; tuttavia, non rappresenta un campo autonomo di progettazione per l'equità di genere.

Questa impostazione spiega anche perché, nei casi aziendali come nel caso MAGROUP, la questione della mitigazione del gender gap venga riferita alla cultura organizzativa; alla leadership; alla governance HR; piuttosto che a soluzioni ML dedicate.

Dunque, dall'analisi della letteratura non emerge una ricerca sistematica volta allo sviluppo di nuove tecniche di ML intrinsecamente orientate alla riduzione del gender gap. Il contributo del ML si colloca prevalentemente in una logica correttiva, adattiva e strumentale, mentre la responsabilità del contrasto alle discriminazioni viene spostata sul piano organizzativo, etico e gestionale. Questo scollamento tra

ambizione normativa e innovazione tecnica rappresenta uno dei principali limiti della letteratura attuale e apre uno spazio di ricerca ancora largamente inesplorato.

Quale Research Gap si può individuare, sul fronte della letteratura scientifica?

L'analisi della letteratura evidenzia un significativo divario tra la crescente attenzione teorica al problema del gender bias nei sistemi di selezione basati su Intelligenza Artificiale e lo sviluppo effettivo di soluzioni di Machine Learning specificamente progettate per contrastare il gender gap. Sebbene il tema dell'equità algoritmica occupi uno spazio sempre più rilevante nel dibattito accademico, non emerge un filone di ricerca sistematico orientato alla definizione di nuove tecniche di apprendimento automatico intrinsecamente sensibili alle disuguaglianze di genere.

La maggior parte dei contributi analizzati adotta un approccio correttivo, applicando interventi *ex post* a modelli di Machine Learning standard. Tali interventi si concentrano prevalentemente sul preprocessing dei dati, sull'introduzione di metriche di fairness o sull'applicazione di vincoli etici e normativi ai processi decisionali algoritmici. Questo orientamento suggerisce che il gender bias venga trattato come un problema derivante dai dati o dall'uso organizzativo dei sistemi anziché come una criticità strutturale incorporata nella progettazione degli algoritmi stessi.

Un ulteriore elemento di gap riguarda la centralità attribuita ai dati rispetto all'innovazione algoritmica. La letteratura tende a interpretare il gender gap come conseguenza di dataset storicamente sbilanciati, assumendo implicitamente la neutralità del ML come tecnica. Tale impostazione limita l'esplorazione di modelli di apprendimento concepiti fin dall'origine per incorporare obiettivi di equità, relegando la fairness a vincolo esterno da bilanciare con le prestazioni predittive anziché a dimensione costitutiva del processo di apprendimento.

L'analisi bibliometrica e la content analysis mostrano, inoltre, una marcata asimmetria tra sviluppo concettuale e sviluppo tecnico. Concetti quali "Responsible AI"; "trasparenza"; "accountability"; "equità di genere" sono ampiamente discussi sul piano teorico e normativo, ma raramente si traducono in proposte

metodologiche innovative sul piano algoritmico. Ne deriva una letteratura ricca di chiavi di lettura e raccomandazioni di policy, ma povera di contributi che avanzino soluzioni computazionali nuove e replicabili.

Questa dissociazione si riflette anche nella distanza tra ricerca accademica e pratiche organizzative. Nei contesti applicativi, inclusi i casi aziendali analizzati, la mitigazione del gender gap nei sistemi di selezione algoritmica viene affidata prevalentemente a strumenti di governance HR, a interventi culturali e a forme di supervisione umana invece che a modelli di ML progettati per ridurre attivamente le discriminazioni. La mancanza di soluzioni tecniche dedicate contribuisce a rafforzare l'idea che il gender bias sia principalmente un problema socio-organizzativo, piuttosto che una sfida computazionale.

In sintesi, il principale research gap individuato riguarda l'assenza di un approccio integrato che coniughi innovazione algoritmica ed equità di genere. La letteratura attuale riconosce il problema del gender gap e ne analizza le implicazioni etiche e organizzative ma non sviluppa in modo sistematico tecniche di ML capaci di affrontarlo come obiettivo primario. Questo vuoto apre uno spazio di ricerca rilevante per studi futuri, orientati alla progettazione di modelli di selezione algoritmica che incorporino l'equità di genere non come vincolo accessorio ma come principio fondante del processo decisionale.

Alla luce di quanto affermato, le domande di ricerca poste possono considerarsi verificate in modo critico e problematizzante ovvero producono risultati chiari ma anche riflessioni su limiti, condizioni e ambiguità che rafforzano il valore scientifico del lavoro.

Q1. Qual è l'impatto dell'AI nell'HRM?

Dall'analisi emerge in modo consistente che l'AI ha un impatto significativo e strutturale sull'HRM, sia nella letteratura scientifica sia nei casi aziendali.

L'AI è utilizzata prevalentemente come strumento di supporto decisionale, non come attore sostitutivo del decisore umano.

I principali ambiti di impatto sono: recruitment e selezione; People Analytics; sviluppo delle competenze; workforce planning.

Nei casi aziendali (MAGROUP incluso), l'AI contribuisce a: migliorare efficienza e tracciabilità; supportare decisioni più informate; ridurre l'asimmetria informativa tra candidati e recruiter.

La domanda è verificata perché emerge un consenso trasversale.

L'AI incide in modo profondo sull'HRM, ma il suo impatto è mediato dal contesto organizzativo, dalle competenze HR e dalla governance.

Non si tratta di una trasformazione automatica bensì di una riorganizzazione socio-tecnica dei processi HR.

Q2. Come si declina la questione dell'equità nell'implementazione dei sistemi di AI, nel recruitment e nello sviluppo delle competenze?

La questione dell'equità emerge chiaramente ma non è declinata in modo uniforme e sistematico.

Sul fronte -recruitment, la letteratura identifica il contesto della selezione come un ambito ad alto rischio di bias di genere.

L'equità è trattata prevalentemente come: rischio da mitigare; vincolo normativo o reputazionale; problema di governance.

Nei casi aziendali non emergono sistemi di selezione completamente automatizzati; quindi, la tutela dell'equità è affidata soprattutto al controllo umano e alla cultura HR.

Sul fronte -sviluppo delle competenze, l'equità è meno problematizzata rispetto al recruitment. L'AI è vista come opportunità di personalizzazione dei percorsi formativi e riduzione di alcune asimmetrie di accesso.

Tuttavia, il tema del gender gap rimane implicito, raramente misurato o monitorato.

La domanda è verificata perché l'equità è riconosciuta come dimensione cruciale ma viene affrontata soprattutto sul piano organizzativo e normativo, non algoritmico.

Q3. In che termini il ML riconduce il problema delle discriminazioni di genere alla questione della correttezza algoritmica?

Questa è la domanda che produce il risultato più interessante perché produce una risposta contro-intuitiva.

La letteratura tende a ricondurre il gender bias a problemi di algorithmic fairness ossia tratta le discriminazioni come esito di dati sbilanciati o modelli opachi.

Tuttavia, la correttezza algoritmica è affrontata tramite approcci correttivi *ex post* ovvero non emergono tecniche di ML progettate originariamente per contrastare il gender gap.

Nei casi aziendali, il problema delle discriminazioni non è trattato come questione computazionale bensì come tema etico e di governance HR.

La domanda è verificata nel senso che il ML tende effettivamente a tradurre il problema delle discriminazioni di genere in termini di correttezza algoritmica ma questa traduzione è riduttiva e incompleta.

Il gender gap viene *sic et simpliciter* definito in termini di bias misurabili, separato dalle sue radici strutturali ossia portato fuori dal contesto organizzativo.

Le domande di ricerca risultano complessivamente verificate ma non producono risposte definitive o risolutive. Al contrario, l'analisi mostra che l'AI e il ML stanno trasformando l'HRM in modo profondo, mentre la questione dell'equità – e in particolare delle discriminazioni di genere – rimane affrontata in modo parziale, ossia o solo sul fronte tecnologico o solo sul fronte organizzativo. Entrambe le trattazioni risultano sostanzialmente limitate da un inquadramento settoriale che solo una prospettiva interdisciplinare può superare.

§4. Implementazioni della ricerca

Research Questions

RQ1 – Livello algoritmico (core Research Gap)

In che misura i modelli di ML attualmente impiegati nei sistemi di selezione del personale incorporano il gender bias come proprietà strutturale del processo di apprendimento, e quali limiti presentano gli approcci correttivi *ex post* nel ridurre il gender gap nei risultati di selezione?

Questa RQ discende direttamente dal gap tra: uso di modelli ML standard; assenza di tecniche progettate originariamente per l'equità di genere.

RQ2 – Fairness come obiettivo vs vincolo

Come cambia l'impatto sul gender gap nei processi di selezione quando l'equità di genere viene trattata come obiettivo primario del modello di ML anziché come vincolo esterno da bilanciare con le performance predittive?

Questa RQ è molto forte sul piano teorico, perché problematizza: l'impostazione dominante della letteratura; il trade-off fairness–performance.

RQ3 – Dati, modelli e contesto organizzativo

Qual è il ruolo relativo dei dati di addestramento, della struttura algoritmica e del contesto organizzativo nella riproduzione o mitigazione del gender bias nei sistemi di selezione basati su ML?

Questa RQ consente di: evitare una visione data-centric esclusiva; integrare dimensione tecnica e organizzativa.

RQ4 – Scarto tra letteratura e pratica

In che misura le raccomandazioni della letteratura critica sul gender bias nei sistemi di selezione algoritmica trovano applicazione nei contesti aziendali, e quali fattori organizzativi ne ostacolano o facilitano l'implementazione?

Questa RQ è ideale per: collegare teoria e casi aziendali (es. MAGROUP); discutere il gap tra ricerca e pratica.

RQ5 – Governance e responsabilità decisionale

In che modo i modelli di governance HR influenzano l'uso e l'interpretazione dei sistemi di selezione basati su ML, e quale impatto hanno sulla capacità di individuare e contrastare il gender bias?

Questa RQ è centrata su: responsabilità umana; rischio di delega decisionale all'algoritmo.

RQ6 – Prospettiva esplorativa

È possibile concepire sistemi di selezione algoritmica che non si limitino a mitigare il gender bias, ma che contribuiscano attivamente alla riduzione del gender gap nelle organizzazioni? A quali condizioni tecniche e organizzative?

Questa RQ conclusiva fa da ponte verso future research directions.

In base all'analisi dei casi aziendali e, in special modo, del caso MAGROUP, anche sul fronte dell'implementazione dei sistemi di AI nel contesto organizzativo, non emergono nuove tecniche di ML sviluppate o adottate specificamente per contrastare il gender gap nei sistemi di selezione. Ciò che emerge è piuttosto un uso prudente, adattivo e organizzativamente mediato del ML, non un'innovazione algoritmica mirata all'equità di genere.

Dall'analisi dei casi aziendali si riscontra l'assenza di un'innovazione sul piano algoritmico. Dai casi analizzati non risultano: modelli ML progettati *ad hoc* per ridurre il gender gap; algoritmi che incorporino l'equità di genere come obiettivo di

apprendimento; tecniche di fairness esplicitamente formalizzate nei sistemi di selezione.

Le organizzazioni utilizzano prevalentemente modelli standard di Machine Learning, i quali sono applicati a funzioni di supporto (screening; matching sulle competenze; People Analytics); non vengono progettate modifiche strutturali alla logica algoritmica allo scopo di affrontare i bias di genere.

Nel caso specifico di MAGROUP, l'AI viene inserita in una strategia HR dichiaratamente human-centered.

Il ML è usato come strumento di supporto al recruiter, non come decisore autonomo; inoltre, la gestione del gender gap è affidata principalmente al recruiter, in quel contesto organizzativo specifico in cui si trova a operare.

Questo approccio riduce il rischio di discriminazioni automatizzate; tuttavia, non produce innovazione ML orientata all'equità.

Il gender gap rappresenta un problema organizzativo. Nei casi aziendali analizzati, il gender gap è riconosciuto come tema rilevante; tuttavia, viene trattato come questione di governance e responsabilità umana, non come problema da risolvere attraverso nuove tecniche di apprendimento automatico.

In altri termini, le aziende non mettono in discussione l'architettura dei modelli ML; assumono, *sic et simpliciter*, che il controllo umano e le policy HR siano contesti di intervento sufficienti a prevenire effetti discriminatori.

I casi aziendali risultano coerenti con la letteratura scientifica ma ne replicano anche i limiti: così come la ricerca accademica privilegia approcci correttivi e organizzativi, allo stesso modo, le aziende non investono nello sviluppo di tecniche ML innovative per l'equità di genere.

Questo rafforza l'idea che il ML sia considerato uno strumento tecnicamente neutro, mentre il contrasto al gender gap viene esternalizzato al livello organizzativo.

In definitiva, dall'analisi dei casi aziendali, incluso MAGROUP, non emerge lo sviluppo né l'adozione di nuove tecniche di ML finalizzate esplicitamente al contrasto del gender gap nei sistemi di selezione. Le organizzazioni privilegiano un

approccio basato su governance, supervisione umana e cultura HR, utilizzando modelli ML standard come strumenti di supporto.

Questa evidenza conferma e rafforza il research gap individuato nella letteratura: l'equità di genere resta un obiettivo esclusivamente organizzativo ed etico.

Tuttavia, un approccio basato su un'integrazione a un progetto di innovazione algoritmica potrebbe dare un forte contributo alla questione del gender gap.

L'analisi dei casi aziendali esaminati, e in particolare del caso MAGROUP, mette in evidenza un rilevante research gap relativo al ruolo del ML nel contrasto al gender gap nei sistemi di selezione del personale. Pur in presenza di una crescente adozione di strumenti di AI a supporto dei processi HR, non emerge lo sviluppo né l'implementazione di tecniche di ML progettate specificamente per la riduzione delle discriminazioni di genere.

Nei contesti organizzativi analizzati, l'AI viene impiegata prevalentemente come tecnologia di supporto alle decisioni umane, attraverso l'utilizzo di modelli standard di ML applicati allo screening dei profili, al matching delle competenze e all'analisi dei dati HR. Tuttavia, tali modelli non incorporano l'equità di genere come obiettivo esplicito del processo di apprendimento, né risultano adattati mediante architetture algoritmiche orientate alla fairness. Il contrasto al gender gap non è, quindi, affrontato sul piano computazionale ma viene delegato a meccanismi esterni al modello.

Il caso MAGROUP è emblematico di questo approccio. L'azienda adotta una visione HR fortemente people-centered, nella quale la responsabilità delle decisioni rimane saldamente in capo ai recruiter e al management. In tale contesto, la prevenzione delle discriminazioni di genere è perseguita attraverso cultura organizzativa, leadership inclusiva e pratiche di governance, invece che mediante strumenti algoritmici dedicati. Sebbene questa impostazione riduca il rischio di automatizzazione opaca e di delega decisionale all'algoritmo, essa non stimola l'innovazione tecnica nel campo del ML orientato all'equità.

Ne deriva un gap strutturale tra l'adozione dell'AI nei processi HR e la capacità delle organizzazioni di utilizzare il ML come leva attiva di riduzione del gender

gap. Le aziende sembrano assumere implicitamente la neutralità tecnica degli algoritmi, considerando il bias di genere come un problema prevalentemente socio-organizzativo e non come una proprietà emergente dei modelli di apprendimento automatico. Questa impostazione limita lo sviluppo di soluzioni algoritmiche che affrontino il gender bias come elemento endogeno al processo decisionale.

Il research gap che emerge dai casi aziendali riguarda quindi l'assenza di un'integrazione tra innovazione tecnologica e obiettivi di equità di genere. Nonostante la consapevolezza dei rischi legati all'uso dell'AI nei processi di selezione, le organizzazioni non sviluppano né adottano tecniche di ML fairness-by-design, affidando la mitigazione delle discriminazioni a interventi di governance e supervisione umana. Questo scollamento evidenzia la necessità di future ricerche e sperimentazioni che esplorino come i sistemi di selezione algoritmica possano essere progettati non solo per supportare le decisioni HR ma anche per contribuire in modo strutturale alla riduzione del gender gap.

Research Questions (derivate dai casi aziendali)

RQ1 – Assenza di ML fairness-by-design nelle pratiche HR

Per quali ragioni le organizzazioni che adottano sistemi di selezione basati su Machine Learning non sviluppano né implementano tecniche algoritmiche progettate esplicitamente per contrastare il gender gap, nonostante la crescente consapevolezza dei rischi di bias di genere?

Questa RQ indaga il perché del gap osservato nei casi aziendali.

RQ2 – Ruolo della governance rispetto all'innovazione algoritmica

In che modo i modelli di governance HR influenzano la scelta di affidare la mitigazione del gender bias a pratiche organizzative e di supervisione umana invece che a soluzioni di ML orientate alla fairness?

Questa RQ si riferisce specificamente a MAGROUP, alla centralità del controllo umano e alla conseguente sminuimento del lavoro del ML sull'equità.

RQ3 – ML come supporto vs ML come leva di equità

In che misura l'uso del ML come strumento di supporto decisionale nei processi di selezione limita il potenziale dell'AI di contribuire attivamente alla riduzione del gender gap nelle organizzazioni?

L'intenzione è quella di mettere in evidenza la tensione tra ML come strumento usato per fini specifici e il ML come agente di cambiamento e soluzione alla questione relativa al gender gap.

RQ4 – Percezione di neutralità tecnologica

Come la percezione della neutralità tecnica dei modelli di ML adottati nei processi HR influenza il riconoscimento del gender bias come problema computazionale, oltre che socio-organizzativo?

Questa RQ è teoricamente molto forte, coerente con i casi.

RQ5 – Condizioni per l'adozione di ML orientato all'equità

Quali condizioni organizzative, culturali e tecniche sarebbero necessarie affinché le aziende integrino nei sistemi di selezione algoritmica modelli di ML progettati per affrontare il gender gap come obiettivo esplicito?

Questa RQ proiettata in maniera chiara e decisiva verso le ricerche future e le implicazioni sul fronte del management.

In definitiva, è importante fare le seguenti osservazioni a conclusione del lavoro di ricerca.

La trasformazione digitale e l'AI ridefiniscono il rapporto tra uomo, conoscenza e organizzazione all'interno dell'infosfera (Floridi, 2017). In questo contesto, l'uomo e l'ambiente si configurano come organismi informazionali interconnessi e i processi storici e organizzativi tendono a una crescente autodeterminazione

tecnologica. Le aziende, intese come microcosmi dell'infosfera, adottano modelli data-driven e basati sull'AI, determinando di fatto una rivoluzione finanche sul modo di intendere l'organizzazione in sé. Centrale risulta il ruolo della formazione, orientata allo sviluppo di competenze digitali e di learning agility, in spazi di apprendimento ibridi e personalizzati.

La personalizzazione della conoscenza, resa possibile dall'AI, e l'impatto dell'AI sulle decisioni, sollevano questioni etiche cruciali nell'era del post-umanesimo.

La dimensione etica è prismatica: è costituita da molteplici sfaccettature e ognuna di esse rappresenta un tema di ricerca a sé stante; rappresenta, inoltre, un campo di indagine in divenire. Per queste ragioni, si rinvia per esse a un contesto di ricerca ulteriore.

BIBLIOGRAFIA

- Adam, M., Wessel, M., & Benlian, A. (2020). AI-based chatbots in customer service and their effects on user compliance. *Electronic Markets*, 17, 1-19.
- Aduragba, Olanrewaju, Tahir, Yu, J., Cristea, A.I., Sue, M.H. (2021). Black Digital inclusion in Northern England: Training women from underrepresented communities in tech. A data analytics case study. *International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*.
- Agostinelli, S., Lupia, M., Marrella, A., & Mecella, M. (2020). Automated generation of executable RPA scripts from user interface logs, 116–131.
- Aguinaldo, M.A.L., Montaña, N., Quito, N.C., Recel, M.M., Mañulit, K.A., Cruz J. (2025). Impact Assessment of Automation on Conditions of Employment in the Philippine Banking Industry. *16th International Conference on E-Education, E-Business, E-Management and E-Learning (IC4e)*.
- Ahmed, A.K., Saif Qudama Younus, Saadaldeen Rashid Ahmed, Sameer Algburi, Mohammed A. Fadhel (2023). A Machine Learning Approach to Employee Performance Prediction within Administrative Information Systems. *7th International Symposium on Innovative Approaches in Smart Technologies (ISAS)*.
- Ahmed, Mahade, Abdallah, Elmahi, Khaled, Mohammad, Alomari, Alaa, Amin , Abdalla. (2025). Leveraging AI-driven insights to enhance sustainable human resource management performance: moderated mediation model: evidence from UAE higher education. *Discover Sustainability*, Volume 6(267).
- Ajani OA, Gamede B, Matiyenga TC. (2024). Leveraging artificial intelligence to enhance teaching and learning in higher education: Promoting quality education and critical engagement. *J Pedagog Sociol Psychol.*, 7(1), 54–69.
- Alduaij M. (2019). Employing the technology acceptance model to explore the trends of social media adoption and its effect on perceived usefulness and perceived ease of use. *J. Inf. Technol. Manag.*, 11(2), 129–43.

- Al-Nammari, R., Simsekler, M.C.E., Gabor, A.F., Qazi, A. (2023). Exploring Drivers of Staff Engagement in Healthcare Using Tree-Based Machine Learning Algorithms. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 70(8).
- Alom, Md. Z., Taha, T.M., Yakopcic, C., Westberg, S. (2019). A state-of-the-art survey on Deep learning theory and architectures. *Electronics*, 8(3), 292.
- Alshehhi, K., Zawbaa, S. B., Abonamah, A. A., & Tariq, M. U. (2021). Employee retention prediction in corporate organizations using Machine Learning methods. *Academy of Entrepreneurship Journal*, 27(2s), 1–23.
- Al-Shmam MA, Alden Riyadh H, Aisyah Alfaiza S. (2021). The business and accounting technology innovation for better firm performance: a case of Malaysian firms. *Acad J Interdiscip Stud.*,10(6), 60.
- Alter, S., (1978). Development Patterns for Decision Support Systems Steven Alter. *MIS Quarterly*, 2(3), 33-42.
- Amershi, S., Cakmak, M., Knox, W. B., & Kulesza, T. (2014). Power to the people: The role of humans in interactive machine learning. *AI Magazine*, 35(4), 105–120.
- Amicucci, F. (2019). Digital Social Learning. In Nacamulli R.C.D., Lazazzara A. *L’ecosistema della formazione: allargare i confini per ridisegnare lo sviluppo organizzativo*. Egea Milano.
- Amicucci, F. (2021). *Apprendere nell’infosfera. Esperienzialità e nuove frontiere della conoscenza*. AIDP HR Innovation, Franco Angeli Milano.
- Amicucci, F. (2021). *I fondi interprofessionali alla sfida del digitale*. Il Sole 24 Ore.
- Amicucci, F., Rossi P.G. (2017). *Le tecnologie*. In Bochicchio, F., Rivoltella, P.C. (eds.). *L’agire organizzativo*. La Scuola Brescia.
- Anas Amayreh, Mohammad A. Ta’Amnha, Ihab K. Magableh, Maher H. Mahrouq & Salsabila Aisyah Alfaiza. (2025). Exploring the impact of AI on employee self-competence performance key variables and outcomes. In *discover Sustainability*, 6(582).

Anthony, C. (2018). To question or accept? How status differences influence responses to new epistemic technologies in knowledge work. *Academy of Management Review*, 43(4), 661-679.

Aquino, Y.S.J., Carter, S.M., Houssami, N., Braunack-Majer, A., Win, K.T., Degeling, C., Wang, L., Rogers, W.A. (2025). Practical, epistemic and normative implications of algorithmic decision-making: A qualitative study of multidisciplinary expert perspectives. *Journal of Medical Ethics*, 51(6), 420-428.

Aria, M., Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrix*, 11(4), 959-975.

Arnestad, M.N., Yochanan, E., Bigman, E.S., Gray K. (2025). Knowing How Personnel Selection Algorithms Compare With Human Recruiters Influences Their Perceived Trustworthiness. *International Journal of Selection and Assessment*, 33(4).

Aryasinghe, S. Carenzo, C. Barnett, K.A., Khalid R. (2025). Increasing the ethnic diversity of senior leadership within the English National Health Service: using an artificial intelligence approach to evaluate inclusive recruitment strategies in hospital settings. *Human Resources for Health*, 23(1).

Asatiani, A., Malo, P., Rådberg Nagbøl, P., Penttinen, E. (2021). Sociotechnical Envelopment of Artificial Intelligence: An Approach to Organizational Deployment of Inscrutable Artificial Intelligence Systems. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(2), 325-352.

Baggio, B., & Omana, N. (2019). AI and the agile workplace. *IMCIC 2019 - 10th International Multi-Conference on Complexity, Informatics and Cybernetics, Proceedings*, 2(2), 103–109.

Bain, Bain & Company. *Collaborazione globale con Open AI*, 2023.

Balasubramanian, N., Ye Y, & Xu M. (2022). Substituting human decision-making with machine learning: implications for organizational learning. *Academy of Management Review*, 47(3), 448-465.

Bali Kamra Neetu, Bali, Kamra, Mutsuddi Indranil, Sinha Chandranshu, Sinha Ruchi. (2023). Artificial Intelligence and Sustainable Human Resource Management. In *Disruptive Artificial Intelligence and Sustainable Human Resource Management: Impacts and Innovations – The Future of HR*. River publishers.

Bankins, S. (2021). The ethical use of Artificial Intelligence in Human Resource Management: a decision-making framework. *Ethics and Information Technology*, 23(4), 841-854.

Barrett, M., & Oborn, E., Orlikowski, W. & Yates, J. (2012). Reconfiguring Boundary Relations: Robotic Innovations in Pharmacy Work. *Organization Science*. 23(5), 1448-1466.

Barriuso, MI. (2024). Unveiling gender biases in recruitment: a natural language processing approach. *J. Global Econ Manage Busin Res*, 16(1), 19–38.

Basnet S., (2024). AI-ML algorithm for enhanced performance management: A comprehensive framework using Backpropagation (BP) Algorithm. *International Journal of Science and Research Archive*, 11(1), 1111-1127.

Benabou, A., Touhami, F., Demraoui, L. (2024). Artificial Intelligence and the Future of Human Resource Management. *International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*.

Benabou, A., Touhami F., My, Abdelouahed, Sabri. (2025). Predicting Employee Turnover Using Machine Learning Techniques. *Acta Informatica Pragensia*, 14(1), 112–127.

Benbya, H., Davenport, T.H., & Pachidi, S. (2020a). Artificial intelligence in organizations: Current state and future opportunities. *MIS Quarterly Executive*, 19(4), 9-21.

Benbya, H., Nan, N., Tanriverdi, H., & Youngjin, Y., (2020b) Complexity and information systems research in the emerging digital world. *MIS Quarterly*, 44(1), 1-17.

- Benbya, H., Leidner, D., & Preston, D. (2019). Research curation on information systems alignment. *MIS Quarterly*, 1-19.
- Binns, R. (2018). Fairness in machine learning: Lessons from political philosophy. *Conference on Fairness, Accountability and Transparency*, 149–159.
- Blaique, L., El-Farr, H. (2025). Harnessing Human Capital in the Age of AI: Strategies for Future-Ready Organizations. In *The Amplifying Power of Intellectual Capital in the Contemporary Era*.
- Bommasani, R. et al. (2021). On the Opportunities and Risks of Foundation Models. *arXiv*.
- Bongarzoni, P., & Marturano, A. (2020). Switching organizations for the digital age: A new strategic approach. *CEUR Workshop Proceedings*, 2789, 43–52 (Stpis).
- Braga, A., & Logan, R. (2017). The emperor of strong AI has no clothes: Limits to artificial intelligence. *Information*, 8, 156–177.
- Brahnam, S. (2009). Building Character for Artificial Conversational Agents: Ethos, Ethics, Believability, and Credibility. *Psychology Journal*, 7(1), 9 – 47.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. Norton.
- Bujold, A., Roberge-Maltais, I., Parent-Rochelleau, X., Boasen, J., Sénécal, S., Léger, P-M. (2024). Responsible Artificial Intelligence in Human Resource Management. *AI and Ethics*, 4Volume 4, 1185–1200.
- Cascio, W. F., Montealegre, R. (2016). How technology is changing work and organizations. *Annual review of organizational psychology and organizational behavior*, 3(1), 349-375.
- Chen, Z. (2022). Artificial intelligence-virtual trainer: Innovative didactics aimed at personalized training needs. *Journal of the Knowledge Economy*, 29, 2007–2025.
- Chen, X., Martínez-Ruiz, M. P., Bulmer, E., Yáñez-Araque, B. (2025). Unpacking the black box: How AI capability enhances human resource functions in China's healthcare sector. *Information*, 16(8), 705.

Chole, V., Sahu, S., Moolchandani, J., Kumar, A., Kumar, R., Shukla, A., (2024). Analyzing the Impact of AI Adoption on Job Market Dynamics and Employment Trends Using a Synthetic Dataset. 13th International Conference on System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART), 525–531.

Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., & Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), Article 100899.

Chowdhury, R. H. (2024). The evolution of business operations: unleashing the potential of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Blockchain. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 22(3), 2135-2147.

Christia, B. (2020). *The Alignment Problem: ML and Human Values*, NY, W.W. Norton & Company.

Chwastek, R. (2017). Cognitive systems in human resources. In *Proceedings of 4th International Conference on Behavioral, Economic, and Socio-Cultural Computing, BESC 2017, 2018-January*, 1-4.

Cockburn, I. Henderson, R. and Stern, S. (2019). *The impact of artificial intelligence on innovation: an exploratory analysis. The economics of artificial intelligence: an agenda*. Chicago: The University of Chicago Press.

Cram, W. A., & Wiener, M. (2020). Technology-mediated control: Case examples and research directions for the future of organizational control. *Communications of the Association for Information Systems*, 46(1), 70-91.

Dastin, J. (2018). Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. *Reuters*. 2ed. (2022). *Ethics of data and analytics*, 296-299.

Daugherty, P., & Wilson, H. J. (2018). *Human + machine: Reimagining work in the age of AI*. Harvard Business Review Press.

Davenport, T. (2018). *The AI advantage: How to put the artificial intelligence revolution to work*, MIT Press.

- Deepa R., Sekar S., Malik A., Kumar J., Attri R. (2024). Impact of AI-focussed technologies on social and technical competencies for HR managers. A systematic review and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 202.
- Delecraz, S., Loukman, Eltarr, Martin, Becuwe, Henri, Bouxin, Boutin N., Oullier, O. (2022). Making Recruitment More Inclusive: Unfairness Monitoring With A Job Matching Machine-Learning Algorithm. 44th International Conference on Software Engineering (ICSE).
- Delgado-Gomez, D., Aguado, D., Lopez-Castroman, J., Santacruz, C., Artes-Rodriguez, A.N. (2011). Improving sale performance prediction using support vector machines, *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5129-5132.
- Dell'Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E.R., Lifshitz-Assaf, H. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality, Working Paper, Faculty & Research, Harvard Business School, 24-013.
- Demetis, D. & Lee, A. S. (2018). When humans using the IT artifact becomes it using the human artifact. *Journal of the Association for Information Systems*, 19(10), 929-952.
- Dempsey-Brench K., Shantz A. (2022). Skills-based volunteering: A systematic literature review of the intersection of skills and employee volunteering. *Human Resource Management Review*, 32(4).
- De Souza, A. Silva, A., (2006). From Cyber to Hybrid: Mobile Technologies as Interfaces of Hybrid Spaces. *Space and Culture*. 9(3), 261-278.
- Diaferia, L., De Rossi, L. M., Salviotti, G. (2024). AI Management. *Strategie e approcci in azienda*, SDA Bocconi.
- Diederich, S. Brendel, A. & Kolbe, L. M. (2020). Designing Anthropomorphic Enterprise Conversational Agents. *Business Information Systems Engineering*. 62(3), 193–209.

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Over-coming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, 64, 1155-1170.

Ellison NB, Steinfield C, Lampe C. (2007). The benefits of Facebook 'Friends:' social capital and college students' use of online social network sites. *J Comput Commun.*, 12(4), 1143–68.

Epley, N., Keysar, B., Van Boven, L., Gilovich, T. (2004). Perspective taking as egocentric anchoring and adjustment. *Journal of Personality and Social Psychology*, 87, 327-339.

European Parliament News, AI Act: a step closer to the first rules on Artificial Intelligence, 2023.

Fan, S., Peng, L., Wu, S., & Yu, X. (2024). ChatGPT empowers higher education: Research topics hotspots and quantitative visual analysis. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Education (ICAIE 2024)* (pp. 38–45). ACM.

Faraj, S., Pachidi, S., & Sayegh, K. (2018). Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, 28(1), 62-70.

Fleming, N. (2018). How artificial intelligence is changing drug discovery. *Nature*, 557(7707), 55-57.

Floridi, L. (2008). Information ethics: A reappraisal. *Ethics and Information Technology*, 10, 189-204.

Floridi, L. (2017). *La quarta rivoluzione. Come l'infosfera sta trasformando il mondo*. Cortina Milano.

Floridi, L. (2025). *La differenza fondamentale. Artificial Agency: una nuova filosofia dell'Intelligenza Artificiale*. Mondadori Milano.

Fontana, G. (2010). *In viaggio con il padre dell'infosfera*. Il Sole 24 Ore.

Fountaine, T., McCarthy, B., Saleh, T. (2019). Building the AI-Powered Organization. HBR.

- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- Friedland, J. (2019). Activating moral agency by design: A model for ethical AI development. *MIT Sloan Management Review*, 60(4).
- Garg S, Sinha S, Kar AK, Mani M. (2022). A review of machine learning applications in human resource management. *Int J Product Perform Manag.*, 71(5), 1590–610.
- Gatti, S., Danese, A. (2022). *La cultura del dato. Strategie e strumenti per il futuro delle organizzazioni.* Franco Angeli Milano.
- Gershgorn, D. (2018). Companies are on the hook if their hiring algorithms are biased”, in Quartz.
- Glenn, Z. (2023). Just Calm Down About GPT-4 Already, in *IEEE Spectrum*.
- Goldsack, J.C., Zanetti, C.A. (2020). Defining and Developing the Workforce Needed for Success in the Digital Era of Medicine. *Digit. Biomark.*, 4 (Suppl. S1), 136–142.
- Gozalo-Brizuela, R., Garrido -Merchan, E.C. (2023). ChatGPT is not all you need. A State of the Art Review of large Generative AI models, arXiv.
- Granstrand, O., Holgersson, M., (2020) Innovation ecosystems: a conceptual review and a new definition. *Technovation*, 90.
- Gregory, R. W., Henfridsson, O., Kaganer, E., & Kyriakou, H. (2020). The role of artificial intelligence and data network effects for creating user value. *Academy of Management Review*, 30(4), 13-47.
- Grootendorst, M., BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. arXiv:2203.05794 [cs.CL]
- Guerraoui, R., Hoag Nguyen, L. (2020). Una giornata con Alan Turing. Capire l'Intelligenza Artificiale, *Express*.

Guo, F, Gallagher, C.M., Sun, T, Tavoosi, S, Min, H. (2024). Smarter people analytics with organizational text data: demonstrations using classic and advanced NLP models. *Human Res Mgmt Journal*. 34(1), 39–54.

Guran, M.A., Coyocar, G.S., Diosan , L.S. (2022). The Next Generation of Edutainment Applications for Young Children—A Proposal. *Mathematics*, 10(4), 645.

Habib, Ur Rehman, Akram, Khan, Hatif, Waheed, Uthal, Balochistan. (2025). AI in HR: Revolutionizing Recruitment and Talent Acquisition. *International Journal of Social Sciences Bulletin*, 3(4).

Hemalatha, A., Kumari, P. B., Nawaz, N., & Gajenderan, V. (2021). Impact of Artificial Intelligence on Recruitment and Selection of Information Technology Companies. In *Proceedings - International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems, ICAIS 2021* (pp. 60–66). <https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9396036>

Hill, J., Ford, W. R., & Farreras, I. G. (2015). Real Conversations with Artificial Intelligence: A Comparison between Human-Human Online Conversations and Human-Chatbot Conversations. *Computers in Human Behavior*, 49, 245-250.

Hin, T., Cheung, M., Noyes, E., Deligiannidis, L. (2021). Face of the Team - Diversity, Equity, and Inclusion in the Age of AI. *International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*.

Hinton, G. (2016). *Machine Learning and Market for Intelligence*. Conference di Toronto.

Hmoud, B., & Laszlo, V. (2019). Will artificial intelligence take over human resources recruitment and selection? *Network Intelligence Studies*, 7(13), 31–30.

Hoecherl, J.C., Matthew, J., Borghetti, R.B.J., Hill, R.R. (2022). Partially autoregressive machine learning: Development and testing of methods to predict United States Air Force retention. *Computers & Industrial Engineering*, 171.

Holgerson, M, Baldwin, CY, Chesbrough, H, Bogers, ML. (2022) The forces of ecosystem evolution. *Calif Manag Rev*, 64(3), 5–23.

Hooper, R., Galvin, T.P., Kilmer, R.A. and Liebowitz, J. (1998) Use of an Expert System in a Personnel Selection Process. *Expert Systems with Applications*, 14, 425-432.

Huselid, M., Minbaeva, D. (2019). Big Data and Human Resource Management. *The SAGE handbook of Human Resource Management*, 494-507.

Indarapu SRK, Vodithala S, Kumar N, et al. (2023) Exploring human resource management intelligence practices using machine learning models. *Journal of High Technology Management Research* 34(2).

Iqbal, F. M. (2018). Can artificial intelligence change the way in which companies recruit, train, develop and manage human resources in workplace? *Asian Journal of Social Sciences and Management Studies*, 5(3), 102–104.

Jasperson, J., Carter, P. E., & Zmud, R. W. (2005). A comprehensive conceptualization of post-adoptive behaviors associated with information technology enabled work systems. *MIS quarterly*, 29(3), 525-557.

Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586.

Jayarathne, M., Jayatilake, B. (2022). Predicting job-hopping motive of candidates using answers to open-ended interview questions, *Journal of Computational Social Science*, 5(3), 1-18.

Joao, C., Ferreira, Luis B. , Elvas , Correia, R., Mascarenhas, M. (2025). Empowering Health Professionals with Digital Skills to Improve Patient Care and Daily Workflows. *Healthcare*, 13(3), 329.

Johnson, R. D., Stone, D. L., & Lukaszewski, K. M. (2020). The benefits of eHRM and AI for talent acquisition. *Journal of Tourism Futures*, ahead-of-p.

Khaled, A. S. D., Sharma, D. K., Yashwanth, T., Reddy, V. M. K., doewes, R. I., & Naved, M. (2023). Evaluating the role of robotics. In S. Yadav, A. Haleem, P. K. Arora, & H. Kumar (Eds.), *Machine Learning and Artificial Intelligence in the Field of Performance Management BT - Proceedings of Second International Conference in Mechanical and Energy Technology*, Singapore, Springer Nature, 285–293.

- Kaplan, A., & Haenlein, M., (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25.
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366-410.
- Kirsch, L. J. (1996). The management of complex tasks in organizations: Controlling the systems development process. *Organization science*, 7(1), 1-21.
- Kohavi, R., Provost, F. (1998). Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process, in *Machine Learning*, 30, 271-274.
- Kondra, S., Medapati, S., Koripalli, M., Nandula, S.R.S.C., Zink, J. (2025). AI and Diversity, Equity, and Inclusion (DEI): Examining the Potential for AI to Mitigate Bias and Promote Inclusive Communication. *Journal of Artificial Intelligence and Machine Learning*, 3(1), 1-10.
- Lacity, M, Willcocks, L. (2016). Robotic process automation at telefónica O2. *MIS Quarterly Executive*, 15(1), 21-35.
- Langer, M., Konig, C. J., & Papathanasiou, M. (2019). Highly automated job interviews: Acceptance under the influence of stakes. *International Journal of Selection and Assessment*, 27(3), 217–234.
- Leicht-Deobald, U., Busch, T., Schank, C., Weibel, A. (2019). The Challenges of Algorithm-Based HR Decision-Making for Personal Integrity, *Journal of Business Ethics*, 160(2), 1-16.
- Leiner, T., Bennink, E., Mol C.P., Kuijf, H.J., Veldhuis, W.B. (2021). Bringing AI to the clinic: blueprint for a vendor-neutral AI deployment infrastructure. *Insights into Imaging*, 12(11).
- Leite, H., Leandro R. Vieira, L.R. (2025). The use of Virtual Reality in human training: trends and a research agenda. *Virtual Reality*, 29(5).
- Libert, B., Beck, M., & Bonchek, M. (2017). AI in the boardroom: The next realm of corporate governance. *MIT Sloan Management Review*.

- Lin, Y-T., Hung T-W. (2020). Engineering Equity: How AI Can Help Reduce the Harm of Implicit Bias. *Philosophy & Technology*, 34(2), 1-26.
- Lindebaum, D., Vesa, M., & den Hond, F. (2020). Insights from “the machine stops” to better understand rational assumptions in algorithmic decision making and its implications for organizations. *Academy of Management Review*, 45(1), 247-263.
- Liu B. (2022). *Sentiment analysis and opinion mining*. Springer Nature.
- Liu ,X., Xu, F., Zhang, Z., Sun, K. (2025). Fall-portent detection for construction sites based on computer vision and machine learning. *Engineering, Construction and Architectural Management* 32(3), 1499-1521.
- Loyarte-López, E., García-Olaizola, I. (2022). Machine Learning Based Method for Deciding Internal Value of Talent. *Applied Artificial Intelligence*, 36(1).
- Luo, X., Tong, S., Fang, Z., Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. Humans: The Impact of Artificial Intelligence Chatbot Disclosure on Customer Purchases, *Marketing Science*, 38(6), 937-947.
- Malik, A., Budhwar, P., Patel, C., & Srikanth, N. R. (2022a). May the bots be with you! Delivering HR cost-effectiveness and individualised employee experiences in an MNE. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1148–1178.
- Malik, A., De Silva, T., Budhwar, P., Patel, C., Srikanth, N.R. (2021) Elevating talents' experience through innovative artificial intelligence-mediated knowledge sharing: Evidence from an IT-multinational enterprise, *Journal of International Management*, 27(4).
- Malik, A., Thevisuthan, P., & De Sliva, T. (2022b). Artificial intelligence, employee engagement, experience, and HRM BT. In A. Malik (Ed.), *Strategic human resource management and employment relations: An international perspective*, 171–184.
- Malik, N., Tripathi, S., Kar, A., & Gupta, S. (2021). Impact of artificial intelligence on employees working in industry 4.0 led organizations. *International Journal of Manpower*.

- Marzi, G., Bolzano, M., Caputo, A., Pellegrino, M.M. (2024). Guidelines for Bibliometric-Systematic Literature Reviews: 10 steps to combine analysis, synthesis and theory development. *International Journal of Management Review*, 27(1), 81-103.
- Mayer, A.-S.; Strich, F. & Fiedler, M. (2020). Unintended Consequences of Introducing AI Systems for Decision Making, *MIS Quarterly Executive*, 19(4). 237-257.
- Mathipriya, B., Minhaj, I., Rodrigo, L. D. C. P., Abiyackshmana, P., & Kahandawaarachchi, K. A. D. C. P. (2019). Employee readiness towards artificial intelligence in Sri Lankan banking context. In *International Conference on Smart Applications, Communications and Networking, SmartNets*
- McKinsey (2023). What every CEO should know about Generative AI.
- McKinsey (2022). Generative AI is here: How tools like ChatGPT could change your business.
- Mcstay, A. (2016). Emotional AI, soft biometrics and the surveillance of emotional life: An unusual consensus on privacy. *Big Data & Society*, 7(1).
- Meshram, R. (2023). The role of artificial intelligence (ai) in recruitment and selection of employees in the organisation. *Russian Law Journal*, 11(9s), 322–333.
- Meyer, M. and Curley, K. (1991). An Applied Framework for Classifying the Complexity of Knowledge-Based Systems. *MIS Quarterly*, 15(4), 455-472-
- Minbaeva, D. (2021). Disrupted HR? *Human Resource Management Review*, 31(4).
- Möhlmann, M., Zalmanson, L., Henfridsson, O., Gregory, R. W. (2021). Algorithmic management of work on online labor platforms: When matching meets control. *MIS Quarterly*, 45(4), 1999-2022.
- Molina J.M., DePodwin, B., Smith, E., Putsavage, K., Behl, M., Washington, T., Goebbert, K., Lacke M., Glackinj M. (2024). *AMS Early Career Leadership Academy: From Idea to Implementation 1881–1897*.

- Monteverdi, A., Pizzo, A. (2023). La vera rivoluzione non è l'ambiente digitale ma l'esperienza, *Connessioni remote*, 5-6.
- Mori, M. (2012). The uncanny valley (trad. da) K. F. MacDorman & Norri Kageki) *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 19(2), 98-100.
- Narayanan, A. (2018). Fairness definitions and their politics, Technical report. Conference on Fairness, Accountability and Transparency.
- Nawaz, N. (2019). Artificial intelligence is transforming recruitment effectiveness in CMMI level companies. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(6), 3017–3021.
- Nawaz, N., & Gomes, A. M. (2019). Artificial intelligence chatbots are new recruiters. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(9), 1–5.
- Nazeha, N., Pavagadhi, D., Kyaw, B.M., Car, J., Jiménez, G., Car, L.T. A. (2020). Digitally Competent Health Workforce: Scoping Review of Educational Frameworks. *J. Med. Internet Res.*, 22.
- New York Times (2024). In battle over AI, Meta decides to give away its crown jewels,
- Newell, S., & Marabelli, M. (2015). Strategic opportunities (and challenges) of algorithmic decision-making: A call for action on the long-term societal effects of “datification.” *The Journal of Strategic Information Systems*, 24(1), 3-14.
- Niehueser, W., & Boak, G. (2020). Introducing artificial intelligence into a human resources function. *Industrial and Commercial Training*, 52(2), 121–130.
- Noble, S. (2016). Florida State University Libraries Research Guides.
- Nocker, M., & Sena, V. (2019). Big data and human resources management: The rise of talent analytics. *Social Sciences*, 8(10), 1–19.
- Nurjaman K. (2025). Technological Disruption in Human Resource Management: A Review of Machine Learning Algorithms for Strategic Decision-Making. *TEM Journal*, 14(3), 2870-2885.

- Okatta, C. G., Ajayi, F. A., & Olawale, O. (2024). Navigating the future: integrating AI and machine learning in hr practices for a digital workforce. *Computer science & IT research journal*, 5(4), 1008-1030.
- Oren, O., Gersh, B.J., Bhatt, D.L. (2020). Artificial Intelligence in medical imaging: switching from radiographic pathological data to clinically meaningful endpoints, *The Lancet Digital Health*, 2.9, e486-e488.
- Østerlund, C, Crowston, K. & Jackson, C. (2020). Building an Apparatus: Refractive, Reflective, and Diffractive Readings of Trace Data. *Journal of the Association for Information Systems*, 21(1), 1-22.
- Pachidi, S., Berends, H., Faraj, S., & Huysman, M. (2020). Make way for the algorithms: Symbolic actions and change in a regime of knowing. *Organization Science*, 32(1), 18-41.
- Pachidi, S., & Huysman, M. (2018). Organizational intelligence in the digital age: Analytics and the cycle of choice. *Routledge Companions in Business, Management, and Accounting*. Routledge, Eds. Galliers, R.D. and Stein, M. K.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372(71).
- Pandey, S., Khaskel, P. (2019). Application of AI in human resource management and gen Y's reaction. *Int. J. Recent Technol. Eng*, 8(4), 10325- 10331.
- Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and bias in human use of automation: An attentional integration. *Human Factors*, 52, 381-410.
- Parry, E., & Battista, V. (2019). The impact of emerging technologies on work: A review of the evidence and implications for the human resource function [version 1; peer review: 2 approved, 1 approved with reservations] *Emerald Open Research*, 1(5), 1–13.

Patil D. (2024). Impact Of Artificial Intelligence On Employment And Workforce Development: Risks, Opportunities, And Socioeconomic Implications.

Pfeuffer, N. Benlian, A; Henner; G. & Oliver, H. (2019). Anthropomorphic Information Systems. *Business & Information Systems Engineering*: 61(4), 523-533.

Phan, P., Wright, M., & Lee, S. H. (2017). Of robots, artificial intelligence, and work. *Academy of Management Perspectives*, 31(4), 253-255.

Picard, R., Vyzas, E., Healy, J. (2001). Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10),1175-1191.

Pollio, F., Riemma F. (2023). Diversity and Inclusion: From Classroom Discussion to Corporate Policies. In *Global Classroom: Multicultural Approaches and Organizational Strategies in Teaching and Learning Business and Economics*, 79-84.

Porra, J., Lacity, M., & Parks, M. (2019). Can computer-based human-likeness endanger humanness? A philosophical and ethical perspective on digital assistants expressing feelings they can't have. *Information Systems Frontiers*, 22, 533-544.

Raghavan, M., et al. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. *Proceedings of the 2020 conference on fairness, accountability, and transparency*, 469-481.

Raghu, Raman, Debidutta, Pattnaik, Laurie, Hughes, Prema, Nedungadi (2024). Unveiling the dynamics of AI applications: A review of reviews using scientometrics and BERTopic modeling. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(3).

Rahman, S.M.M., Hossain, M.A., Miah, M.S., Alom, M.M. (2025). Artificial Intelligence (AI) in Revolutionizing Sustainable Recruitment: A Framework for Inclusivity and Efficiency". *International Research Journal of Multidisciplinary*, 06(01):1128-1141.

Rahwan, I., Cebrian, M., Obradovich, N., Bongard, J., Bonnefon, J.-F., Breazeal, C., Crandall, J. W., Christakis, N. A., Couzin, I. D., Jackson, M. O., Jennings, N.

R., Kamar, E., Kloumann, I. M., Larochele, H., Lazer, D., McElreath, R., Mislove, A., Parkes, D. C., Pentland, A. “Sandy,” Roberts, M. E., Shariff, A., Tenenbaum, J. B., & Wellman, M. (2019). Machine behaviour. *Nature*, 568, 477-486.

Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192-210.

Ravi, M., Negi, A. (2025). Enhancing Transparency and Fairness in Automated Resume Categorization: A KNN-Based Approach with LIME Explanations. In *Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence. MIWAI 2024. Lecture Notes in Computer Science*.

Raza, A., Almutairi, M., Younas, F., Fareed, S.M. (2022). Predicting Employee Attrition Using Machine Learning Approaches. *Applied Sciences*, 12(13).

Report (2021). *La Ricerca e Selezione di Ferrovie diventa digitale con il progetto “Smart Recruiting”*. Osservatorio HR Innovation Practice. Politecnico di Milano.

Report (2024). *Lo stato dell’Intelligenza Artificiale a supporto della Direzione HR*. Osservatorio HR Innovation Practice. Politecnico di Milano.

Report (2025). *Artificial Intelligence Index Report 2025*. Stanford HAI

Ritu, S., Priyanshi, J., Harshit, G. (2025). HR 5.0 – Demystifying the Way Forward. In *Human Capital Analytics: Exploring the HR Spectrum in Industry 5.0*, 17.

Robinson, D.K.R., Dexter Doherty, D. (2025). Strategic intelligence tools for emerging technology governance. A policy primer. *OECD Science, Technology and Industry Working Paper*, 1-45.

Russel, S.J., Norvig, P. (1995). *Artificial Intelligence: a Modern Approach*, Prentice Hall.

Saeed Najafi-Zangeneh Naser Shams-Gharneh Ali Arjomandi-Nezhad, Sarfaraz Hashemkhani Zolfani. (2021). An Improved Machine Learning-Based Employees Attrition Prediction Framework with Emphasis on Feature Selection. *Mathematics*, 2021, 9(11).

- Sahota, N., & Ashley, M. (2019). When robots replace human managers: introducing the quantifiable workplace. *IEEE Engineering Management Review*, 47(3), 21–23.
- Salem, M., Lakatos, G., Amirabdollahian, F., & Dautenhahn, K. (2015). Would you trust a (faulty) robot? *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, 141-148.
- Salem Al-Oun and Ziad (Mohammed Fa'eq) Al-Khasawneh (2025). Sustainable Human Resource Management and Career Quality in Public Utilities: Evidence from Jordan's Electricity Sector. *Journals Sustainability MDPI*, 17(11), 1-35.
- Salesforce (2023). Salesforce presenta Einstein GPT, la prima intelligenza artificiale generativa al mondo per il CRM.
- Sarker, S., Chatterjee, S., Xiao, X., & Elbanna, A. (2019). The Sociotechnical Axis of Cohesion for the IS Discipline: Its Historical Legacy and its Continued Relevance. *MIS Quarterly*, 43(3), 695-719.
- Savola, H., Troqe, B., & Gebauer, H. (2019). Recruiters just wanna have...AI? implications of implementing AI in HR recruitment.
- Scepora, R.C. (2020). The Challenges With Pre-Employment Testing and Potential Hiring Bias. *Nurse Leader ed.*, 19(2), 151-156.
- Secundo, G., Spilotro, C., Gast, J., Corvello, V. (2025). The transformative power of artificial intelligence within innovation ecosystems: a review and a conceptual framework. *Review of Managerial Science*, 19, 2697–2728.
- Serafini, G.O., Szamosi L.T. (2025). HRM – From Digitalisation to AI. In *Human Resource Management*, 373–391.
- Shaikh, M.Z., Sankar, M., Shivani Raina, K., Jayapriya, K., Raj Naveen Chander, A. (2024). Artificial Intelligence and Public Sector Human Resource Management: Opportunities, Challenges. *Journal of Electrical Systems* 20(4s), 98-104.
- Schanke, S., Burtch, G., & Ray, G. (2021). Estimating the impact of “humanizing” customer service chatbots. *Information Systems Research*, 32(3), 736-751.

- Schuetz, S. & Venkatesh, V. (2020). The Rise of Human Machines: How Cognitive Computing Systems Challenge Assumptions of User-System Interaction. *Journal of the Association for Information Systems*, 21(2), 460-482.
- Shestakofsky, B. (2017). Working algorithms: Software automation and the future of work. *Work and Occupations*, 44(4), 376-423.
- Skitka, L. J., Mosier, K., & Burdick, M. D. (2020). Accountability and automation bias. *International Journal of Human-Computer Studies*, 52, 701-717.
- Son, H. (2023). Morgan Stanley is testing an Open AI – powered chatbot for its 16,000 financial advisors. *CNBC*.
- Stalin Panneer Selvam, C. Paramasivan, Dinesh N., Sayantan Mukherjee, S. Mekala, Umaya Salma Shajahan (2023). Exploring Human Resource Management Intelligence Practices Using Machine Learning Models. Conference: IEEEExplore.
- Stamps, D.C. (2023). Strategies to Implement Diversity, Equity, Inclusion, and Belonging in the Workplace. *Nurse Leader*, 21(6), 675-680.
- Stanley, D. S., Aggarwal, V. (2019). Impact of disruptive technology on human resource management practices. *International Journal of Business Continuity and Risk Management*, 9(4), 350-361.
- Steinberger, T. (2019). Free access “pure” information provision: The implications of artificial intelligence for organizational design. Presented at the Academy of Management Annual Meeting.
- Suen, H.Y., Hung, K.E., Lin, C.-L. (2020). Intelligent video interview agent used to predict communication skill and perceived personality traits, *Human-centric Computing and Information Sciences*, 10(1).
- Susskind, R., & Susskind, D. (2015). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press.
- Tarafdar, M., Beath, C. M., & Ross, J. W. (2019). Using AI to enhance business operations. *MIT Sloan Management Review*, 60(4), 37-44.

Tassabehji, R., Lee, H., Nancy Harding, N. (2024). Problematic Workplace Behaviours in the Software Development Profession: Using Transactional Analysis to Diagnose Toxicity and Improve Relationships at Work. *Group & Organization Management*, 49(6).

Thomas, S., Kureshi, S., Suggala, S., & Mendonca, V. (2020). HRM 4.0 and the shifting landscape of employer branding. *Human and technological resource management (HTRM). New insights into revolution 4.0*, 37–51.

Toffler, A. (1980). *The third wave*. Marrow New York.

Trentin, G. (2017). *Infosfera, spazi ibridi e Always-on Education*. Rivista AEIT. CNR Genova.

Tschang, F. T., & Mezquita, E. A. (2020). Artificial intelligence as augmenting automation: implications for employment. *Academy of Management Perspectives*.

Tschang, F. T., & Mezquita, E. A. (2021). Artificial intelligence as augmenting automation: implications for employment. *Academy of Management Perspectives*, 35(4), 642-659.

Tyagi, S., Xie, J., Andrews, R. (2022). E-VAN: Enhanced Variational AutoEncoder Network for Mitigating Gender Bias in Static Word Embeddings. 6th International Conference on Natural Language Processing and Information Retrieval (NLPPIR).

Udayanan RA, Bargavi N., (2024). Determinants influencing the adoption of artificial intelligence in driving effective human resource management. *J. Inf. Educ. Res.*

Usuga Cadavid J.P., Lamouri S., Grabot B., Pellerin R. (2020) Machine Learning applied in production planning and control: a state-of-the-art in the era of Industry 4.0. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 31(6).

Valadi, J., Pandya M., Malhotra. M., Patki, S.M. (2024). AI in the context of OCB: One step forward or two steps back?. *Organizational Citizenship Behaviour (OCB) in India*, 177-193.

- Varsha, P.S. (2023). How can we manage biases in artificial intelligence systems – A systematic literature review, *International Journal of Information Management Data Insight*, 3(1).
- Vedapradha, R., Hariharan, R., & Shivakami, R. (2019). Artificial intelligence: A technological prototype in recruitment. *Journal of Service Science and Management*, 12(03), 382–390.
- Vesa, M., & Tienari, J. (2020). Artificial intelligence and rationalized unaccountability: Ideology of the elites? *Organization*, 29(1), 1-13.
- Walkowiak E. (2021) Neurodiversity of the Workforce and Digital Transitions. *Technological Forecasting and Social Change*, 168.
- Wiradendi Wolor, C. (2020). Implementation talent management to improve organization's performance in Indonesia to fight industrial revolution 4.0. *International Journal of Scientific & Technology Research*.
- Xiao, B & Benbasat, I. (2007). E-Commerce Product Recommendation Agents. *MIS Quarterly*, 31(1), 137-209.
- Xinyi, X., Qisheng, G., Tengyan, W., Wenhui, Z., Yejia, M., Wenjun Z., Bo, W., Zhong T., Pinghua Z. (2025). Analysis of the factors influencing the salary level and satisfaction of medical staff in hospitals in less developed areas of Western China based on machine learning algorithms: evidence from Guangxi Zhuang Autonomous Region. *BMC Health Services Research*, 25(380).
- Yarger, L., Payton, F.C., Neupane, B. (2020). Algorithmic equity in the hiring of underrepresented IT job candidates. *Online Information Review*, 44 (2), 383–395.
- Zangiacomi A, Pessot E, Fornasiero R, Bertetti M, Sacco M. (2020). Moving towards digitalization: a multiple case study in manufacturing. *Prod Plan Control.*, 31(2–3), 143–57.
- Zhang, Y., Xu, S., Zhang, L., Yang, M. (2021). Big data and Human Resource Management research: an integrative review and new directions for future research. *J Bus Res*, 133, 34–50.

Desidero ringraziare Universitas Mercatorum nella persona del Magnifico Rettore Prof. Giovanni Cannata e della Direttrice Generale Dott.ssa Patrizia Tanzilli.

Un sentito ringraziamento va ai docenti e alla Coordinatrice del corso di Dottorato in “Big Data e Intelligenza Artificiale” Prof.ssa Barbara Martini, per la preziosa opportunità di ricerca che mi è stata offerta; alla Prof.ssa Barbara Martini e al Prof. Andrea Mazzitelli va la mia gratitudine, per la fiducia e l’instancabile incoraggiamento.

Ringrazio il personale tecnico-amministrativo e, in particolare, la Dott.ssa Federica Marigiò, per la professionalità, la gentilezza e l’impagabile supporto fornito durante tutto il percorso di dottorato.

Ringrazio MAGROUP - Magnaghi Aerospace, la Dott.ssa Anna Illiano e la Dott.ssa Vincenza Russo, per la disponibilità e la competenza dimostrate durante lo svolgimento delle attività di ricerca in azienda.

Desidero profondamente ringraziare la Prof.ssa Isabella Bonacci. La Sua vicinanza mi ha permesso di cogliere il significato e il vero valore di ogni momento di questo percorso. Il Suo esempio ha modellato l’ideale di studiosa e docente che perseguo da sempre.

Dedico il mio lavoro ai miei nonni Domenico e Maria Grillo, il cuore del mio cuore.



Università telematica delle
Camere di Commercio Italiane

La borsa di dottorato cofinanziata con risorse dell'Unione Europea - *NextGeneration EU*
Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza Missione 4, Componente 2 *"Dalla Ricerca
all'Impresa"* - Investimento 3.3 *"Introduzione di dottorati innovativi che rispondono ai
fabbisogni di innovazione delle imprese e promuovono l'assunzione dei ricercatori dalle imprese"* -
CUP D83C22001880003

