



XI CONSILIATURA 2023 - 2028

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E MERCATI DEL LAVORO

QUADERNI DEL CNEL

N. 21 | 2024



**INTELLIGENZA ARTIFICIALE
E MERCATI DEL LAVORO**

QUADERNI DEL CNEL

N. 21 | 2024

I QUADERNI del CNEL - N. 21, Aprile 2024

Nei Quaderni scientifici del Consiglio Nazionale dell'Economia e del Lavoro, rivolti alla comunità scientifica e ai cittadini, sono pubblicati studi presentati da esperti del Consiglio ovvero da ricercatori e studiosi esterni, nell'ambito di accordi di collaborazione o di seminari presso l'Organo. In tal modo si intende contribuire al dibattito scientifico, anche al fine di ottenere contributi utili all'arricchimento della riflessione e della proposta sui temi in discussione presso il Consiglio stesso.

La scelta degli argomenti e dei metodi di indagine riflette gli interessi dei ricercatori. Le opinioni espresse e le conclusioni sono attribuibili esclusivamente agli autori e non impegnano in alcun modo la responsabilità del Consiglio.

Direttore Responsabile

Renato Brunetta - *Presidente CNEL*

Comitato di indirizzo

Floriano Botta - *Vicepresidente CNEL; Presidente Commissione Politiche sociali, sviluppo sostenibile, terzo settore; Presidente Commissione Politiche economiche e attività produttive*

Claudio Riso - *Vicepresidente CNEL; Presidente Commissione Politiche dell'Unione europea e cooperazione internazionale; Commissione Politiche economiche e attività produttive*

Michele Tiraboschi - *Presidente Commissione dell'Informazione*

INDICE

Prefazione	1
Introduzione	3
Capitolo 1. Intelligenza Artificiale e mercati del lavoro. prima rassegna ragionata della letteratura economica e giuridica	5
1. Introduzione	7
2. Intelligenza artificiale e mercati del lavoro	9
2.1. L'effetto sostitutivo e l'impatto sulla quantità di occupazione	9
2.2. L'impatto dell'intelligenza artificiale sulle dinamiche dei mercati del lavoro: composizione, fabbisogni professionali e di competenze, salari	13
2.3. L'intelligenza artificiale per l'incontro tra domanda e offerta	16
2.4. Intelligenza artificiale e rapporti di lavoro: il management algoritmico	18
3. Le implicazioni regolatorie e di policy dell'intelligenza artificiale nel mondo del lavoro	22
3.1. Il dibattito di policy e la prospettiva regolativa	22
3.2. Intelligenza artificiale e ruolo delle parti sociali	26
4. Bibliografia	28
Capitolo 2. IA e mercati del lavoro. evidenze e prospettive dall'indagine conoscitiva della XI Commissione della Camera (lavoro pubblico e privato)	32
1. Introduzione	34
2. Temi e contenuti tra mercati e rapporti di lavoro	36
2.1. Livelli occupazionali, dinamiche dei mercati del lavoro e produttività	36
2.2. IA e rapporto di lavoro	41

3. Prospettive regolatorie e di policy	44
3.1. Azione regolatoria e di policy	44
3.2. Il ruolo dei corpi intermedi	47

Capitolo 3. L'impatto dell'Intelligenza Artificiale sul mercato del lavoro

nella prospettiva di Economic Complexity	49
1 Introduzione	52
1.1 Il Framework della Economic Complexity	54
2. I dati	55
2.1 ON*ET	55
3. Lo stato dell'arte	57
4. Risultati preliminari	65
4.1 Studio delle connessioni tra IA e settori industriali	65
4.2 Fitness delle occupazioni vs Indice di IA exposure occupazionale	65
5. Analisi delle attività economiche italiane	76
6. Discussioni e prospettive	81
6.1 Un dataset alternativo: il JRC-Eurofound Tasks Framework	81
6.2 Limitazioni degli indici di esposizione occupazionale	82
6.3 Sviluppi futuri con gli annunci di lavoro online	83
6.3.1 Il contesto	83
6.3.2 L'applicazione dei metodi di Economic Complexity agli annunci di lavoro	84
7. Discussione generale e conclusioni	86
8. Bibliografia	90

9. Appendice	96
Capitolo 4. Intelligenza Artificiale, processi produttivi, servizi pubblici- Prima rassegna ragionata della letteratura sui modelli computazionali per l'intelligenza artificiale generativa	101
1. Contesto storico e introduzione sui modelli computazionali per l'intelligenza artificiale	104
2. I modelli dell'IA generativa	106
2.1. I modelli computazionali deep learning	107
2.2. I modelli generativi basati su Generative Adversarial Networks (GANs)	109
2.3. I modelli generativi auto-encoders	110
2.4. I modelli generativi basati su Transformers	111
2.5. I modelli generativi basati su Diffusion Models	112
2.6. Le Graph Neural Networks (GNNs) e il loro utilizzo con dati strutturati	113
3. Applicazione dell'IA generativa nel mondo del lavoro	115
3.1. Amministrazione	115
3.2. Servizi e assistenza clienti nel settore privato	116
3.3. Logistica	118
3.4. Manifattura	119
3.5. Sanità e Farmaceutica	121
3.6. Settore finanziario e bancario	123
3.7. Professione legale e sviluppo di modelli IA ottimizzati	124
4 Bibliografia	127

PREFAZIONE

L'Intelligenza Artificiale, nelle sue diverse applicazioni, è al centro dell'attenzione dei mercati, dei ricercatori, degli studiosi, dei *policy maker*, delle organizzazioni, della società civile per le molteplici potenzialità di applicazione e per la trasversalità che permea la nostra quotidianità.

Si stima che il suo contributo all'economia possa raggiungere trilioni di dollari. Mentre alcuni ne temono i limiti, i rischi, gli impatti sulle attività e sulle competenze lavorative che saranno modificate o eliminate, altri, consapevoli dei suoi benefici esponenziali, ne riconoscono le opportunità, non solo legate alle attuali professionalità e capacità, quanto a quelle che, oggi, ancora non esistono.

Il CNEL, la casa dei corpi intermedi, vuole essere il "luogo", sia fisico che virtuale, che ospita una riflessione organica, partecipata e aperta sugli impatti che l'Intelligenza Artificiale può esprimere nei diversi mercati del lavoro in Italia.

La nostra casa può offrire, infatti, un contributo distintivo in quanto è espressione di "mondi" che ne sono imprescindibili protagonisti: datori di lavoro, organizzazioni sindacali, terzo settore, insieme all'Accademia e ai saperi. Vogliamo che questi "mondi" dialoghino, attraverso un approccio aperto e "in divenire", in considerazione dell'essenza e della natura stessa del tema. E', infatti, il patto sociale la chiave per gestire al meglio le sfide e le opportunità offerte dall'Intelligenza Artificiale e il CNEL è il luogo nel quale tali patti sociali si possono traguardare e suggellare.

L'attuale momento storico, caratterizzato dalle transizioni digitale-ecologica-demografica, richiede un coinvolgimento e una collaborazione dei corpi intermedi senza precedenti. Il CNEL, la casa dei corpi intermedi, è il "luogo" nel quale traguardare i nuovi patti sociali per affrontare le sfide delle transizioni in corso e per la loro migliore gestione.

Per avviare questo percorso, ho affidato a un Gruppo di Lavoro di esperti tematici dell'IIT, del Centro Enrico Fermi e del CNR con i quali il CNEL ha sottoscritto accordi interistituzionali, con l'obiettivo di delineare un percorso che coinvolga l'intero Consiglio e che contribuisca all'identificazione e alla produzione di conoscenza e di criteri meno soggettivi, di indicatori, di spunti, di analisi e proposte da offrire ai decisori pubblici e a quanti lavorano al tema.

Nel XXI Quaderno del CNEL, il primo della XI Consiliatura, sono presenti alcuni contributi preliminari alla discussione. Il documento ripercorre una rassegna ragionata della letteratura economica, giuridica e tecnica sui modelli computazionali, nazionale e internazionale, con particolare attenzione al lavoro ancora in corso di audizioni della XI

Commissione della Camera e recepisce, altresì, un'osservazione sui modelli computazionali sull'IA nella prospettiva di *economic complexity*.

Con un primo contributo sono stati individuati i principali elementi della riflessione scientifica internazionale sulle tematiche dell'IA e del suo impatto sul mondo del lavoro, così da definire le linee di approfondimento per le successive ricerche. In questo modo è stato possibile identificare gli aspetti di maggiore interesse anche per il dibattito italiano, ridimensionando i paventati rischi di disoccupazione tecnologica di massa e concentrando l'attenzione sugli aspetti qualitativi della profonda trasformazione tecnologica in corso sull'occupazione in termini di nuova complementarità tra uomo e tecnologia, nuove esigenze di competenze e possibili effetti sui salari e sulle diseguaglianze. Al contempo si sono riscontrate le potenzialità dell'intelligenza artificiale rispetto al funzionamento stesso del mercato del lavoro – es. miglioramento del matching e della profilazione, anticipazione dei fabbisogni professionali – rischi e possibili benefici dell'IA adottata nei contesti di lavoro, tra miglioramento della gestione dei profili prevenzionistici ed esigenze di garanzia rispetto a usi distorti o errati della stessa nella gestione del personale e dell'organizzazione produttiva (c.d. *algorithmic management*).

È su tale quadro di riferimento che si innestano i successivi studi.

Uno di essi è stato diretto ad analizzare percezione, aspettative e visione dell'impatto attuale e futuro dell'IA nel contesto interno attraverso le posizioni espresse dagli attori qualificati auditi nell'ambito dell'Indagine conoscitiva sul tema in corso in Commissione Lavoro della Camera dei deputati. Esperti accademici e professionisti, aziende, organizzazioni datoriali, sindacati, ordini e associazioni professionali, esponenti della società civile offrono, infatti, elementi di riflessione sulle peculiarità italiane e su relativi limiti e potenzialità dell'IA nei mercati del lavoro e nei contesti aziendali interni.

Gli altri due studi hanno, invece, offerto prospettive ulteriori rispettivamente con riguardo ad aspetti tecnici dell'impatto dell'intelligenza artificiale sulle attività lavorative e alla valutazione dei possibili effetti sul mercato del lavoro italiano. Il primo rassegna la letteratura sui modelli computazionali generativi per poi offrire una panoramica dei suoi possibili impatti sul mondo del lavoro e delle professioni; il secondo, elaborando sulle principali metodologie adottate per la valutazione dell'impatto dell'IA nei mercati del lavoro, offre alcune possibili piste di sviluppo teoriche e alcune prime analisi di impatto relative al contesto italiano.

Prof. Renato Brunetta
Presidente

INTRODUZIONE

Nell'ambito delle attribuzioni del CNEL e in linea con il programma quinquennale della XI Consiliatura (§ *Intelligenza artificiale/innovazione e impatti sul mondo del lavoro*) lo scorso 7 febbraio 2024 è stato istituito con determinazione del Presidente del CNEL il gruppo di lavoro "Intelligenza artificiale e mercati del lavoro" sotto il coordinamento del dott. Emanuele Dagnino dell'Università degli Studi di Modena e Reggio Emilia e con la collaborazione del Centro Nazionale delle Ricerche (CNR), dell'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT) e del Centro di Ricerche "Enrico Fermi", in attuazione dei rispettivi accordi interistituzionali con il CNEL.

Il Gruppo di Lavoro è dedicato allo studio dell'impatto dell'intelligenza artificiale (IA) sui mercati del lavoro e sul rapporto di lavoro con specifico riferimento al contesto italiano.

L'iniziativa risponde alla esigenza di riportare la riflessione scientifica e l'intenso dibattito pubblico sulla tematica – sviluppatosi principalmente a livello internazionale – ad una dimensione di approfondimento specifica relativa al contesto nazionale italiano, caratterizzato da rilevanti peculiarità in termini di sistema produttivo, di quadro normativo e di relazioni industriali, che incidono sugli impatti attuali e potenziali di questa nuova fase di sviluppo tecnologico e organizzativo nel mondo del lavoro. L'attività di ricerca pluriennale, attraverso successive fasi di lavoro e grazie alle diverse competenze disciplinari del gruppo, consentirà di avere una migliore comprensione delle dinamiche dell'implementazione dell'intelligenza artificiale in ambito italiano e all'interno dei diversi settori di attività tra potenzialità e rischi nonché di identificare il ruolo, anche a livello prospettico, dei corpi intermedi e delle parti sociali nella gestione del fenomeno in termini di sostenibilità.

La prima fase della ricerca, i cui esiti preliminari sono raccolti nel Quaderno CNEL ha voluto inquadrare i principali elementi di interesse dell'IA rispetto alle trasformazioni delle organizzazioni produttive e del lavoro, tanto in termini di conseguenze già rilevabili quanto in termini di impatti attesi e potenzialità, e declinarli rispetto alle caratteristiche del Paese.

A questo fine, punto di partenza del percorso di ricerca è stato quello di rassegnare la letteratura scientifica e grigia di riferimento sul tema in ottica interdisciplinare, così da individuare gli aspetti maggiormente attenzionati e rilevanti nel dibattito internazionale.

Su questa rassegna si sono innestati i successivi studi, destinati all'approfondimento sul piano nazionale di alcuni dei principali ambiti tematici emersi e al chiarimento di alcuni degli elementi strutturali di tale trasformazione.

Si è, dunque, proceduto con lo studio dei primi effetti dell'IA sul lavoro e delle aspettative e prospettive per il futuro per come descritti da operatori qualificati del mondo del lavoro, delle professioni e della ricerca, attraverso l'analisi delle audizioni organizzate dalla Commissione Lavoro della Camera dei deputati nell'ambito dell'Indagine conoscitiva avviata nell'ottobre del 2023.

Al contempo, all'interno del contributo del Centro Ricerche Enrico Fermi, grazie alla revisione e integrazione di alcune metodologie di ricerca utilizzate nel dibattito internazionale, si riscontrano alcune prime analisi di impatto dell'intelligenza artificiale sul mercato del lavoro italiano e delle nuove piste di approfondimento per una più accurata rappresentazione degli impatti dell'IA su settori e occupazioni.

In termini di chiarimento di elementi strutturali della trasformazione connessa all'IA e, in particolare, di approfondimento tecnico della portata e delle applicazioni di queste nuove tecnologie rispetto alle attività lavorative si pone, invece, il contributo dell'IIT.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E MERCATI DEL LAVORO
PRIMA RASSEGNA RAGIONATA
DELLA LETTERATURA ECONOMICA E GIURIDICA

di Emanuele Dagnino

*coordinatore del gruppo di lavoro su IA istituito dal Presidente del CNEL in collaborazione
con CNR, IIT e Centro Ricerche Enrico Fermi*

ABSTRACT

Ridimensionati i rischi relativi ad una sostituzione di massa del lavoro umano da parte dell'intelligenza artificiale (IA), è nella **ridefinizione di occupazioni e professionalità** e nell'**adozione** all'interno dei contesti aziendali di pratiche di *algorithmic management* che si verifica l'**impatto principale dell'IA sui mercati del lavoro**.

Rispetto alle occupazioni, la letteratura internazionale di riferimento ha infatti rilevato che, contrariamente al passato, **maggiormente esposti** all'impatto dell'IA dovrebbero essere i **lavoratori della conoscenza con elevate competenze e il ceto impiegatizio**. Gli effetti possibili sono diversi: se **in alcuni casi** si assisterà a una **maggiore professionalizzazione dell'apporto umano**, con miglioramento di condizioni di lavoro e salari, **in altri** si dovranno gestire i **rischi di una sua svalutazione**. L'impatto sarà, inoltre, differenziato in base a ambiti territoriali e categorie di lavoratori, con l'emergere di una **fondamentale dimensione di genere** dal momento che maggiormente interessate sono occupazioni con forte presenza femminile. Le nuove occupazioni richiederanno **nuove competenze e professionalità**: oltre a quelle specialistiche necessarie a chi svilupperà tali tecnologie, di estrema importanza sono le competenze digitali di base, trasversali e relazionali necessarie per i lavoratori che si troveranno ad interagire e a utilizzare l'IA nell'ambito della prestazione di lavoro.

Anche all'interno dei contesti di lavoro, l'IA presenta **potenzialità e rischi**: da un lato, i possibili miglioramenti di efficienza nella gestione dell'organizzazione produttiva (anche in termini di garanzia della salute e sicurezza dei lavoratori); dall'altro i molteplici rischi rilevati con riferimento ai diritti dei lavoratori e alle loro condizioni di lavoro.

Ne consegue che **gli esiti derivanti dall'adozione dell'IA nel contesto socio-economico dipenderanno in massima parte da una azione di policy e regolatoria** che limiti i rischi e promuova gli effetti positivi in una dimensione economica e sociale.

Fondamentale risulta una azione politica relativa alla **promozione e garanzia di ottimali transizioni occupazionali** che salvaguardi la posizione dei **soggetti più esposti o vulnerabili (donne, lavoratori a basse competenze e anziani)**, così come determinante sarà un **quadro normativo in materia di algoritmi che garantisca i diritti dei lavoratori**, lasciando al contempo spazio per usi genuini degli strumenti offerti dalla tecnologia.

In entrambi gli ambiti la letteratura di riferimento sottolinea come un **ruolo da protagonista dovrà essere rivestito dalle parti sociali e dai corpi intermedi** che potranno sfruttare le loro prerogative di governo del mercato del lavoro e di interlocutore strategico nei contesti aziendali per conformare la transizione rispetto a quei valori umani che devono guidare la diffusione e lo sviluppo di tecnologie di nuova generazione.

Il **ruolo degli attori del sistema di relazioni industriali** risulta pertanto fondamentale anche nella lettura e nel monitoraggio delle trasformazioni in atto grazie alla IA così da contribuire a un **esame critico dei dati disponibili tale da agevolare l'elaborazione di risultati univoci sui singoli fenomeni**.

1. INTRODUZIONE

L'intelligenza artificiale (IA) è stata identificata come uno dei principali fattori di trasformazione della società con una portata trasversale ai diversi settori della vita economica e del lavoro che pare non avere analogie con quanto accaduto durante le precedenti rivoluzioni tecnologiche.

Le enormi potenzialità, ma anche i relativi rischi, spiegano la crescente attenzione che il fenomeno sta acquisendo in sede politica e istituzionale: fuori da letture deterministiche della tecnologia, emerge come gli interventi di policy e la regolamentazione dell'IA abbiano al contempo un peso strategico-competitivo e una fondamentale dimensione sociale.

In questo quadro di riferimento i contesti produttivi e di lavoro sono uno degli ambiti in cui l'intelligenza artificiale produce i suoi effetti maggiormente dirompenti, che si declinano tanto nella dimensione dei mercati del lavoro e delle relazioni industriali quanto in quella del rapporto individuale di lavoro.

Per quanto riguarda gli effetti dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro, tre sono le dinamiche oggetto di particolare attenzione all'interno della riflessione scientifica:

- quella dell'impatto complessivo dell'intelligenza artificiale sui livelli occupazionali e sui relativi rischi di disoccupazione tecnologica;
- quella relativa alle conseguenze dell'intelligenza artificiale sotto il profilo qualitativo della composizione del mercato del lavoro;
- quella dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale per il funzionamento stesso del mercato del lavoro anche con riferimento alle modalità e forme dell'incontro tra domanda e offerta.

Muovendo verso la dimensione del rapporto di lavoro, l'intelligenza artificiale impatta sulla posizione individuale o collettiva dei lavoratori in ragione della sua adozione a supporto dei processi decisionali aziendali. Processi decisionali fondati su *big data analytics* (parzialmente o interamente automatizzati) in cui si trattano dati interni ed esterni all'azienda per accompagnare le decisioni prese dal management, sono sempre più rilevanti nelle diverse aree di gestione aziendale: dalle scelte strategiche relative alla produzione e all'organizzazione del lavoro fino a quelle più specifiche relative alla selezione e gestione del personale e all'esercizio delle prerogative datoriali che avviene tramite algoritmi supportati dall'intelligenza artificiale.

La molteplicità delle dinamiche e problematiche riconducibili al fenomeno intelligenza artificiale sul mercato del lavoro necessita di analisi di taglio multidisciplinare e interdisciplinare per poter essere comprese e correttamente inquadrare alla luce dei dati oggi disponibili: al di là degli aspetti più strettamente tecnologici e ingegneristici dell'intelligenza artificiale, in costante evoluzione e che possiamo considerare come elementi di struttura del nostro ragionamento, i profili di impatto sopra richiamati sono principalmente oggetto di approfondimento nella letteratura economica, manageriale,

sociologica, giuridica e di relazioni industriali che, nel complesso, consentono di delineare opportunità, sfide e criticità dello stesso. Ciò fermo restando la lungimiranza dell'insegnamento di autori come Karl Polanyi che, già analizzando le problematiche della prima "grande trasformazione" del lavoro e della economia, ha giustamente avvertito come sul rapporto tra tecnologia e lavoro non spetti poi all'economista o al giurista, ma al moralista e al filosofo decidere quale tipo di società debba essere ritenuta desiderabile. E non è forse un caso che il Governo italiano abbia designato alla presidenza della Commissione sull'intelligenza artificiale proprio un teologo.

A questo fine, nelle pagine che seguono, si darà conto dello stato dell'arte rispetto ai singoli nodi tematici critici sollevati dalla intelligenza artificiale rispetto al funzionamento del mercato del lavoro tramite una rassegna ragionata delle principali posizioni espresse all'interno della considerevole mole di pubblicazioni scientifiche e di studi istituzionali disponibili. Ciò anche al fine di inquadrare in maniera più precisa la comunicazione pubblica che degli stessi studi viene fatta e che tende, talvolta, ad avere una caratterizzazione sensazionalistica.

A tale inquadramento, e sempre attraverso l'analisi della principale letteratura di riferimento, seguirà una breve sezione dedicata alle implicazioni di policy e alle prospettive regolatorie connesse all'impatto dell'intelligenza artificiale nel mondo del lavoro, con uno specifico approfondimento sul contributo delle parti sociali e dei corpi intermedi e conseguentemente del ruolo che potrebbe svolgere un organo di rilevanza costituzionale come il Consiglio nazionale dell'economia e del lavoro su una tematica così complessa e delicata per il decisore politico a cui spetta l'ultima parola in materia.

2. INTELLIGENZA ARTIFICIALE E MERCATI DEL LAVORO

Al fine di dare ordine alla trattazione delle diverse dinamiche di trasformazione connesse all'adozione dell'intelligenza artificiale nel mondo del lavoro, la sezione si articola lungo un percorso di analisi della letteratura che dai profili macro relativi all'impatto complessivo sui livelli occupazionali (§ 2.1) e sui profili qualitativi della composizione e dei fabbisogni di competenze nei mercati del lavoro (§ 2.2), si sposterà su profili più specifici relativi alle potenzialità dell'intelligenza artificiale per il funzionamento del mercato del lavoro (§ 2.3) e all'impatto di tali tecnologie nei contesti aziendali e sui rapporti di lavoro (§ 2.4)

2.1. *L'effetto sostitutivo e l'impatto sulla quantità di occupazione*

Uno degli aspetti che ha riscontrato il maggiore interesse all'interno della riflessione in materia di intelligenza artificiale è quello, di tipo quantitativo, relativo al complessivo effetto rispetto ai livelli di occupazione tanto con riferimento al fenomeno in generale, quanto con riferimento a specifici settori o a particolari declinazioni e sviluppi dello stesso (da ultimo, la *generative AI*, su cui Gmyrek et al., 2023; Cazzaniga et al., 2024).

Diverse e, in molti casi, divergenti a seconda dei modelli di analisi adottati sono le stime relative all'impatto occupazionale dell'intelligenza artificiale, tanto con riferimento all'incisività dell'effetto sostitutivo del lavoro umano, quanto con riferimento alla produzione di nuovi posti di lavoro. In aggiunta, alcuni studi empirici sono stati dedicati agli effetti già riscontrabili nel mercato del lavoro, nonostante la diffusione di tali tecnologie nei contesti produttivi e di lavoro sia ancora nelle fasi iniziali per ampi settori dell'economia (cfr. Milanez, 2023, su settore manifatturiero e finanziario).

Quanto alla perdita di posti di lavoro, la cifra caratteristica dell'impatto dell'intelligenza artificiale è stata progressivamente individuata dalla letteratura in due fattori: da un lato, la capacità di tale tecnologia di sostituire non soltanto compiti routinari, ma sempre più anche compiti non routinari e attività non codificate; dall'altro, la grandissima velocità di sviluppo ed evoluzione delle potenzialità dell'intelligenza artificiale. Quanto al primo aspetto, pur essendo generalmente condivisa la conclusione secondo cui l'IA consentirebbe l'estensione dell'area delle attività automatizzabili verso i lavori impiegatizi (*white collar jobs*) e le competenze cognitive grazie alla capacità di inferire conclusioni, raccomandazioni o decisioni dalla analisi di dati (Brynjolfsson et al., 2018; Lane & Saint-Martin, 2021), diverse sono le stime sull'effettiva portata del fenomeno e sul conseguente impatto dell'IA sui livelli occupazionali, con relativa incertezza rispetto agli scenari futuri e con un classico disallineamento tra ottimisti e pessimisti che richiama riflessioni già di inizio Novecento.

Mentre alcuni studi prendono in considerazione fenomeni più ampi connessi all'impatto complessivo della Quarta Rivoluzione Industriale (e.g. Autor, 2015; Frey & Osborne, 2017; Nedelkoska & Quintini, 2018), altri studi si concentrano esclusivamente

sull'impatto dell'IA (Tolan et al., 2021). Oltre che alle stime relative alla sostituzione, la riflessione economica guarda anche ad altre conseguenze tradizionalmente abbinate ai processi di automazione quali l'effetto di capitalizzazione e l'aumento della produttività che possono portare ad una maggiore richiesta di lavoro in occupazioni non automatizzabili e che in passato hanno determinato un aumento di richiesta di lavoro in altri ambiti e di creazione di nuovi posti di lavoro tale da controbilanciare e superare l'effetto sostitutivo prodotto dalle nuove tecnologie. Anche da questo angolo visuale, si distinguono posizioni pessimistiche, che rilevano come rispetto al passato tali effetti non saranno in grado di produrre un risultato pienamente compensativo, e posizioni maggiormente ottimistiche che ritengono che sul lungo periodo si possano riprodurre le dinamiche già osservate in passato.

Con riferimento alle stime relative all'impatto dell'effetto sostitutivo, alle allarmanti previsioni contenute in uno dei primi studi, invero di carattere generale sui rischi di computerizzazione, che segnalavano una potenziale automatizzabilità nel contesto statunitense del 47% dei lavori nel giro di uno o due decenni (Frey & Osborne, 2017, ma 2013), sono seguiti studi che hanno ridimensionato la portata dell'effetto di sostituzione (su tutti Autor, 2015) e che hanno proposto stime più contenute. Tra questi si segnalano lo studio di Arntz, Gregory e Zierahn (Arntz et al., 2017) in cui passando da un *occupation based approach* ad un *task based approach* si rileva come nell'ambito di una posizione lavorativa diversi siano i compiti che il lavoratore è chiamato a svolgere, alcuni automatizzabili e altri no, con la conseguenza che un forte rischio di automazione dell'occupazione debba essere circoscritto al 9% delle occupazioni negli Stati Uniti.

Simili risultati sono stati raggiunti anche con riferimento all'impatto dell'intelligenza artificiale, laddove si è osservato come siano poche le occupazioni con compiti pienamente automatizzabili a fronte di una grandissima maggioranza di occupazioni che presentano alcuni compiti sostituibili dalla tecnologia e altri che invece si pongono in rapporto di complementarità con l'intelligenza artificiale. Da ciò consegue il suggerimento di un cambio di prospettiva sull'impatto dell'intelligenza artificiale che tenga conto delle potenzialità di impatto dell'IA (nello specifico del *machine learning*) sulle diverse occupazioni ai fini della ridefinizione delle posizioni lavorative e dei processi produttivi (Brynjolfsson et al., 2018). Da tale riorganizzazione e ridefinizione delle posizioni lavorative, infatti, dipende principalmente lo sprigionamento del potenziale dell'IA, anche in termini di incrementi di produttività con rischi (*infra* 2.4), tuttavia, rispetto a un possibile peggioramento della qualità dell'occupazione stessa in termini di orari di lavoro, condizioni contrattuali e trattamenti retributivi (Green et al., 2023), tassi di sindacalizzazione (Cazes, 2023).

Proprio perché l'impatto atteso è principalmente nell'ottica della trasformazione delle attività lavorative (*infra* § 2.2) piuttosto che sulla piena sostituzione, anche a motivo degli altri fattori che incidono sulle concrete dinamiche di sostituzione (es. rapporto costi-benefici, disponibilità tecnologie, accettabilità sociale ecc.), la riflessione scientifica sul tema tende a rinunciare a fornire stime precise sulla sostituibilità delle occupazioni, preferendo un approccio diretto ad identificare compiti e occupazioni che è più probabile

vengano impattate dall'adozione dell'intelligenza artificiale, andando poi a valutare le differenti modalità d'impatto nelle diverse occupazioni (es. Felten et al., 2021; Tolan et al., 2021; Gmyrek et al., 2023; Cazzaniga et al., 2024). In generale, questi studi pongono in rilievo il livello e le modalità di esposizione all'intelligenza artificiale di compiti e occupazioni: alcuni studi si concentrano su uno specifico campione di occupazioni per valutare la validità degli indicatori e dei criteri classificatori elaborati; altri sviluppano una riflessione sull'impatto trasversale nel sistema economico e a diversi Paesi.

Felten, Raj e Seamans (Felten et al., 2021) delineano dei criteri di esposizione delle occupazioni all'IA sulla base delle potenzialità dell'IA rispetto a specifiche abilità e della rilevanza di tali abilità nei diversi contesti occupazionali. Lo stesso modello consente, inoltre, di calibrare l'analisi oltre che sull'occupazione anche sui diversi settori produttivi e le diverse aree geografiche. Adottando tale metodologia rilevano che l'esposizione all'intelligenza artificiale è maggiore con riferimento a *"white collar occupations and industries"*, mentre l'impatto minore è previsto con riferimento a lavori non impiegatizi e che richiedono particolari abilità fisiche; conseguentemente, a livello di settori, la maggiore esposizione è riscontrata nei servizi finanziari, nell'ambito contabile, in quello assicurativo e nei servizi legali e diminuisce man mano che ci si sposta verso occupazioni di tipo manuale, le quali però potrebbero essere sottoposte ad altre forme di automazione (es. robotica).

Una metodologia simile è stata seguita da Tolan et al. (2021), che elaborano un modello teorico per collegare specifiche task a abilità cognitive, utilizzando questo come riferimento per valutare le potenzialità dell'intelligenza artificiale in termini di livello di esposizione e, al contempo, comprendere il tipo di esposizione all'IA delle diverse occupazioni. Ciò avviene attraverso l'identificazione dei compiti maggiormente impattati e delle abilità che mostrano una maggiore probabilità di guidare l'adozione dell'IA o che si può ritenere siano meno inclini ad essere esercitate dall'IA. Il modello è stato applicato su una selezione di nove occupazioni, con il seguente risultato dall'occupazione meno esposta a quella più esposta: addetti alle pulizie e colf; camerieri e baristi; commessi; operatori sanitari; autisti; insegnanti; dottori; impiegati d'ufficio. Si conferma, rispetto agli altri studi citati, una maggiore esposizione all'intelligenza artificiale delle occupazioni riconducibili all'area dei lavoratori della conoscenza e una minore esposizione non soltanto per i lavori manuali, ma anche per tutte quelle occupazioni ove più rilevanti sono le abilità di interazione sociale.

Cazzaniga et al. (2024) adottano un approccio che integra l'esposizione delle occupazioni all'intelligenza artificiale e la complementarità tra IA e lavoro umano, distinguendo tra *"high exposure, high complementarity occupations"*, *"high exposure, low complementarity occupations"* e *"low exposure occupations"*. La prima categoria individua occupazioni in cui le potenzialità di adozione dell'IA sono elevate, ma che per ragioni di responsabilità delle decisioni o di necessaria interazione umana, devono essere inquadrare in un ruolo di supporto all'attività del lavoratore che hanno le competenze necessarie per usufruire della tecnologia. La seconda categoria individua occupazioni dove sussistono elevate potenzialità di adozione dell'IA, ma che a differenza della precedente categoria hanno

una capacità di integrazione nel contesto lavorativo in assenza di una interazione con il lavoratore tale da rendere più agevole la sostituzione del lavoro umano; infine, la terza categoria è composta dalle occupazioni che hanno minimi o, al momento, nulle possibilità di adozione dell'IA. A fronte di questa categorizzazione, le conclusioni cui pervengono in media con riferimento alle economie avanzate è di un 27% di occupazioni ad alta esposizione e alta complementarità, un 33% di occupazioni ad alta esposizione e bassa complementarità e la quota residua di *low exposure occupations*.

Con specifico riferimento alla *Generative AI*, ossia l'intelligenza artificiale in grado di produrre nuovi contenuti (es. testi, immagini, audio), lo studio ILO di Gmyrek et al. (2023) adottando un approccio che a partire dalle *task* individua un indice di exposure con cui valutare tanto i singoli compiti quanto le diverse occupazioni, elaborando sulla composizione delle stesse in termini di compiti. Distinguono, in base a questi criteri, *very low exposure* ($<0,25$), *low exposure* ($0,25 < X < 0,5$), *medium exposure* ($0,5 < X < 0,75$) e *high exposure* ($> 0,75$), individuando poi su questa base la percentuale di occupazioni in categorie con *high automation* o *augmentation potential* in ragione del rapporto con l'intelligenza artificiale. La prima categoria individua le occupazioni maggiormente esposte all'automazione in ragione dell'adozione di tali tecnologie, mentre la seconda le occupazioni con il maggiore potenziale di beneficiare di un effetto aumentativo, ossia di un effetto di liberazione di parte del tempo dell'attività lavorativa per concentrarsi su altri aspetti della prestazione. In base a tali criteri riscontra, oltre alle occupazioni più o meno esposte all'impatto dell'intelligenza artificiale, il tipo di impatto atteso con percentuali su base globale, ma anche all'interno delle diverse economie raggruppate per redditi (da basso ad elevato). Questi autori dimostrano, da un lato, che l'impatto maggiore sarà sul lavoro impiegatizio e, dall'altro, che in ogni caso si prevede una percentuale maggiore di occupazioni con *augmentation potential* di quelle con *automation potential* e un impatto più rilevante nelle economie più avanzate (13,2% di occupazioni con alto potenziale di *augmentation* contro un 5,5% di occupazioni con alto potenziali di automazione). Inoltre, lo studio sottolinea come l'impatto dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro abbia una fondamentale connotazione di genere, dal momento che si stima un impatto maggiore sull'occupazione femminile che su quella maschile, tanto con riferimento all'effetto "aumentativo" quanto con riferimento a quello di automazione.

Quanto agli studi empirici sull'impatto attuale dell'intelligenza artificiale, la prima letteratura è sostanzialmente allineata nel riscontrare come ad oggi non vi siano evidenze di alcun effetto sui livelli occupazionali in termini di riduzione della quantità della occupazione in termini aggregati, mentre limitati effetti possono essere individuati in specifici settori o occupazioni sia legate all'intelligenza artificiale che al di fuori del suo ambito di impatto.

L'osservazione di effetti ancora poco significativi dell'intelligenza artificiale rispetto alle dinamiche dei mercati del lavoro è stata ricondotta a diverse ragioni. In particolare, alla ancora limitata adozione di queste tecnologie e ai limitati vantaggi economici che la stessa è in grado di determinare attualmente; alle pratiche manageriali di gestione dell'impatto dell'IA nei contesti aziendali che ne limitano le potenzialità; al miglioramento, grazie

all'intelligenza artificiale, del *matching* tra domanda e offerta di lavoro che ha un impatto sui livelli di occupazione; alla focalizzazione degli studi sull'esposizione all'automazione, che non considera la creazione di nuovi compiti e nuove posizioni lavorative; al fatto che l'IA è solo una delle componenti della trasformazione tecnologica che impatta sulla automazione e rappresenta, quindi, uno dei fattori da considerare (Green, 2023, per una rassegna e analisi della letteratura empirica).

Si spiega così come, a fronte di un quadro ancora piuttosto incerto rispetto al profilo quantitativo dei livelli occupazionali, sia sul nodo della dimensione qualitativa degli effetti dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro che si articolano i diversi modelli elaborati nella riflessione scientifica.

2.2 L'impatto dell'intelligenza artificiale sulle dinamiche dei mercati del lavoro: composizione, fabbisogni professionali e di competenze, salari

A differenza di altre fasi di trasformazione tecnologica, l'impatto dell'intelligenza artificiale sulla composizione del mercato del lavoro e sui fabbisogni professionali non sembrerebbe destinata a produrre un effetto di eliminazione di posizioni lavorative caratterizzate da compiti routinari che si collocano nella fascia che corrisponde a medie competenze e medi salari. L'impatto dell'intelligenza artificiale sul lavoro, infatti, è principalmente atteso in occupazioni ad alte competenze e professionalità, mentre le occupazioni a basso contenuto professionale sembrerebbero più limitatamente interessate e quelle a medie competenze sarebbero invece di collocazione più incerta.

A fronte di ciò, l'impatto sul mercato del lavoro dipenderà dal tipo di esposizione all'IA che si riscontra nelle diverse occupazioni: da un lato, le occupazioni ove l'esposizione all'intelligenza artificiale comporti primariamente un effetto di sostituzione o automazione; dall'altro i casi in cui la tecnologia abbia un effetto di complementarità che valorizza l'apporto umano.

Nel primo caso, ci si può attendere un effetto opposto a quello della polarizzazione, incidendo su occupazioni a più alte competenze e potenzialmente riducendo il divario economico tra le diverse occupazioni (Tolan et al., 2021; Lane & Saint-Martin, 2021; Brynjolfsson et al., 2018). Nel secondo caso, invece, l'effetto dovrebbe essere di segno opposto, comportando una maggiore produttività, migliori prospettive di carriera e una espansione della disuguaglianza nei redditi tra le occupazioni valorizzate dall'IA e le altre (Tolan et al., 2021), con potenziali ripercussioni anche in una dimensione di genere, a fronte dell'esposizione più alta di occupazioni con maggiori tassi di impiego femminile (Gmyrek et al., 2021).

La riflessione scientifica si è, di conseguenza, concentrata su quali siano le condizioni affinché la complementarità tra tecnologia e lavoro umano e la ridefinizione di compiti e attività in ragione dell'IA possano dare vita alla valorizzazione dell'apporto umano, anche grazie alla creazione di nuove occupazioni.

A questo proposito gli effetti maggiormente positivi sono attesi nell'ambito delle occupazioni ad alte competenze, soprattutto per i lavoratori che avranno una migliore capacità di adattamento alle nuove tecnologie. Laddove l'interazione con l'intelligenza artificiale non produca un sostanziale svuotamento della prestazione lavorativa, il tempo liberato dall'applicazione di tali tecnologie potrà essere utilizzato per svolgere mansioni in cui l'apporto umano è fondamentale (Lane & Saint-Martin, 2021). Non sempre, però, i compiti residui e quelli nuovi che deriveranno dalla ridefinizione dell'attività produttiva e dell'organizzazione del lavoro produrranno un miglioramento qualitativo dell'attività lavorativa. L'effetto dipenderà dal livello e dal tipo di complementarità tra uomo e intelligenza artificiale (Cazzaniga et al., 2024): se in alcuni casi la sua adozione è associata con l'esercizio di una maggiore autonomia da parte dei lavoratori che beneficiano delle sue potenzialità, eliminando compiti ripetitivi e noiosi, in altri casi può comportare un peggioramento della qualità del lavoro, soprattutto dove l'interazione è con tecnologie di management algoritmico (cfr. *infra* § 2.4) che possono determinare – oltre a rischi per la privacy e di carattere discriminatorio – una maggiore intensità del lavoro e una riduzione dell'autonomia (Green et al., 2023; Manzella & Tiraboschi, 2021).

In questo senso, gli studi in materia stanno approfondendo quali possano essere le competenze maggiormente ricompensate all'interno del mercato del lavoro. Tanto nell'ambito delle nuove occupazioni create dall'IA, quanto in quelle ridefinite per valorizzare la complementarità tra abilità umane e tecnologiche, un consistente *wage premium* è previsto e già riscontrato nell'ambito dei primi studi empirici per i lavoratori in possesso di specifiche competenze in materia di intelligenza artificiale (Green et al., 2023; Alekseeva et al., 2021). Oltre alle occupazioni caratterizzate da abilità di tipo cognitivo non ancora automatizzabili, un aumento delle retribuzioni è atteso, in particolare, con riferimento a quelle occupazioni in cui i lavoratori integrano rilevanti abilità cognitive e forti abilità relazionali (Tolan et al. 2021).

Sulla base di quanto appena rilevato e degli altri fattori che incidono sulla adozione e sulla profittabilità dell'uso dell'intelligenza artificiale nei contesti produttivi, la letteratura ha sottolineato come diversi sono gli impatti attesi a seconda dei settori, dei contesti territoriali e dei gruppi sociali (Lane & Saint-Martin, 2021).

Se rispetto alle occupazioni a più elevate competenze si riscontrano una maggiore esposizione all'impatto dell'IA, ma anche rilevanti potenzialità di migliorare produttività e condizioni di lavoro, con riferimento ai lavori esposti all'impatto dell'intelligenza artificiale caratterizzati da scarsa complementarità e per le occupazioni con una bassa esposizione all'impatto dell'intelligenza artificiale e caratterizzati da basse competenze, si potrà assistere ad un incremento della disegualianza di reddito. I lavoratori occupati in tali impieghi, infatti, potranno beneficiare dell'impatto dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro soltanto nel caso in cui l'adozione dell'intelligenza artificiale produca un aumento della produttività su larga scala, dal momento che una maggiore produttività comporta un aumento della domanda per tutti i fattori di produzione con conseguente aumento generalizzato dei redditi (Cazzaniga et al., 2024).

Le prime ricerche empiriche (prese in rassegna da Green et al., 2023), d'altronde, evidenziano come ancora assai contenuti e limitati ad alcune occupazioni siano gli effetti dell'intelligenza artificiale in termini di aumento della produttività, tanto da far parlare di un vero e proprio "*productivity paradox*" (Brynjolfsson et al., 2017). Le motivazioni di questo impatto assai limitato sono ricondotte a diversi fattori (dagli errori di misurazione alla sovrastima delle potenzialità dell'intelligenza artificiale), ma la principale determinante di tale paradosso pare essere un'adozione dell'intelligenza artificiale ancora contenuta, senza una adeguata ristrutturazione dei processi aziendali e disomogenea all'interno del sistema economico (Lane & Saint-Martin, 2021). Benché gli scenari futuri siano ancora incerti e dipendano da molteplici fattori – a cominciare dalla convenienza economica dell'adozione della tecnologia rispetto al costo del lavoro umano – un aumento di produttività è ritenuto altamente probabile nel lungo periodo, grazie ad una più pervasiva introduzione di tali tecnologie nei contesti produttivi e di lavoro e allo sviluppo di nuove applicazioni tecnologiche, come per esempio quelle della *Generative AI* (Green et al., 2023; Brynjolfsson et al., 2023; Cazzaniga et al., 2024)

Al pari dell'impatto sulla produttività, anche quello sul fabbisogno di competenze e professionalità nel mercato del lavoro sembra essere al momento assai contenuto in termini generali e aggregati.

Uno studio americano sulle offerte di lavoro online relative a occupazioni esposte all'interazione con l'intelligenza artificiale ha sì riscontrato un impatto sulle competenze e professionalità richieste a livello di aziende, con perdita di rilevanza per alcune di esse e l'emergere di una domanda di nuove competenze relative all'intelligenza artificiale nei contesti aziendali maggiormente esposti, ma ha al contempo rilevato che, almeno con riferimento al periodo di tempo considerato (fino al 2018), non si potessero riscontrare effetti significativi sulla richiesta di competenze con riferimento alle specifiche occupazioni e a livello di settore (Acemoglu et al., 2022). Coerentemente con la motivazione addotta per l'assenza di un significativo aumento della produttività, anche con riferimento alla differenza tra impatto a livello aziendale e impatto aggregato sulle competenze e professionalità richieste nel mercato del lavoro, la principale causa è individuata in una diffusione e in uno sviluppo delle applicazioni dell'intelligenza artificiale nei contesti produttivi e di lavoro ancora limitata. D'altronde, quanto osservato a livello di aziende maggiormente esposte, e con un'organizzazione del lavoro maggiormente compatibile con le potenzialità dell'intelligenza artificiale, conferma i modelli teorici secondo cui l'IA sostituisce alcune delle competenze umane, facendo emergere al contempo nuove competenze e nuove professionalità.

Conferme in questo senso si possono trovare anche in studi più recenti di carattere settoriale. Ad esito di una serie di survey sottoposte a lavoratori e datori di lavoro nei settori finanziario e manifatturiero, Lane, Williams & Broecke hanno riscontrato che secondo circa la metà dei lavoratori l'intelligenza artificiale ha reso in parte obsolete alcune delle loro competenze, ma al contempo la maggioranza dei lavoratori ha ritenuto che l'IA abbia agito in termini di complementarità con le loro competenze, con tassi più

alti di risposta positiva nell'area dei lavoratori ad alte competenze (lavoratori con laurea) (Lane et al., 2023).

Rispetto al rapporto tra intelligenza artificiale e competenze, la letteratura ha cercato di individuare quali di esse siano maggiormente esposte ad un processo di obsolescenza e quali, invece, ad acquisire una maggiore rilevanza nei mercati del lavoro, tanto con riferimento ai nuovi lavori quanto con riferimento al mercato del lavoro in termini generali. Sia con riferimento alla gestione degli effetti della trasformazione tecnologica sui lavoratori e i loro percorsi professionali sia al fine di beneficiare effettivamente delle potenzialità dell'intelligenza artificiale l'anticipazione dei fabbisogni di competenze richieste dalla futura realtà del mercato del lavoro rappresenta un elemento indispensabile per evitare fenomeni di disallineamento.

In questo senso, rispetto alle occupazioni che richiedono competenze connesse all'introduzione dell'intelligenza artificiale, occorre distinguere occupazioni che riguardano lo sviluppo e il mantenimento dei sistemi di intelligenza artificiale (e in molti casi si tratta di nuovi lavori), e occupazioni in cui, in conseguenza degli effetti di sostituzione e di complementarità dell'IA, i lavoratori si trovano ad utilizzare o ad interagire con i sistemi di intelligenza artificiale (Lassébie, 2023).

Per la prima categoria di lavori, e ad eccezione dei lavoratori che si occupano di implementare e verificare i sistemi di intelligenza artificiale tramite lo svolgimento di micro-task (Gmyrek et al., 2023; Tubaro et al., 2020), particolarmente rilevanti sono le competenze specifiche relative all'intelligenza artificiale, ma – come rilevato da alcune analisi empiriche e coerentemente con i modelli teorici di riferimento – competenze sociali e manageriali sono allo stesso fondamentali per un corretto adempimento delle attività previste da tali occupazioni. Rispetto alla seconda categoria, l'esigenza di nuove competenze tecniche risulta più sfumata e al più riferibile alle competenze digitali di base, strettamente necessarie per un corretto uso delle tecnologie adottate in azienda. Si conferma, invece, come per la precedente categoria di occupazioni l'importanza di ulteriori competenze di tipo cognitivo (analitiche e di *problem solving*) e di tipo trasversale (ad esempio, sociali, manageriali e di comunicazione), soprattutto in ragione della ridefinizione de processi produttivi e dell'organizzazione del lavoro che a seguito dell'automazione potrebbe portare i lavoratori a svolgere mansioni più complesse o compiti che richiedono maggiori competenze relazionali o trasversali.

2.3 L'intelligenza artificiale per l'incontro tra domanda e offerta

Oltre che per i suoi impatti sui mercati del lavoro, in termini quantitativi e qualitativi, l'intelligenza artificiale estende le proprie potenzialità al funzionamento stesso dei mercati, potendo incidere sull'efficienza dell'incontro tra domanda ed offerta di lavoro e così diventando un fattore rispetto ai livelli occupazionali e alla qualità del lavoro: il miglioramento del matching dovrebbe, infatti, comportare una riduzione dei tassi di disoccupazione (Green, 2023) e un migliore allineamento tra aspettative dei lavoratori e fabbisogni professionali dei datori di lavoro.

Alla base dell'adozione dell'intelligenza artificiale a questi fini ci sono ragioni di risparmio di costi e tempi e di maggiore qualità e trasparenza dell'incontro tra domanda e offerta di lavoro, basandosi i processi decisionali sull'analisi di ingenti volumi di dati ed evitando i possibili rischi di discriminazione insiti nel giudizio umano. Si tratta di motivazioni che, come la letteratura ha avuto modo di rilevare con più generale riferimento all'adozione dell'intelligenza artificiale nella gestione del rapporto di lavoro, collidono, in parte, con alcuni persistenti limiti tecnici che devono essere accuratamente considerati (*infra* 2.4).

Benché la ricerca scientifica e il dibattito pubblico si stiano concentrando principalmente sull'adozione di questi strumenti da parte delle aziende per rendere più veloci ed efficaci le proprie procedure selettive come parte ed evoluzione del fenomeno denominato *HR* o *people analytics* e delle pratiche di *algorithmic management*, usi e potenzialità oltrepassano l'ambito delle risorse umane, coinvolgendo gli intermediari del mercato del lavoro (agenzie pubbliche e private) e le piattaforme online (Broecke, 2023), ma interessando in una prospettiva più ampia anche lo studio stesso del mercato del lavoro e delle sue dinamiche quale precondizione per garantire che le competenze richieste nel mercato del lavoro trovino riscontro dal lato dell'offerta.

Aziende, datori di lavoro pubblici e intermediari del mercato del lavoro adottano l'intelligenza artificiale nell'ambito di diverse attività funzionali ai processi di selezione evidenziati nello studio di Broecke per OECD: dall'ottimizzazione delle *job description* al miglioramento dei curriculum vitae, dall'individuazione dei candidati cui destinare determinati annunci di lavoro allo screening dei CV fino all'assistenza nelle attività di negoziazione e alla gestione amministrativa. Nell'ambito dei servizi per l'impiego si segnala, inoltre, l'adozione di sistemi di intelligenza artificiale per individuare carenze di competenze e suggerire percorsi di miglioramento dell'occupabilità e con finalità di profilazione delle persone in cerca di impiego (Broecke, 2023; Lassébie, 2023; Körtner & Bonoli, 2023). In questo senso, le potenzialità dell'intelligenza artificiale per i servizi pubblici per l'impiego riguardano lavoratori e datori di lavoro, ma anche gli stessi dipendenti dell'agenzia, i quali si troveranno a interagire con l'intelligenza artificiale nell'adempimento della loro prestazione, dovendo, quindi, essere dotati delle competenze necessarie (Green, 2023).

Quanto alle piattaforme, non soltanto queste ultime operano al servizio dell'intelligenza artificiale fornendo micro-task nell'ambito delle attività di addestramento, verifica e "imitazione" dell'IA (Tubaro et al., 2020), ma l'IA è un fattore determinante nell'ambito dello sviluppo dell'economia delle piattaforme e del *matching* tra domanda e offerta di servizi che le piattaforme forniscono (Broecke, 2023). Diversi sono i casi analizzati in letteratura soprattutto con riferimento alle piattaforme di lavoro più utilizzate nell'ambito del trasporto o della consegna di cibi (Huang, 2023), ma con dinamiche riscontrabili e riproducibili nei diversi ambiti di operatività delle stesse dai servizi di cura e assistenza alle persone non autosufficienti alla intermediazione di servizi e attività professionali.

Infine, con riferimento allo studio delle dinamiche del mercato del lavoro, è rispetto alla comprensione e anticipazione dei fabbisogni professionali e di competenze che

l'intelligenza artificiale si offre come tecnologia di particolare interesse e dal potenziale ancora ampiamente inesplorato. È quella che viene definita come *Labour Market Intelligence*, ossia l'utilizzo di algoritmi e sistemi di intelligenza artificiale per analizzare dati relativi al mercato del lavoro (*labour market information*) provenienti da diverse fonti (dati amministrativi, dati statistici e dati provenienti dal web) per supportare le relative azioni di policy (Mezzanzanica & Mercurio, 2018) da parte dell'attore pubblico ma anche delle parti sociali a livelli capillari e di prossimità (settori produttivi, territori, aziende e contesti di lavoro in generale). Tecniche di *machine learning* possono essere utilizzate, per esempio, per comprendere i fabbisogni aziendali e individuare le competenze (hard e soft) più rilevanti nel mercato del lavoro all'interno dei diversi contesti territoriali (Colombo et al., 2019).

Analisi di questo tipo consentono, inoltre, di poter adattare l'offerta formativa per essere meglio allineata alle esigenze dei mercati del lavoro, così da contrastare i noti e sempre più marcati fenomeni di disallineamento di competenze tra domanda e offerta di lavoro (Lassébie, 2023).

2.4 Intelligenza artificiale e rapporti di lavoro: il management algoritmico

L'adozione dell'intelligenza artificiale all'interno di aziende, pubbliche amministrazioni e organizzazioni di varia natura non è stata analizzata dalla letteratura soltanto con riferimento agli effetti di sostituzione e complementarità e alle relative conseguenze in termini di occupazione, compiti e competenze richieste dall'interazione tra lavoratori e IA. Ad interessare la riflessione scientifica e il dibattito pubblico è stato anche l'impatto dell'adozione dell'intelligenza artificiale sull'esperienza lavorativa del lavoratore, dalle fasi pre-contrattuali a quelle di costanza e cessazione del rapporto di lavoro (Adams-Prassl, 2022). A questo proposito, se l'adozione dell'intelligenza artificiale è stata analizzata rispetto alle sue potenzialità di miglioramento delle condizioni di lavoro grazie all'eliminazione di lavori monotoni e ripetitivi (Green et al., 2023), ma anche per l'uso a fini prevenzionistici (EU-OSHA, 2019; EU-OSHA 2020, Manzella & Tiraboschi, 2021), per l'ottimizzazione delle ispezioni sul lavoro (EU-OSHA 2019) e con finalità di promuovere l'inclusione di lavoratori disabili (Touzet, 2023), l'attenzione della letteratura si è concentrata principalmente sull'impatto delle pratiche di management algoritmico, ossia di adozione di algoritmi al fine di informare o sostituire processi decisionali umani o altre attività manageriali relative alla gestione dell'organizzazione produttiva e del lavoro, così da renderli più efficienti e oggettivi. Occorre a questo proposito segnalare che i lavoratori sono destinati ad essere interessati da queste pratiche a prescindere dall'utilizzo dell'intelligenza artificiale nell'ambito dell'adempimento delle proprie mansioni, in quanto destinatari delle decisioni manageriali adottate per il tramite di queste tecnologie.

Dal punto di vista di inquadramento generale del fenomeno, si deve in primo luogo rilevare come la riconducibilità delle pratiche di *algorithmic management* al mondo dell'intelligenza artificiale dipende dalla nozione più o meno estesa di intelligenza

artificiale che viene adottata dagli autori. Secondo alcuni autori, soltanto alcune pratiche di management tramite algoritmi rientrerebbero nella nozione di intelligenza artificiale, ossia solo nei casi in cui le stesse siano supportate da strumenti che consentono un autonomo apprendimento e un'autonoma correzione da parte della tecnologia utilizzata (Baiocco et al., 2022; De Stefano & Wouters, 2022; Broecke, 2023) così escludendo molte delle pratiche che si fondano sull'adozione di algoritmi le cui modalità di funzionamento sono predeterminate. Altri autori, soprattutto di area giuridica, adottando una prospettiva funzionalistica della nozione di IA come tecnologia in grado di fornire contenuti, predizioni, raccomandazioni e decisioni rispetto a specifici obiettivi posti dall'uomo che influenzano i contesi di realtà, tendono ad assimilare *algorithmic management* e intelligenza artificiale (Kim, 2024; Kelly-Lyth & Thomas, 2023).

Al di là degli incerti profili definitivi, nell'analizzare la questione è preferibile mantenere una prospettiva ampia: da un lato, perché potenzialità e problematiche dell'uso in questo ambito dell'intelligenza artificiale intesa in senso restrittivo si integrano su quelle proprie dell'*algorithmic management* (Broecke, 2023); dall'altro, perché è con questa ampia accezione che il fenomeno viene trattato nel dibattito di policy in corso, tanto negli interventi normativi nazionali e intersindacali che nella riflessione sovranazionale (*infra* §3.1). Nonostante la ricerca scientifica si sia principalmente concentrata sul contesto in cui il management tramite algoritmi si è sviluppato prima, quello delle piattaforme di lavoro (tra i molti, Rosenblat & Stark, 2016; Stark & Pais, 2021), l'adozione di tali pratiche, benché ancora limitata, è in via di diffusione anche in contesti produttivi più tradizionali. Esempi di utilizzo del management algoritmico si trovano nella gestione dei magazzini, nel commercio, nella manifattura e nei servizi di marketing e consulenza, nel settore bancario e in quello ricettivo e, ancora, nei call center, nel settore editoriale, in quello legale e nel comparto sicurezza (Wood, 2021).

La diffusione sempre più pervasiva del fenomeno è connessa alle molteplici funzionalità dell'*algorithmic management* nella sostituzione o nel supporto ai responsabili della gestione del personale: si tratta di tecnologie che, incidendo sui processi decisionali interni all'azienda, impattano sull'esercizio dei tradizionali poteri datoriali di direzione, organizzazione, controllo e disciplina delle attività del lavoratore.

Oltre che nell'ambito della selezione del personale (Broecke 2023), il management algoritmico – integrato o meno dall'intelligenza artificiale – interessa la valutazione del personale e lo sviluppo professionale; la distribuzione, la gestione e la valutazione dei compiti e delle mansioni; la gestione dei percorsi di carriera (fidelizzazione, premialità e promozioni); l'effettuazione dei controlli e la comminazione di sanzioni (De Stefano & Wouters, 2022). Utilizzando una diversa classificazione, l'uso dell'*algorithmic management* è stato ricondotto all'esercizio di cinque funzioni manageriali: *staffing, direction, evaluation, discipline, planning* (Baiocco et al., 2022).

Quanto alla valutazione del personale e alla definizione dei percorsi di carriera, sono gli strumenti della *HR analytics* che attraverso la gestione di dati di fonte diversa (interni ed esterni all'azienda) consentono di verificare tempo per tempo risultati individuali e di gruppo, ma anche di individuare eventuali esigenze di formazione o di interventi di

fidelizzazione nei confronti di specifici lavoratori (De Stefano & Wouters, 2022); con riferimento alla distribuzione dei compiti, esempi si trovano in diversi contesti dall'assegnazione dei turni nel commercio (Baiocco et al., 2022; Jarrahi et al., 2021) alla gestione dei progetti nelle attività consulenziali (Wood, 2021); rispetto al controllo dell'attività dei lavoratori, esperienze significative sono ormai diffuse in diversi settori, dalla logistica – dove tramite *wearable* e scanner è possibile seguire ogni attività – ai lavoratori da remoto (Jarrahi et al., 2021); infine, con riferimento alla cessazione del rapporto, fuori dall'Unione Europea, si possono riscontrare anche casi di utilizzo di tali tecnologie per il licenziamento di lavoratori scarsamente produttivi (Adams-Prassl, 2022).

A fronte delle potenzialità trasversali ai diversi ambiti della gestione delle risorse umane e dell'organizzazione del lavoro e dell'attività produttiva, la riflessione scientifica ha avuto modo di segnalare molteplici profili di rischio e criticità.

Alcuni di questi rischi sono connessi alle modalità di funzionamento degli strumenti di *algorithmic management*, mentre altri sono dovuti ai possibili utilizzi all'interno delle organizzazioni. Secondo una tassonomia che riscuote ampio consenso tra i giuristi (Adams-Prassl, 2022), le specificità dei rischi di queste pratiche devono essere ricondotte alla raccolta e organizzazione dei dati, alle modalità relative al loro trattamento e alla loro elaborazione e alle modalità del controllo esercitato per il tramite di questi dati su tutte le fasi del rapporto di lavoro attraverso l'esercizio delle prerogative manageriali. Quanto alla raccolta e all'organizzazione dei dati, essi non soltanto sono assai più numerosi ed eterogenei rispetto alle tradizionali informazioni gestite nel rapporto di lavoro, ma nell'ambito dell'*algorithmic management* si prevede un utilizzo reiterato delle informazioni per diversi fini e, anche quando alcune informazioni sensibili non sono raccolte, la mole di informazioni raccolte può consentire di apprenderle per il tramite di altri dati a disposizione. Con riferimento alle fasi di elaborazione, a rilevare sono la natura in costante cambiamento delle tecniche utilizzate per l'analisi e i dimostrati rischi di discriminazione connessi alla riproduzione di prassi discriminatorie presenti nei dati raccolti o all'emergere di nuove discriminazioni dovute ai modelli utilizzati per analizzare i dati. Infine, per quanto riguarda, il tipo di controllo esercitato sui processi decisionali, si segnalano la mancanza di trasparenza degli stessi e le difficoltà di contestare le decisioni prese in maniera automatizzata o, comunque, che si fondano sulle informazioni fornite dagli algoritmi. Si tratta di rischi che, al di fuori della tassonomia proposta, trovano conferma in numerose analisi nella letteratura scientifica di riferimento (Kim 2024; Salvi del Pero & Verhagen, 2023; Hassel & Özkiziltan, 2023; De Stefano & Wouters, 2022; Todolì-Signes, 2019).

Con specifico riguardo all'applicazione dei sistemi alle diverse fasi del rapporto si segnalano, in particolare, rischi relativi alla insoddisfazione del lavoro e alla possibile alienazione derivanti dalla compressione dell'autonomia esercitata dal lavoratore rispetto a decisioni ricevute dallo strumento tecnologico, alla possibile svalutazione dei compiti affidati e anche al potenziale isolamento o diminuzione delle interazioni sociali; rischi relativi alla possibile intensificazione del lavoro per la continua ottimizzazione dei tempi

e per la ridefinizione dei compiti nonché relativi alla precarietà e imprevedibilità del lavoro connessa all'uso degli algoritmi per la pianificazione di turni e assegnazione di compiti (tra gli altri, Baiocco et al., 2022).

Si tratta di rischi che trovano riscontro anche nelle percezioni dei lavoratori che hanno partecipato alle survey promosse sul tema dall'OECD, che segnalano in particolare i problemi di intensità del lavoro, le criticità in termini di esercizio di autonomia e discrezionalità nell'adempimento delle mansioni, rischi per la privacy e, se gli strumenti non sono ben implementati, anche rischi di discriminazione (Green et al., 2023).

3. LE IMPLICAZIONI REGOLATORIE E DI POLICY DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NEL MONDO DEL LAVORO

A fronte delle dinamiche sopra delineate rispetto agli impatti dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro e nei contesti lavorativi, una crescente mole di letteratura scientifica e grigia si sta interessando delle implicazioni dell'adozione su larga scala dell'IA in termini di policy e di disciplina dei suoi usi nel mondo del lavoro. Benché tali tecnologie non si stiano sviluppando in un vuoto normativo e nonostante le connessioni con altri fenomeni di trasformazione che già hanno interessato l'azione delle istituzioni, numerosi ed eterogenei sono gli ambiti di intervento individuati dalla riflessione scientifica e nel dibattito pubblico, che trovano riscontro nell'azione degli ordinamenti statali e sovranazionali. Nei paragrafi che seguono si offrirà una mappatura del dibattito in materia e dei principali elementi di attenzione normativa e di policy rilevanti (§ 3.1), prima di approfondire nello specifico le riflessioni relative al ruolo delle parti sociali nella gestione del fenomeno intelligenza artificiale (§ 3.2).

3.1 Il dibattito di policy e la prospettiva regolativa

Nel rassegnare le principali proposte di policy e di disciplina dell'intelligenza artificiale nel mondo del lavoro si può organizzare la trattazione distinguendo quelle che riguardano la gestione dell'impatto dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro e quelle che riguardano l'adozione dell'IA e, più generalmente, dell'*algorithmic management*, nei contesti di lavoro.

Con riferimento all'impatto sui mercati del lavoro, le proposte di policy sono dirette, da un lato, alla massimizzazione degli effetti positivi dell'intelligenza artificiale sull'economia e, dall'altro, alla gestione delle transizioni occupazionali.

Quanto al primo profilo si segnala l'importanza di un'azione per favorire un aumento della produttività, minimizzando l'impatto sui livelli occupazionali.

A questo proposito si sono individuate come possibili leve quella fiscale, intervenendo sulla tassazione di capitali e lavoro, in modo tale che le aziende siano spinte a ricercare innovazioni ad alto impatto di produttività, evitando quelle innovazioni marginali che apportano un scarso beneficio di produttività e che basano la loro convenienza su sussidi impliciti derivanti dal differenziale di tassazione. La riduzione dell'impiego sarebbe, infatti, da riconnettersi alla sostituzione di molte attività a basso valore aggiunto piuttosto che a forme di automazione altamente innovative e che producono ampi guadagni di produttività. Incentivi alla adozione e allo sviluppo dell'intelligenza artificiale possono, inoltre, derivare da interventi diretti a ridurre il più possibile la disoccupazione in situazioni di bassa disoccupazione, infatti, che aumenta la propensione all'innovazione (Green, 2023).

Più in generale, gli studi relativi alle potenzialità di impatto economico dell'intelligenza artificiale segnalano l'importanza di rimuovere le principali barriere alla sua adozione e

al suo sviluppo. Al di là dei limiti infrastrutturali che riguardano principalmente le economie meno avanzate e che possono acuire i divari economici con le economie più avanzate (Gmyrek et al., 2023; Cazzaniga et al., 2024), una delle principali barriere è individuata nell'assenza – anch'essa a livelli diversi a seconda dei contesti territoriali – di necessarie competenze all'interno del mercato del lavoro (Lassébie, 2023; Green, 2023).

Emerge così un'area di interesse comune alle due declinazioni di policy sopra riscontrate: fornire ai lavoratori competenze rilevanti all'interno dei mercati del lavoro a seguito dell'avvento dell'intelligenza artificiale è un obiettivo che interessa la dimensione economico-sociale del fenomeno trasversalmente.

In questo senso di particolare importanza risulta essere l'individuazione del tipo di competenze da fornire e dei destinatari prioritari delle azioni formative. Partendo dal primo aspetto, specularmente a quanto rilevato con riferimento all'impatto dell'IA sulle attività lavorative (*supra* § 2.2), occorre distinguere una formazione specialistica sull'IA per i lavoratori che gestiranno l'evoluzione delle nuove tecnologie (e interessa, a questo proposito, la formazione più avanzata diretta a futuri o attuali lavoratori ad alte competenze) e la formazione necessaria per utilizzare e interagire con l'intelligenza artificiale (Lassébie, 2023). È, primariamente (ma non esclusivamente), a questo secondo livello che deve essere indirizzato il supporto finanziario, dal momento che consentirà, attraverso la costruzione di competenze digitali di base e di altre competenze cognitive e trasversali, di rispondere alle esigenze di adattamento di lavoratori a più basse competenze, quelli più a rischio di essere sostituiti dalle diverse forme di automazione (anche al di là dell'intelligenza artificiale). Misure a supporto della formazione dei profili più elevati (sia tecnici che manageriali) sono, invece, ricondotte a obiettivi di efficienza e maggior valorizzazione degli avanzamenti del progresso tecnologico (Lassébie, 2023).

Oltre al livello di competenze, altri fattori possono determinare l'appartenenza alla categoria di lavoratori che meritano particolare attenzione rispetto agli interventi di formazione e aggiornamento professionale. Si tratta, in particolare, dei lavoratori più anziani, che tendenzialmente affrontano con maggiore difficoltà le esigenze di aggiornare il proprio bagaglio di competenze rispetto all'innovazione tecnologica (Cazzaniga et al., 2024; Lassébie, 2023) e delle lavoratrici che, secondo alcune stime, saranno maggiormente colpite dai rischi di automazione in ragione della loro maggiore presenza in occupazioni con alte probabilità di sostituzione (Gmyrek et al., 2023). A questo proposito, si è inoltre segnalato come interventi sul mercato del lavoro non debbano riguardare soltanto la possibilità di assorbire le lavoratrici nell'ambito delle occupazioni connesse all'intelligenza artificiale, ma che di particolare importanza sarà intervenire per migliorare le condizioni socio-economiche e lavorative in settori meno impattati dall'IA e che rappresentano una possibile fonte di occupazione per chi sarà sostituito dalla tecnologia. È il caso della *care economy*, uno dei settori che per ragioni demografiche è destinato a veder aumentare la domanda di lavoro qualificato (Gmyrek et al., 2023).

Oltre agli interventi relativi alla promozione di azioni di formazione e adattamento delle competenze alla nuova realtà – da attuarsi a diversi livelli: dall’ambito scolastico e universitario ai servizi per l’impiego fino alla promozione della formazione nei contesti aziendali (Lassébie, 2023) – altri ambiti di intervento per garantire e promuovere le transizioni occupazionali sono stati individuati nelle discipline relative alla gestione dei licenziamenti tecnologici e nella definizione di sistemi di sicurezza sociale che siano in grado di supportare i lavoratori nelle diverse fasi dei propri percorsi di vita e professionali (Gmyrek et al., 2023), così come nell’adattamento delle politiche attive del lavoro (Lassébie, 2023).

Passando, invece, alle riflessioni relative alle implicazioni di policy e regolatorie dell’adozione dell’intelligenza artificiale nei contesti produttivi e di lavoro e ai fini dell’organizzazione aziendale e della gestione del personale, gli ambiti di intervento rilevati dalla letteratura sono speculari ai rischi individuati nel § 2.4.

In termini generali, si è osservato che interventi normativi che garantiscano un uso responsabile dell’intelligenza artificiale non rappresentano soltanto una garanzia per i lavoratori avverso abusi e criticità connesse all’uso dell’intelligenza artificiale, ma anche una garanzia dell’accettabilità delle stesse nei contesti aziendali e della propensione ad adottare tali tecnologie da parte di aziende e organizzazioni. Allo stesso tempo si è rilevato che rispetto ai diversi strumenti normativi che possono essere adottati, le discipline di soft law sono generalmente considerate più flessibili e adatte a governare l’adozione responsabile di una tecnologia ancora in evoluzione, ma che, mancando di strumenti per garantire la loro effettività, si tende necessaria una combinazione di strumenti di soft law e hard law, per prevenire i rischi provenienti dalla adozione dell’*algorithmic management* nei luoghi di lavoro e per garantire l’esercizio dei diritti da parte dei lavoratori in caso di violazioni (Salvi del Pero & Verhagen, 2023).

Quanto agli ambiti di intervento, si possono distinguere proposte che mirano a risolvere delle lacune normative riscontrate rispetto all’impatto dell’intelligenza artificiale su discipline già oggi applicabili al suo impiego nei contesti di lavoro e proposte regolative più strettamente connesse alla regolazione dell’adozione dell’intelligenza artificiale e dell’*algorithmic management* nei luoghi di lavoro.

Alla prima declinazione possono essere ricondotte le proposte di intervento sui profili relativi alla disciplina antidiscriminatoria – di cui si rileva la difficile applicazione in ragione delle peculiarità del management algoritmico (e.g. Kim, 2024; Kelly-Lyth, 2023; Todolì Signes, 2019) – o nell’ambito della tutela della salute e sicurezza del lavoratore (Cefaliello et al. 2023; De Stefano & Wouters, 2022, Manzella & Tiraboschi, 2021).

Maggiormente connessi alla disciplina degli usi e delle modalità di adozione dell’IA e dell’*algorithmic management* in senso generale sono le riflessioni, sviluppatasi anche in connessione con processi normativi in itinere (e.g. il c.d. Regolamento AI a livello euro-unitario), relative agli usi ammessi con determinate cautele e a quelli da vietare in ragione dei profili di rischio per i diritti dei lavoratori, alla necessità di mantenere un controllo umano sui processi decisionali abilitati da tali tecnologie e, infine, alla

trasparenza e alla comprensibilità dei processi tecnologici che determinano determinate decisioni che impattano sulla posizione dei lavoratori.

Dal primo punto di vista, si riscontra un dibattito su quali debbano essere gli usi da considerare così rischiosi da dover essere vietati (per esempio, quelli relativi al riconoscimento delle emozioni dei lavoratori o alla loro propensione ad esercitare azioni sindacali; e.g. Adams-Prassl et al., 2023) e quali, invece, meritino una quadro normativo di particolare tutela, ma in termini ancora più ampi, ad essere oggetto di riflessione critica è la scelta nelle normative in via di introduzione, di adottare un approccio basato sul rischio, distinguendo il sistema di garanzie in ragione di una valutazione di maggiore o minore esposizione al rischio degli interessati. Se da un lato, infatti, si rileva che un sistema basato sui rischi risulta più adeguato per promuovere l'innovazione tecnologica rispetto agli usi genuini che ne possono essere fatti nei contesti di lavoro e garantisce al contempo una maggiore flessibilità tramite una periodica rivalutazione dei profili di rischio delle tecnologie (Salvi del Pero & Verhagen, 2023); dall'altro, si osserva che un modello siffatto, che limita la porta prescrittiva della normativa e che si fonda su una valutazione del rischio e una gestione degli stessi ampiamente rimessa a chi tali tecnologie le implementa, non sarebbe in grado di garantire la tutela dei diritti fondamentali del lavoratore (Aloisi & De Stefano, 2023).

Rispetto al controllo umano a rilevare nella riflessione sulla tematica sono le proposte atte a inverare lo spunto emerso in sede ILO di garantire uno *human-in-command approach* (ILO, 2019), ossia che le decisioni finali che riguardano i lavoratori siano prese da esseri umani e non direttamente dalla macchina. Nelle sue versioni più avanzate, e in alcune proposte normative, tale approccio è stato articolato in un divieto di prendere decisioni completamente automatizzate (almeno per alcuni effetti come il licenziamento), nel diritto ad una revisione umana delle decisioni prese da tali strumenti e nella previsione di diritti di informazione e consultazione che garantiscano l'espressione di una posizione prima che le pratiche di *algorithmic management* vengano adottate (Adams-Prassl et al., 2023).

Quanto, poi, alla trasparenza e alla comprensibilità dei processi decisionali basati su algoritmi e intelligenza artificiale, si tratta di profili regolatori fondamentali tanto al fine di garantire conoscenza e accettabilità da parte dei lavoratori delle tecnologie che incidono sulla loro esperienza di lavoro quanto e soprattutto alla possibilità di verifica del corretto funzionamento e della legittimità degli stessi ed eventualmente esercitare i propri diritti (Adams-Prassl et al., 2023). In questo senso, la letteratura ha rilevato come la consegna delle informazioni potrebbe risultare controproducente rispetto agli obiettivi, non essendo dotati delle competenze per comprendere le informazioni ricevute. A questo fine, particolarmente rilevanti sono gli interventi diretti a richiedere la comprensibilità e la "spiegabilità" delle informazioni fornite, anche tramite la definizione di contenuti e modalità della comunicazione (Salvi del Pero & Verhagen, 2023; Adams-Prassl et al., 2023).

Infine, e in termini più generali rispetto all'adozione dell'IA artificiale nei contesti di lavoro, la riflessione scientifica ha sottolineato l'importanza di una chiara definizione dei

regimi di responsabilità rispetto a danni e violazioni determinati dall'utilizzo di tali sistemi, tanto con finalità di tutela dei lavoratori quanto per superare un quadro di incertezza normativa che limita l'adozione e le potenzialità dell'intelligenza artificiale nei contesti di lavoro (e.g. De Stefano & Wouters, 2022; Salvi del Pero & Verhagen, 2023).

3.2 Intelligenza artificiale e ruolo delle parti sociali

La riflessione scientifica ha avuto modo di sottolineare l'importanza delle parti sociali, a diversi livelli (internazionale, nazionale, di settore o aziendale) e con i diversi strumenti della sua azione (e.g. dialogo sociale, contrattazione collettiva, advocacy e campagne di sensibilizzazione), tanto con riferimento alle policy relative alla gestione dell'impatto dell'intelligenza artificiale sulle dinamiche dei mercati del lavoro quanto con riferimento alla sua implementazione all'interno dei contesti di lavoro (Cazes, 2023).

Per quanto riguarda le dinamiche relative al mercato del lavoro, l'azione delle parti sociali è sollecitata da più autori e si ritiene debba essere supportata nella gestione delle transizioni occupazionali dei lavoratori interessati dagli effetti di sostituzione e automazione del lavoro propri dell'intelligenza artificiale (Gmyrek et al., 2023). A questo fine, oltre che nell'ambito delle procedure collettive in caso di licenziamento tecnologico, il loro coinvolgimento pare necessario per la definizione e la promozione di sistemi di sicurezza sociale e di percorsi di formazione e aggiornamento professionale adeguati alle esigenze dei lavoratori interessati dalla transizione (Gmyrek et al., 2023), sia attraverso l'interlocuzione con le istituzioni pubbliche sia attraverso l'introduzione di diritti alla formazione e azioni di aggiornamento o riqualificazione professionale direttamente all'interno della contrattazione collettiva sia ancora nell'ambito delle istituzioni e dei programmi formativi che le parti sociali finanziano e gestiscono (Cazes, 2023). Pensiamo al caso italiano del fondo nuove competenze che prevede il coinvolgimento del sindacato e che ha dato luogo a interessanti accordi collettivi di livello aziendale (Tiraboschi & Dagnino, 2023).

Sempre in un quadro macro-economico si è segnalato che le azioni di policy volte a rafforzare l'azione sindacale e il suo potere negoziale possono supportare la redistribuzione dei guadagni di produttività connessi all'implementazione dell'intelligenza artificiale (Green, 2023).

È, poi, nella dimensione dell'impatto nei contesti aziendali che la riflessione scientifica ha riconosciuto maggiore rilevanza al ruolo dell'attore sindacale e alle relazioni industriali.

Da un lato, il confronto con il sindacato nell'introduzione delle nuove tecnologie si ritiene possa comportare una mitigazione dei rischi e migliorare l'impatto sui lavoratori in termini di condizioni di lavoro, tanto con riferimento ai profili qualitativi dell'esperienza lavorativa (es. riduzione dei rischi per la salute e sicurezza) quanto con riferimento all'occupazione e ai redditi (Cazes, 2023).

Dall'altro, il coinvolgimento del sindacato è al centro della riflessione, oltre che delle prime discipline introdotte in materia di intelligenza artificiale, rispetto alla adozione di sistemi di *algorithmic management* nei luoghi di lavoro. In questo ambito, la garanzia di diritti informativi e di uno spazio di interlocuzione con l'impresa sono intesi quali strumenti fondamentali rispetto all'adozione e al funzionamento di tali tecnologie per garantire un effettivo controllo di legittimità e correttezza, che lasciato alla sola verifica individuale del lavoratore rischia di essere fortemente depotenziato, e, al contempo, a garantire uno spazio di confronto o negoziale affinché gli interessi dei lavoratori siano presi in considerazione nelle decisioni riguardanti l'opportunità e le modalità dell'introduzione delle tecnologie (tra i tanti, De Stefano, 2018; Todolì-Signes, 2019; Dagnino & Armaroli, 2020; Collins & Atkinson, 2023; Adams & Wenckebach, 2023). Le posizioni si differenziano, poi, rispetto agli specifici diritti da assicurare al fine di garantire la "contrattazione dell'algoritmo" (De Stefano, 2018) dall'informazione e consultazione (e.g. Adams-Prassl et al., 2023) a strumenti di coinvolgimento più forte come la co-decisione (e.g. Adams & Wenckebach, 2023).

Sia con riguardo alle strategie del sindacato e alle dinamiche delle relazioni industriali a livello nazionale sia con riferimento alle azioni a livello aziendale, la ricerca comparata ha segnalato come la propensione ad un approccio proattivo oppure a uno reattivo/difensivo rispetto alla transizione digitale dipendono, oltre che da elementi connessi all'organizzazione e alla competenza tematica, da fattori istituzionali e dalle prerogative riconosciute nei contesti aziendali. In questo senso, è il modello tedesco ad essere preso come principale riferimento, grazie agli ampi spazi di co-decisione riconosciuti ai consigli di fabbrica e alla possibilità di esprimere le proprie posizioni su questioni strategiche (tra i molti, Pulignano et al., 2023 e Molina et al., 2023 trasversalmente ai due ambiti di policy; Doellgast et al., 2023 e Dagnino & Armaroli, 2020, con specifico riferimento all'adozione delle tecnologie in azienda).

Elemento comune alle diverse riflessioni, da considerare conclusivamente, è quello relativo alla capacità delle parti sociali di intervenire su tematiche così complesse. A questo proposito, oltre alle sollecitazioni nei confronti delle parti sociali di dotarsi delle necessarie competenze, si riscontra il supporto per policy e normative dirette a garantire il coinvolgimento di tecnici esperti della materia nelle fasi di consultazione e negoziazione sulle tematiche, come già avviene in alcuni ordinamenti (es. in quello tedesco) (e.g. Cazes, 2023)

4. BIBLIOGRAFIA

- Acemoglu D., Autor D., Hazell J., Restrepo P. (2022), *Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies*, in *Journal of Labor Economics*, vol. 40, n. 1, pp. 293-340.
- Adams Z., Wenckebach J. (2023), *Collective regulation of algorithmic management*, in *European Labour Law Journal*, vol. 14, n. 2, pp. 211-229.
- Adams-Prassl J., Abraha H., Kelly-Lyth A., Silberman M., Rakshita S. (2023), *Regulating algorithmic management: A blueprint*, in *European Labour Law Journal*, vol. 14, n. 2, pp. 172-191.
- Adams-Prassl J. (2022), *Regulating algorithms at work: Lessons for a 'European approach to artificial intelligence'*, in *European Labour Law Journal*, vol. 13, n. 1, pp. 30-50.
- Alekseeva L., Azar J., Giné M., Samila S., Taska B. (2021), *The demand for AI skills in the labor market*, in *Labour Economics*, vol. 71, 102002.
- Aloisi A., De Stefano V., (2023), *Between risk mitigation and labour rights enforcement: Assessing the transatlantic race to govern AI-driven decision-making through a comparative lens*, in *European Labour Law Journal*, vol. 14, n. 2, pp. 238-307.
- Arntz D., Gregory T., Zierahn U. (2017), *Revisiting the risk of automation*, in *Economic Letters*, vol. 159, pp. 157-160.
- Autor D. (2015), *Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation*, in *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, n. 3, pp. 3-30
- Baiocco S., Fernandez-Macías E., Rani U., Pesole A. (2022), *The Algorithmic management of work and its implications in different contexts*, Background Paper Series of the Joint EU-ILO Project "Building Partnerships on the Future of Work", n. 9.
- Broecke S. (2023), *Artificial intelligence and labour market matching*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 284.
- Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. (2017), *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics*, NBER Working Paper No. 24001.
- Brynjolfsson E., Mitchell T., Rock D. (2018), *What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy*, in *AEA Paper and Proceedings*, vol. 108, pp. 43-47.
- Brynjolfsson E., Li D., Raymond L.R. (2023), *Generative AI at Work*, in NBER Working Paper No. 31161.
- Cazes S. (2023), *Social dialogue and collective bargaining in the age of artificial intelligence*, in OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, pp. 221-256.
- Cazzaniga M., Jaumotte F., Li L., Melina G., Panton A.J., Pizzinelli C., Rockal E., Tavares M.M. (2024), *Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work*, IMF Staff Discussion Notes, SDN/2024/001.

- Cefaliello A., Moore P., Donoghue R., (2023), *Making algorithmic management safe and healthy for workers: Addressing psychosocial risks in new legal provisions*, in *European Labour Law*, vol. 14, n. 1, pp. 192-210.
- Collins P., Atkinson J. (2023), *Worker voice and algorithmic management in post-Brexit Britain*, in *Transfer*, Vol. 29, n. 1, pp. 37-52.
- Colombo E., Mercurio F., Mezzanzanica M., (2019), *AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills*, in *Information Economics and Policy*, vol. 47, pp. 27-37.
- Dagnino E., Armaroli A. (2020), *A Seat at the Table: Negotiating Data Processing in the Workplace*, in *Comparative Labor Law & Policy Journal*, Vol. 41, n. 1, pp. 173-195.
- De Stefano V., Wouters M. (2022), *AI and digital tools in workplace management and evaluation. An assessment of the EU's legal framework*, STUDY Panel for the Future of Science and Technology, European Parliamentary Research Service.
- De Stefano V. (2018), "Negotiating the algorithm": Automation, artificial intelligence and labour protection, ILO Working Paper No. 246.
- Doellgast V., Wagner I., O'Brady S. (2023), *Negotiating limits on algorithmic management in digitalised services: cases from Germany and Norway*, in *Transfer*, Vol. 29, n. 1, pp. 105-120.
- EU-OSHA (2019), *OSH and the Future of Work: benefits and risks of artificial intelligence tools in workplaces*, Discussion Paper.
- EU-OSHA (2019), *The future role of big data and machine learning in health and safety inspection efficiency*, Discussion Paper.
- EU-OSHA, (2020), *Smart personal protective equipment: intelligent protection for the future*, Discussion Paper.
- Felten E., Raj M., Saemans R. (2021), *Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses*, in *Strategic Management Journal*, vol. 42, n. 1, pp. 2195-2217.
- Frey C.B., Osborne M.A. (2017), *The Future of Employment: How susceptible are jobs to computerisation?*, in *Technological forecasting and social change*, vol. 114, pp. 254-280.
- Gmyrek P., Berg, J., Bescond, D. (2023), *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality*, ILO Working Paper 96.
- Green A. (2023), *Artificial intelligence and jobs: No signs of slowing labour demand (yet)*, in OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, pp. 102-127.
- Green A., Salvi del Pero A., Verhagen A., (2023), *Artificial intelligence, job quality and inclusiveness*, in OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, pp. 128-154.
- Hassel A., Ozkiziltan D. (2023), *Governing the work-related risks of AI: implications for the German government and trade unions*, in *Transfer*, Vol. 29, No. 1, pp. 71-86.

- Huang H. (2023), *Algorithmic management in food-delivery platform economy in China*, in *New Technology, Work and Employment*, vol. 38, n. 2, pp. 185-205.
- Jarrahi M.H., Newlands G., Sutherland W. (2021), *Algorithmic management in a work context*, in *Big Data & Society*, vol. 8, n. 2, pp. 1-14.
- Kelly-Lyth A., Thomas A. (2023), *Algorithmic management: Assessing the Impacts of AI at Work*, in *European Labour Law Journal*, vol. 14, n. 2, pp. 230–252.
- Kelly-Lyth A. (2023), *Algorithmic discrimination at work*, in *European Labour Law Journal*, vol. 14, n. 2, pp. 152-171.
- Kim P. (2024), *Artificial Intelligence, Big Data, Algorithmic management, and Labor Law*, in Davidov G., Langille B., Lester G. (2024), *The Oxford Handbook of the Law of Work*, in corso di pubblicazione.
- Körtner J., Bonoli G. (2023), *Predictive Algorithms in the Delivery of Public Employment Services*, in Clegg D., Durazzi N., *Handbook of Labour Market Policy in Advanced Democracies*, Edward Elgar Publishing, pp. 387-398.
- Lane M., Saint-Martin A. (2021), *The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far?*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 256.
- Lane M., Williams M., Broecke S. (2023), *The impact of AI on the workplace: Main findings from the OECD AI surveys of employers and workers*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 288.
- Lassébie J. (2023), *Skill needs and policies in the age of artificial intelligence*, in OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, pp. 155-181.
- Manzella P., Tiraboschi M. eds. (2021), *The Prevention System and Insurance Coverage in the Context of the IV Industrial Revolution*, ADAPT University Press.
- Mazzanzanica M., Mercorio F. (2018), *Big Data Enables Labor Market Intelligence*, in *Encyclopedia of Big Data Technologies*, Encyclopedia of Big Data Technologies, pp. 1-11.
- Milanez A. (2023), *The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 289.
- Molina O., Butollo F., Makò C., Godino A., Holtgrewe U., Illsoe A., Junte S., Larsen T.P., Illésy M., Pap J., Wotschack P. (2023), *It takes two to code: a comparative analysis of collective bargaining and artificial intelligence*, in *Transfer*, Vol. 29, No. 1, pp. 87-104.
- Nedelkoska L., Quintini G. (2020), *Automation, skills use and training*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 202.
- Pulignano V. Hauptmeier M., Frans D. (2023), *Determinants of union strategies towards the twin digital and green transitions in the German and Belgian automotive industry*, in *Transfer*, vol. 29, n. 1, pp. 121-138.

- Rosenblat A., Stark L. (2016), *Algorithmic Labor and Information Asymmetries: A Case Study of Uber's Drivers*, in *International Journal of Communication*, vol. 10, pp. 3758-3784.
- Salvi Del Pero & Verhagen, (2023), *Ensuring trustworthy artificial intelligence in the workplace: Countries' policy action*, in OECD, *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, pp. 182-220.
- Stark D., Pais I. (2021), *Algorithmic management in the Platform Economy*, in *Sociologica*, vol. 14, n. 3, pp. 47-72.
- Tiraboschi M., Dagnino E. (2023), *Italian Labour Law: Trends and Developments Put to the Test of Technological Disruption*, in De Vos M., Anderson G., Verhulp E., *The Cambridge Handbook of Technological Disruption in Labour and Employment Law*, Cambridge University Press, pp. 122-136.
- Todolì Signes A. (2019), *Algorithms, artificial intelligence and automated decisions concerning workers and the risks of discrimination: the necessary collective governance of data protection*, in *Transfer*, Vol. 25, No. 4, pp. 465-481.
- Tolan S., Pesole A., Martinez-Plumed F., Fernande-Macias E., Hernandez-Orallo J., Gomez A. (2021), *Measuring the Occupational Impact of AI: Tasks, Cognitive Abilities and AI Benchmarks*, in *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 71, pp. 191-236.
- Touzet C. (2023), *Using AI to support people with disability in the labour market. Opportunities and challenges*, OECD Artificial Intelligence Papers No. 7.
- Tubaro P. Casilli A., Coville M. (2020), *The trainer, the verifier, the imitator: Three ways in which human platform workers support artificial intelligence*, in *Big Data & Society*, January-June, pp. 1-12.
- Wood A. (2021), *Algorithmic management: Consequences for Work Organisation and Working Conditions*, JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology 2021/07.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E MERCATI DEL LAVORO
EVIDENZE E PROSPETTIVE DALL'INDAGINE CONOSCITIVA DELLA
XI COMMISSIONE DELLA CAMERA (LAVORO PUBBLICO E PRIVATO)

di Emanuele Dagnino

*coordinatore del gruppo di lavoro su IA istituito dal Presidente del CNEL in collaborazione
con CNR, IIT e Centro Ricerche Enrico Fermi*

ABSTRACT

A partire dal 26 ottobre del 2023 l'XI Commissione della Camera dei deputati (Lavoro pubblico e privato) ha realizzato un'intensa e pervasiva attività di audizioni nell'ambito dell'*Indagine conoscitiva sul rapporto tra intelligenza artificiale e mondo del lavoro, con particolare riferimento agli impatti che l'intelligenza artificiale generativa può avere sul mercato del lavoro*, deliberata il 28 settembre dello stesso anno.

L'*Indagine* ha coinvolto finora 80 soggetti tra esperti della materia, aziende, associazioni datoriali o professionali, sindacati e altri soggetti istituzionali.

Gli interventi registrati e le memorie depositate rappresentano una miniera di informazioni per conoscere stato dell'arte, aspettative e prospettive future dell'impatto dell'intelligenza artificiale nell'ambito del mercato del lavoro, consentendo di riportare quanto emerge nel dibattito pubblico e nella riflessione scientifica internazionale alle peculiarità del caso italiano. Se, infatti, le linee di ragionamento principali richiamano aspetti comuni al dibattito transnazionale (rischi di sostituzione ed effetto di complementarità; esigenza di nuove competenze e di riqualificazione professionale; possibili guadagni di produttività; rischio di accentuazione delle diseguaglianze ecc...), emergono nell'ambito dell'importante materiale informativo raccolto dalla Commissione quegli elementi tipici del tessuto produttivo italiano e del suo mercato del lavoro che condizionano e condizioneranno gli effetti dell'IA in ambito interno: dalla dipendenza da tecnologie straniere alla grande prevalenza di piccole e medie imprese; dalle difficoltà delle transizioni occupazionali e del rapporto scuola, università – lavoro alle prassi d'uso dei settori in cui l'IA già viene adottata e al ruolo che istituzioni pubbliche e parti sociali giocano nella gestione dei suoi effetti.

In questi termini, l'*Indagine* si configura come un utile termometro non soltanto dello stato di penetrazione e delle prospettive dell'IA nel mondo del lavoro italiano, ma anche delle istanze che emergono dai settori produttivi e dagli esperti rispetto alle condizioni affinché il sistema economico italiano possa beneficiare delle fondamentali potenzialità di queste nuove tecnologie, al contempo attenuando e governando le risposte rispetto agli impatti sociali che possono derivarne soprattutto per alcune fasce della popolazione particolarmente esposte ai rischi di sostituzione, obsolescenza delle competenze e aumento delle diseguaglianze.

1. INTRODUZIONE

Con l'audizione del Ministro del lavoro e delle politiche sociali ha preso avvio lo scorso 26 ottobre del 2023 presso l'XI Commissione della Camera dei deputati (Lavoro pubblico e privato; d'ora in avanti anche Commissione Lavoro), presieduta dall'Onorevole Rizzetto, l'*Indagine conoscitiva sul rapporto tra intelligenza artificiale e mondo del lavoro, con particolare riferimento agli impatti che l'intelligenza artificiale generativa può avere sul mercato del lavoro*.

Alla base di tale attività conoscitiva da parte della Commissione – deliberata in data 28 settembre 2023 e la cui durata è stata successivamente prorogata di ulteriori 3 mesi dal termine inizialmente previsto del 31 marzo 2024¹ – si pone l'avvertita esigenza di «un approfondimento delle tematiche concernenti il rapporto tra tecnologia, in special modo quella artificiale e generativa, e lavoro, nel senso di valutarne gli impatti potenziali sulle filiere e consentire interventi correttivi o di protezione, volti ad una implementazione responsabile a livello di sistema Paese»². A fronte di un dibattito internazionale in cui si oppongono, anche con toni talvolta sensazionalistici, visioni positive relative a grandi aumenti di produttività, con conseguente espansione dell'economia e dell'occupazione dovuti all'adozione dell'IA, e visioni negative che segnalano le enormi potenzialità sostitutive delle nuove tecnologie connesse all'intelligenza artificiale, l'*Indagine* si pone il condivisibile obiettivo di superare l'assenza di specifiche valutazioni relative «alle peculiarità del tessuto produttivo italiano»³. Oltre a permettere di definire lo stato dell'arte in Italia rispetto all'adozione dell'IA, la raccolta di informazioni nell'ambito delle audizioni ha come scopo ultimo quello «di sollecitare una produzione normativa che sappia incrementare la produttività delle aziende, rilanciando l'economia, e proteggere il mercato del lavoro, nella direzione di una crescita economica socialmente responsabile»⁴. Da ciò, un'attenzione particolare per settori e contesti produttivi che si pongono in prima linea rispetto all'adozione di tecnologie all'avanguardia, che consentono di comprendere non soltanto gli effetti, ma anche le condizioni fondamentali affinché si possano sfruttare nel contesto interno le potenzialità dell'intelligenza artificiale, gestendone in maniera responsabile le conseguenze sociali.

L'attività della Commissione nell'ambito dell'*Indagine* si è caratterizzata finora per un intenso susseguirsi di audizioni di esperti accademici e non, associazioni datoriali e professionali, sindacati, rappresentanti di aziende particolarmente attive o interessate dall'IA e della società civile. Allo stato attuale sono 80 i soggetti auditi, i quali possono

¹ Il nuovo termine del 30 giugno 2024 è stato deliberato nella seduta di mercoledì 20 marzo 2024 della Commissione.

² Cfr. *Programma dell'indagine conoscitiva*, allegato 3 al verbale della XI Commissione permanente (Lavoro pubblico e privato), 28 settembre 2023.

³ *Ibidem*.

⁴ *Ibidem*.

essere suddivisi – non senza un certo margine di approssimazione, data dalla riconducibilità di alcuni di essi a più di una categoria – nei seguenti termini:

Categorie di soggetti auditi	Numero
Esperti accademici e professionisti	22
Aziende	19
Associazioni datoriali	13
Sindacati, associazioni professionali, ordini	14
Altri portatori di interesse e società civile	12

Le loro audizioni e le memorie depositate presso la Commissione Lavoro rappresentano una miniera di informazioni per conoscere stato dell'arte, aspettative e prospettive future dell'impatto dell'intelligenza artificiale nell'ambito del mercato del lavoro italiano e per comprendere le istanze provenienti dai diversi operatori del mondo del lavoro e dai diversi settori produttivi.

Attraverso la rassegna delle posizioni espresse nell'ambito delle audizioni sarà, quindi, possibile identificare le linee di azione prioritarie che emergono dal tessuto produttivo italiano in termini di competitività del sistema Paese nel quadro internazionale e di sostenibilità socio-economica della transizione tecnologica in atto con specifico riferimento agli usi dell'intelligenza artificiale.

2. TEMI E CONTENUTI TRA MERCATI E RAPPORTI DI LAVORO

Rispetto alle tematiche emerse all'interno delle diverse audizioni tenute nell'ambito dell'*Indagine* si può certamente affermare che gli aspetti maggiormente ricorrenti nelle analisi e nei riscontri del mondo produttivo e degli esperti auditi si pongono pienamente nell'alveo della riflessione scientifica internazionale rassegnata in una precedente pubblicazione (*Intelligenza Artificiale e mercati del lavoro. Prima rassegna ragionata della letteratura economica e giuridica, Casi e materiali di discussione: mercato del lavoro e contrattazione collettiva*, n. 3/2024).

Centrali sono i rilievi relativi all'impatto sull'occupazione sia in termini quantitativi, rispetto all'azione dell'effetto sostitutivo e delle controforze connesse agli aumenti di produttività, sia in termini di composizione, fabbisogni professionali e di competenze e di dinamiche retributive. Ancora di rilievo, anche se trattati per lo più da parte degli esperti di ambito accademico o di specifiche aree professionali (in particolare, giuridica) sono le implicazioni dell'adozione dell'intelligenza artificiale rispetto al rapporto di lavoro, con attenzione specifica ai rischi connessi ad alcune forme di management algoritmico. Non mancano, infine, soprattutto all'interno degli interventi di associazioni datoriali e aziende direttamente coinvolte, riflessioni relative al ruolo delle tecnologie dell'intelligenza artificiale per l'efficientamento e l'ottimizzazione dei mercati del lavoro, grazie alla loro adozione per attività di *matching* e di anticipazione dei fabbisogni professionali su base territoriale.

Rispetto alle posizioni del dibattito scientifico internazionale, grazie alla eterogeneità dei soggetti auditi, il quadro di riferimento si arricchisce non soltanto di considerazioni più specifiche rispetto alla realtà del sistema produttivo e del quadro normativo italiano, ma di esperienze dirette di prassi d'uso, impatti e, anche, di difficoltà di implementazione delle nuove tecnologie dell'intelligenza artificiale nonché di concrete linee di azione per il legislatore e per le istituzioni, comprese le parti sociali, al fine di massimizzare i benefici e limitare le possibili conseguenze negative della rivoluzione connessa all'IA.

Specularmente allo schema di analisi adottato nella rassegna sopra-citata, nei prossimi sotto-paragrafi si darà conto delle evidenze e delle percezioni degli attori qualificati individuati dalla Commissione rispetto alla *status quo* nonché delle aspettative relative ai possibili scenari futuri tanto con riferimento al mercato del lavoro quanto con riferimento al rapporto di lavoro; nel paragrafo 3, invece, si concentrerà l'attenzione sulle opzioni di policy e gli assi di intervento sottoposti dai soggetti auditi all'attenzione della Commissione Lavoro.

2.1. Livelli occupazionali, dinamiche dei mercati del lavoro e produttività

Portata, velocità e ambito di interesse dell'impatto dell'intelligenza artificiale sui mercati del lavoro in termini di quantità e qualità dell'occupazione sono, in linea con gli obiettivi dichiarati dell'*Indagine*, al centro della maggioranza delle audizioni. In questo senso,

alcune delle audizioni e delle memorie presentate si concentrano sulle dinamiche generali e transnazionali, spesso facendo affidamento proprio alla letteratura scientifica e alla reportistica istituzionale o diffusa dalle società di consulenza; in numerosi casi, però, i soggetti interpellati hanno portato dati e riflessioni che integrano e specificano le principali posizioni emerse nel dibattito accademico con informazioni non soltanto connesse alla peculiarità del sistema economico italiano, ma anche rispetto a specifici settori, professioni e casi aziendali.

Rispetto alla ricostruzione dei profili generali della fondamentale trasformazione del sistema produttivo connessa all'adozione dell'intelligenza artificiale si ripropongono i principali orientamenti relativi all'impatto sostitutivo e di complementarità e alle professioni maggiormente esposte agli stessi: dall'estensione della portata di impatto di questa trasformazione tecnologica verso mestieri non routinari e a più elevate competenze alla necessità di concentrarsi sul livello di esposizione delle diverse professioni fino ai diversi tipi di impatto (di automazione o aumentativo).

È, in realtà, grazie alle più specifiche declinazioni di analisi che la Commissione e il dibattito pubblico possono beneficiare di nuove informazioni e nuovi input per comprendere il fenomeno nella sua complessità.

Partendo dai profili macro, un aspetto di fondamentale interesse è quello relativo alle **precondizioni e ai prerequisiti di sistema** rispetto alla adozione dell'intelligenza artificiale e, conseguentemente, rispetto a portata e velocità dell'impatto dell'IA sui mercati del lavoro.

A questo proposito, un primo profilo che emerge in maniera rilevante è quello relativo al **tessuto produttivo italiano** e, in particolare, alla grandissima rilevanza delle piccole medie imprese e all'assenza di rilevanti player che investano sul progresso nella ricerca e nelle applicazioni dell'IA. Il secondo tema è comune a tutto il contesto continentale e sollecita riflessioni su più livelli, anche esterni allo specifico ambito dei mercati del lavoro (si pensi, all'impatto sulle democrazie e ai modelli culturali introiettati nell'IA, su cui v. audizioni padre Benanti, CGIL, CISL, dott. De Ioris, Confimi Industria Digitale; ma anche ai problemi di sicurezza dei dati e di discipline di *data protection* applicabili su cui v. audizione Assocontact). In termini di mercati del lavoro, tale circostanza comporta una sostanziale **dipendenza tecnologica da soluzioni provenienti da altri contesti**, con la conseguenza di una **necessità di adattamento** delle tecnologie alle singole realtà nazionale, che dovrebbe essere operato **da aziende del territorio** (v. audizioni prof. Nardi, Google Italia e Seeweb), pur nel quadro degli sforzi comuni a livello euro-unitario (v. audizioni prof.ssa Cucchiara, CGIL e ADRA).

Ancor più impattanti sembrerebbero essere le difficoltà di implementazione delle nuove tecnologie da parte delle PMI, che presentano oggi rilevanti divari rispetto all'adozione di tali tecnologie e che potrebbero determinare, secondo molti auditi, un rischio di ritardo del sistema economico italiano rispetto ad altri Paesi con **possibili danni in termini di mancata crescita della produttività e di competitività nel quadro internazionale**. A portare all'attenzione della Commissione la rilevanza di questa

tematica non sono soltanto le associazioni datoriali che rappresentano le realtà imprenditoriali di ridotte dimensioni (cfr. audizioni e memorie di Confimi Digitale, Confapi e Conflavoro PMI), ma anche esponenti del mondo della ricerca (tra gli altri, IIT, Associazione AIxIA, prof. Nardi) e aziendale (es. audizioni Digital Angels, Accenture e Engineering ingegneria informatica). Elementi critici sono, secondo quanto emerge da questi interventi, la scarsa **capacità di investimento** da parte di buona parte di queste imprese, ancora impegnate su altri ambiti della transizione digitale, ma anche **imprese per comprendere e gestire le dinamiche relative all'AI**. Accanto alle PMI, un altro ambito all'interno del quale si riscontrano dei **ritardi da colmare** e dove l'**investimento** in IA dovrebbe aumentare è quello delle **pubbliche amministrazioni**, che potrebbero così migliorare i servizi a cittadini e aziende (v. audizioni FLP, ove si sottolineano già alcune esperienze virtuose come quella di INPS, Anitec-Assinform, ADRA, ADEPP).

Rispetto all'**impatto in termini occupazionali**, l'orientamento dominante, in linea con i più aggiornati studi scientifici, non condivide i rischi di una disoccupazione tecnologica di massa in parte sostenuta da un dibattito pubblico talvolta sensazionalistico.

Si sottolinea, invece, l'**impatto trasversale**, ancorché in misura diversa, **a tutti i settori**, che trova conferma nelle audizioni di associazioni datoriali e aziende. Esperienze e prospettive future di interesse emergono, infatti, non soltanto in contesti tecnologicamente avanzati o caratterizzati da una già rilevante digitalizzazione (si pensi al settore bancario o a quello delle telecomunicazioni), ma, almeno con riferimento ad alcune fasi di lavoro, da tutti gli ambiti: dall'edilizia (v. audizione ANCE) alla logistica (v. audizione ALIS), dal settore elettrico (v. audizione ENEL) al settore del trasporto aereo (v. audizione Aeroporti di Roma) a quello farmaceutico e sanitario (v. audizioni Farindustria, FNOPI e Sage Bionetworks), dal mondo delle professioni ordinarie e non (v., per esempio, audizioni studio Clifford Chance e CNF, su avvocati; audizione per consulenti finanziari; audizione FNOMCeO per medici chirurghi e odontoiatri; audizione Confprofessioni e AssoProfessioni in termini più generali) fino addirittura ad ambiti che fanno del contatto umano la cifra caratterizzante come la vendita diretta (v. audizioni Avedisco e Univendita).

Al contempo, si rileva la **necessità di gestire l'effetto sostitutivo dell'intelligenza artificiale su alcuni lavori**. In questo senso, elementi di interesse emergono proprio da queste prospettive che riportano sul piano della realtà dei contesti produttivi italiani le dinamiche studiate dalla letteratura internazionale in materia di esposizione all'IA. Se, infatti, in termini generali si fa molto affidamento sulla **creazione di nuovi lavori** come conseguenza dell'adozione dell'IA, diretta o indiretta (aumento della produttività e crescita della domanda anche in altri settori), risulta evidente l'**impatto sostitutivo già in essere o futuro per alcune professioni e in alcuni settori**. Significative in questo senso sono le audizioni relative al settore dei *call center*, ove ci si aspetta che le nuove tecnologie di riconoscimento vocale e di *generative AI* consentiranno di efficientare i processi con una perdita di operatori non pienamente riassorbibile (v. audizioni Assocontact e Assotelecomunicazioni), alle attività di **traduzione** e a quelle di **doppiaggio** (v. audizioni Translated and PI Campus; ADID et al.) o, ancora, a quelle dei **giornalisti** (v. audizione

Ordine dei giornalisti). Anche in questi ambiti, però, le tecnologie dell'intelligenza artificiale non sono destinate a sostituire completamente il lavoro, dal momento che esistono degli **aspetti su cui l'intelligenza umana rimane insostituibile**, dalla creatività e umanità di una performance quale è quella del doppiaggio (v. audizione ADID et al.; ma su creatività anche v. anche audizione Ice Cubes e Hypex) alla comprensione di alcuni usi del linguaggio (Translated e Pi Campus), attività rispetto alla quale si ritiene che la sostituzione sarà tra un traduttore e un traduttore che sa sfruttare le potenzialità dell'intelligenza artificiale.

Al netto delle occupazioni che scompariranno, nelle audizioni emerge in maniera **fondamentale** (e in linea con le evidenze scientifiche) il tema della **complementarità** tra lavoro umano e IA non soltanto in termini di funzionalità e capacità tecnologiche, ma anche di scelta politica di governo degli impatti dell'IA. Si pensi, in questa seconda declinazione, al tema dell'etica e della affidabilità dell'informazione (v. audizione Ordine dei giornalisti), all'esigenza di supervisione che ancora è necessaria nell'adozione dell'IA (v. audizioni dott. Remondino, prof.ssa Giannotta, Rialto Members e illimity Bank), anche in termini di responsabilità delle decisioni prese (v., per esempio, audizioni AssoProfessioni, CNF; FNOMCeO e Ordine Consulenti del Lavoro), ma anche, in un'opposta declinazione di complementarità, alla tutela dei diritti (d'autore) di chi crea i contenuti che informano e addestrano le tecnologie della *generative AI* (v. audizioni EG AIR, Confindustria Radio Televisioni e ANICA). A quest'ultimo proposito si segnala l'introduzione nel rinnovo del **contratto collettivo** stipulato da ANICA e dai sindacati di settore nel dicembre 2023 di una disciplina specifica di tutela del diritto di autore di doppiatori e dialoghista adattatori.

In termini generali, gli auditi ritengono che la nuova complementarità tra uomo e tecnologie dell'intelligenza artificiale **augmenterà la produttività, liberando tempo di lavoro** grazie alla sostituzione di alcuni compiti (v. audizione IIT). I lavoratori potranno così concentrarsi su altre attività lavorative a maggior valore aggiunto (es. audizione Microsoft) o, anche, fruire di una riduzione dell'orario di lavoro grazie alla redistribuzione degli aumenti di produttività (es. audizione Lavoro & Welfare).

Affinché tali prospettive positive possano inverarsi e anche al fine di rispondere alla gestione degli effetti sostitutivi, centrali sono per tutti gli auditi il ruolo della **formazione** e della **riqualificazione professionale**. Il tema rileva in una duplice declinazione e viene affrontato in maniera articolata sia in termini di **sistema** (attori coinvolti e strategie) sia in termini di **contenuti** sia, ancora, in termini di individuazione dei **soggetti più esposti** e che necessitano maggiormente di tali azioni.

Quanto alle due declinazioni il tema è di interesse tanto nell'ottica della **tutela dei lavoratori** contro il rischio di disoccupazione e di svalutazione della loro professionalità (con rischi di attrazione nel lavoro povero) quanto quale **precondizione fondamentale** affinché il mondo produttivo possa effettivamente **beneficiare degli effetti dell'intelligenza artificiale**.

Si tratta di elementi che si pongono pienamente in linea con la riflessione scientifica internazionale, ma su cui le peculiarità del sistema produttivo e dei mercati del lavoro italiano presenta delle **criticità strutturali** di rilievo che acuiscono i problemi di *skills shortage* e *skills mismatch*. Da un lato, si devono considerare le caratteristiche della forza lavoro italiana, caratterizzata da un'alta presenza di NEET e di lavoratori anziani (v. audizioni IIT e ADEPP). Dall'altro le persistenti difficoltà, denunciate soprattutto dal mondo imprenditoriale (v., in particolare, audizione Assosistema e audizione Manpower, anche con riferimento a studio previsionale), rispetto alla capacità del sistema formativo italiano di fornire competenze adeguate all'adozione dell'intelligenza artificiale, nonostante si segnali da più parti che importanti investimenti e progressi sono stati fatti negli ultimi anni (v. audizioni prof. Nardi, Digital Angels, prof. Attardi).

Quanto al tipo di competenze richieste emerge in molte audizioni un doppio livello di intervento: c'è un tema di **alte professionalità che devono abilitare gli sviluppi e gli adattamenti necessari** ai diversi contesti settoriali e aziendali dell'IA; c'è, al contempo, l'esigenza di **competenze diffuse** – sia nel mondo del lavoro subordinato che in quello dei professionisti (v., in questo senso, audizioni ADEPP, FNOPI e Confprofessioni) – **per l'interazione con l'IA** nelle attività lavorative (v., tra le tante, audizione Google Italia), che riguardano sia l'ambito digitale (v., per esempio, audizione dott. Nuccio Bovalino) sia le competenze trasversali o soft (v., tra i molti, audizioni I-COM e dott. Flora), come la capacità di esercitare un senso critico rispetto ai risultati e al rapporto con l'IA (es. audizioni prof.ssa Giannotta, dott. Remondino; dott. Chiriatti). Di estremo interesse risulta, altresì, in focus specifico sull'importanza di **investimenti in competenze che riguardino anche gli imprenditori e i manager** che dovranno guidare l'implementazione (v. audizioni prof.ssa Cucchiara e Confimi Industria Digitale).

Da notare come l'IA secondo alcune testimonianze possa diventare essa stessa un utile **strumento di formazione** dei lavoratori (v., per esempio, audizioni Ice Cube e Sage Bionetworks) e anche di **mantenimento delle competenze** che rischierebbero di perdersi nel ricambio generazionale della forza lavoro (ENZIMA12).

Benché non centrale in termini di ricorrenza, in connessione con le dinamiche di sostituzione e di complementarità dell'intelligenza artificiale si pone anche il tema delle conseguenze sui **salari**: se, in prospettiva generale, si è sottolineata la possibilità di una **redistribuzione degli aumenti di produttività** all'interno dei contesti produttivi (v., per esempio, audizione I-Com, **ma** si consideri anche il **rischio di un sistema incentrato sul capitale** rilevato nell'audizione del prof. Crisci), anche grazie ad una contrattazione che possa **collegare formazione, produttività e salari** (v. audizione Assocontact), emerge il **rischio di disuguaglianze** connesse alle diverse forme di complementarità per cui solo **alcuni profili**, specialmente quelli più **qualificati, beneficeranno di upskilling e migliori retribuzioni** (anche per evitare il rischio che i nuovi professionisti vengano assorbiti dal mercato internazionale, v. audizioni padre Benanti, CGIL, prof. Nardi e Associazione Italia Digitale; per esperienze di settore relative a questo tipo di impatto, v. audizione Translated), mentre altri vedranno diminuire la qualità della propria occupazione. Questa potrà essere la conseguenza, in caso di sostituzione, anche della **ricollocazione**

all'interno di settori produttivi caratterizzati da retribuzioni più basse, come nell'ambito del lavoro di cura che è settore in grande crescita (v., su rischio disuguaglianze in generale, audizioni Associazione Lavoro & Welfare, Rialto Members e ADRA).

Infine, soprattutto negli interventi di aziende operative nel settore (v. audizioni Manpower e Indeed; ma v. anche audizione Anitec-Assinform per aziende che forniscono i *software* necessari, audizioni AIxIA e illimity Bank per analisi dei dati sul mercato del lavoro e audizione Federmanager per collaborazione pubblico-privato su gestione delle piattaforme), oltre che in quella del Ministro del lavoro, sono state rilevate le grandi **potenzialità dell'intelligenza artificiale per migliorare il funzionamento del mercato del lavoro**, in termini di incontro tra domanda e offerta di lavoro, di profilazione dei lavoratori e, ancora, di analisi dei fabbisogni, pur emergendo, al contempo, i rischi di discriminazione o di scarsa trasparenza dei meccanismi cui occorre dare risposta (v. audizione CGIL).

2.2 IA e rapporto di lavoro

Quanto all'impatto dell'intelligenza artificiale sul rapporto di lavoro, i contenuti più ricorrenti all'interno delle audizioni – che ricalcano prospettive proprie del dibattito internazionale – si concentrano su una **dimensione difensiva riguardando i rischi** connessi all'adozione di tali tecnologie nella gestione delle risorse umane con particolare attenzione a quelli relativi alle c.d. **discriminazioni algoritmiche** e al **controllo pervasivo del lavoratore**, ma con accenti anche su **opacità** ed esigenze di trasparenza rispetto a modalità di funzionamento ed esiti dell'uso degli stessi, soprattutto quando connesse all'esercizio di **prerogative datoriali**. E, d'altronde, quella di essere soggetti ad una direzione da parte della tecnologia è una prospettiva vista negativamente dalla maggioranza degli occupati, secondo alcuni primi sondaggi in materia (v. audizione Youtrend).

Al netto dei generali rilievi relativi della possibilità/necessità di *upskilling* per una parte della forza lavoro, che si vedrà liberata di alcuni compiti per concentrarsi su mansioni più qualificanti, **meno presenti** all'interno delle riflessioni degli auditi sono **gli impatti positivi** dell'intelligenza artificiale rispetto all'esperienza di lavoro nei contesti produttivi e organizzativi. In questo senso, un aspetto di particolare interesse – che emerge in una dimensione trasversale alle diverse categorie di auditi, a cominciare dall'audizione del Ministro del lavoro – è quello relativo alle potenzialità dell'IA per una migliore **garanzia della salute e sicurezza dei lavoratori**: si pensi agli sviluppi della ricerca nell'ambito dei c.d. dispositivi di sicurezza individuale (DPI) intelligenti, ma anche alle funzionalità di controllo, di analisi o di predizione dei possibili rischi nei contesti di lavoro (in tema, v. audizioni Assosistema, Associazione Lavoro & Welfare, Aeroporti di Roma, ALIS, ANCE, ADRA, CGIL e CISL).

Ulteriori profili positivi emergono per i possibili miglioramenti in termini **di inclusione** connessi all'adozione delle tecnologie dell'intelligenza artificiale (v. audizione Nuccio

Bovalino) e di **benessere sociale** per il miglioramento della qualità del lavoro (v. audizione Engineering ingegneria informatica).

In termini generali con riferimento alle analisi dell'impatto dell'intelligenza sui rapporti di lavoro si possono distinguere due declinazioni diverse della riflessione: un **approccio di tipo normativo**, adottato principalmente da accademici e professionisti di area giuridica, volto a valutare tenuta ed adeguatezza del quadro normativo interno e internazionale rispetto alle sollecitazioni provenienti dall'intelligenza artificiale e dai suoi impatti sul lavoro; un **approccio di tipo gestionale**, che concentra l'attenzione sulla effettiva implementazione delle tecnologie nei contesti aziendali e organizzativi.

Quanto all'approccio gestionale, oltre ad un generale consenso rispetto alla necessità di una **implementazione responsabile, etica** e che ponga **al centro** il rispetto della **persona** e della sua primazia sulla tecnologia (v., per esempio, audizioni IBM Italia, dott. Remondino, dott. Chiriatti, FLP e ANCE; prof. Crisci), alcune audizioni si concentrano sui processi di adozione. In quest'ottica, si rileva l'importanza di una **introduzione graduale e con il coinvolgimento dei soggetti interessati** (v. audizioni Federmanager e Aeroporti di Roma), in contesti dove vi sia una adeguata **cultura dell'innovazione** in termini di management e di adozione delle tecnologie, ma anche una **cultura umanistica** per la valutazione degli impatti (v. audizione dott. Remondino, EIT Digital).

Si segnalano, inoltre, i **rischi**, anche in termini legali, di una **adozione non consapevole e non strutturata** e, specularmente, che l'impreparazione rispetto al tema può rappresentare un **freno** alla innovazione soprattutto **nelle PMI** (v. audizione studio Clifford Chance).

Dal punto di vista normativo, alcune audizioni si concentrano sul **quadro euro-unitario**, mentre altre forniscono degli affondi sulla **disciplina giuslavoristica interna**.

Quanto al livello sovranazionale, al centro della riflessione è il c.d. AI Act che, rispetto agli usi nell'ambito del lavoro, pone degli **specifici divieti** (uso per finalità di riconoscimento delle emozioni), ammettendo, invece, come **usi ad alto rischio** e, quindi, soggetti a maggiori livelli di garanzia quelli che incidono sulla gestione e sul controllo del rapporto di lavoro. A questo proposito, pur riconoscendo gli importanti sviluppi nella disciplina del fenomeno, si sottolinea la debolezza di alcune garanzie e di sistemi di controllo non affidati a soggetti pubblici (v. audizione Prof. Lucarelli).

Passando, poi, al fronte della disciplina interna, al netto di una riconosciuta capacità adattiva di alcune delle più importanti normative applicabili, ad esempio quelle statutarie in materia di controlli a distanza e indagini sulle opinioni personali del lavoratore (v. audizioni avv. Paone e CNF), la riflessione sulla tenuta dell'**impianto normativo giuslavoristico** si rivolge ad aspetti strutturali della disciplina del rapporto di lavoro, a cominciare dalla classificazione del lavoro (subordinato, autonomo e parasubordinato) all'esercizio dei poteri datoriali supportato o informato dagli strumenti dell'IA (*algorithmic management*) fino alla disciplina a tutela della professionalità del lavoratore, sia nella classica dimensione del rapporto di lavoro sia nell'analisi del sistema di politiche attive e passive del lavoro. L'impressione generale è di una **normativa**

sottoppressione, che con difficoltà crescente risponde alle trasformazioni in atto del mondo del lavoro (v. audizioni avv. Paone, avv. Ciccia Romito, prof. Tursi, CNF).

3. PROSPETTIVE REGOLATORIE E DI POLICY

Così come nella parte analitica le evidenze e le posizioni emerse dalle audizioni si pongono in termini di specificazione rispetto ad alcuni elementi di contesto delle principali riflessioni presenti all'interno del dibattito internazionale, anche con riferimento alle prospettive regolatorie e di policy relativamente alla adozione dell'intelligenza artificiale le audizioni forniscono indicazioni più vicine alle peculiarità italiane. Non soltanto, coerentemente con quanto sopra rappresentato, gli auditi hanno individuato specifici ambiti di intervento, ma in molti casi hanno promosso l'adozione di specifici interventi e misure, non di rado anche di rilevanza settoriale (§ 3.1). In tali riflessioni, peraltro, non sono mancati spunti e richiami al ruolo svolto dai corpi intermedi (§ 3.2).

3.1 Azione regolatoria e di policy

Prima ancora di approfondire gli ambiti di intervento e le concrete misure proposte da parte nell'ambito delle audizioni, occorre sottolineare un aspetto di carattere generale rispetto all'**interventismo legislativo**. Ad eccezione di specifici interventi relativi all'impatto dell'IA nel rapporto di lavoro suggeriti principalmente, oltre che dall'area sindacale (v. audizioni CGIL e CISL), da esperti del mondo accademico e professionale di area giuslavoristica e a richieste provenienti primariamente da parte di alcuni settori relativamente alla tutela del diritto d'autore (v. audizioni ADID et al., EG AIR, Confindustria Radio Televisione) e alla trasparenza su chi abbia effettivamente generato un prodotto (v. audizione Ordine dei giornalisti, ma anche audizione CNF), la preferenza generale è per **interventi di carattere promozionale** (sia in termini normativi che istituzionali) e per **evitare** di introdurre ulteriori **rigidità normative** che potrebbero frenare lo sviluppo e la diffusione dell'intelligenza artificiale in Italia, arrivando anzi a sostenere l'importanza di un approccio *innovation friendly* (v. audizione Meta) e di una legislazione di precisione, che non blocchi la tecnologia, ma specifici usi che si ritengono pregiudizievoli o particolarmente rischiosi (v. audizione IBM Italia).

Un **maggiore favore per l'interventismo normativo** rispetto all'intelligenza artificiale si osserva nei primi sondaggi **tra i lavoratori**: per quasi due terzi interventi sostanziali sono necessari, mentre per un terzo lo stato dovrebbe intervenire poco o non intervenire affatto (v. audizione Youtrend).

Quanto agli specifici ambiti di intervento, essi si ricollegano evidentemente con i profili di interesse della trasformazione tecnologica dell'intelligenza artificiale rilevati nella ricostruzione dello *status quo* e delle prospettive di futura implementazione, a cominciare dai limiti di sistema che possono ritardare tale processo. A questo proposito possiamo distinguere le proposte di policy in ragione delle criticità e delle esigenze cui cercano di dare risposta: da un lato, quelle relative allo **sviluppo di soluzioni di IA** coerenti e utili per il contesto nazionale; dall'altro, quelle diretta a **superare le difficoltà di adozione**

dell'intelligenza artificiale all'interno del tessuto imprenditoriale e delle organizzazioni (inclusa le pubbliche amministrazioni) italiani.

Quanto al primo aspetto, si richiama la necessità di un approccio sistemico e governativo per la costruzione di un **ecosistema innovativo** dell'IA (v. audizioni ADRA e CGIL), anche grazie alla costituzione di specifici **gruppi di lavoro** in sede istituzionale diretti ad analizzare e monitorare andamenti e progressi dell'IA (v. audizione dott. Flora su Stati Generali dell'IA; ma anche audizioni prof. Pedreschi e Confimi Industria digitale) con necessari **investimenti** per lo sviluppo tecnologico e la **ricerca** (v. audizioni prof.ssa Cucchiara, IIT, CGIL e prof. Pedreschi, anche su ricerca relativa ad adozione etica dell'intelligenza artificiale; illimity Bank e Gruppo Sirti su cooperazione mondo produttivo-ricerca) e senza individuazione di campioni nazionali, ma con forme di **incentivo diffuso alle aziende sul territorio**, eventualmente anche attraverso il sistema delle commesse pubbliche (v. audizione Seeweb) e, secondo alcune posizioni, tramite politiche industriali che mettano al centro il ruolo di aziende e enti pubblici e indirizzino in maniera più marcata gli sviluppi desiderati (v. audizione CGIL).

Si suggerisce, inoltre, la costituzione di **centri di eccellenza** per rispondere alle specifiche esigenze dei diversi distretti produttivi (v. audizione Accenture) e di **gruppi di lavoro di settore** (v. audizione Assocontact), cui si aggiungono i rilievi relativi alla necessità di **interventi sul fronte infrastrutturale** (v. audizione ALIS) e alla necessità di **mettere a fattor comune i dati**, affinché si possano avere dataset su cui sviluppare specifiche tecnologie di settore (v., per esempio, audizioni ANCE, Ice Cubes, Sage Bionetworks e Seeweb).

Con riferimento alle difficoltà di adozione delle tecnologie, assai diffuse sono le richieste di **incentivazioni pubbliche**, in diverse forme, per l'acquisto e la messa in opera delle soluzioni di intelligenza artificiale nei contesti aziendali e nelle pubbliche amministrazioni. Mentre alcune audizioni si concentrano sulle **specifiche esigenze e difficoltà delle PMI**, sia in termini di costi delle tecnologie che di informazioni e competenze necessarie per la loro adozione nel mondo imprenditoriale (v. audizioni avv. Ciccio Romito, IIT, Conflavoro PMI, Confapi, Digital Angels, prof. Pedreschi e Sage Bionetworks), o di altre categorie di operatori economici (v. audizione Confprofessioni, che richiede attenzione anche di tipo normativo rispetto alle aggregazioni di **professionisti**), altre adottano un approccio più generale (es. audizioni Univendita e ANCE). In alcuni casi, invece, specifici sostegni pubblici sono motivati dalla finalità dell'investimento in tecnologie IA, come quelli relativi all'adozione di **DPI intelligenti o misure di sicurezza** nei luoghi di lavoro (v. audizioni Lavoro & Welfare, che individua nei fondi INAIL una possibile fonte di finanziamento, e Assosistema).

Passando al tema della **costruzione delle competenze** necessarie per la nuova realtà del lavoro e alla gestione degli effetti della sostituzione e nuova complementarità del lavoro mano con l'intelligenza artificiale, sostanzialmente trasversale a tutte le audizioni è l'identificazione di tale **ambito** come **fondamentale e prioritario**. Le richieste di intervento sono molteplici e articolate.

Un primo asse di intervento è quello sul **sistema di istruzione e formazione** che dovrebbe essere adeguato alle nuove esigenze di competenze che emergono nel mondo del lavoro, tanto per i profili elevati quanto per coloro che si troveranno ad interagire con l'IA nell'ambito dell'esecuzione delle proprie prestazioni lavorative: dai piani di alfabetizzazione digitale di massa (v. audizione UGL) ad interventi più specifici per gli altri profili (v., per esempio, prof.ssa Cucchiara). A questo fine, si sollecita non soltanto una generica attenzione alle competenze *hard* e *soft* connesse all'IA, ma una **maggiore integrazione e cooperazione tra pubblico e privato nella costruzione dei percorsi formativi** tanto nella scuola secondaria quanto nell'Università e negli ITS (v., per esempio, audizioni IBM, ENEL ANCE, EIT Digital e, per il mondo professionale, Confprofessioni) e anche un miglior raccordo tra ricerca, istruzione e formazione terziaria su IA (v. audizione AIxIA, ma su investimento nella formazione universitaria anche audizione prof. Pedreschi). Necessari, in questo senso, si ritengono gli investimenti sul settore scolastico e universitario (v. audizioni CGIL e CISL).

Attenzione è riservata, rispetto al sistema formativo, anche all'**orientamento** affinché i giovani possano avere nell'ambito del loro percorso di crescita informazioni affidabili circa le prospettive occupazionali e i mestieri del futuro (v. audizione Accenture).

È, poi, sulle esigenze di aggiornamento continuo delle competenze (**apprendimento permanente**) e di **riqualificazione** a seguito dell'obsolescenza di quelle possedute che si concentra l'attenzione degli auditi. In questo ambito, a prevalere è il sostegno alla **leva economica**, attraverso specifici incentivi e con diverse declinazioni, dai bonus ai crediti d'imposta (v., tra le altre, audizioni Accenture, ANITEC, ANCE, Federmanager), anche collegando gli interventi ai fondi euro-unitari (v. audizioni ADEPP e ENEL) e richiamando misure di successo in passato come il Fondo Nuove Competenze e il contratto di espansione (v. audizioni Assotelecomunicazioni e Gruppo Sirti) o, ancora, al programma GOL (v. audizione CISL). Non mancano, però, accenni anche al quadro istituzionale con richieste di **semplificazione burocratica per gli enti** che operano nell'ambito della **formazione professionale** (v. audizione Associazione Italia Digitale) e richiami ad un diretto coinvolgimento dei **fondi bilaterali** (v. audizioni Conflavoro PMI e Assotelecomunicazioni).

Grande attenzione è riservata, in connessione al tema della riqualificazione, anche al ruolo delle **politiche attive del lavoro** (v., per esempio, audizioni ENEL, CGIL, CISL e Aeroporti di Roma), anche con specifico riferimento alle difficoltà di ricollocazione di alcune categorie e per il tramite di misure innovative come il salario di formazione (v. audizione ANITEC).

Per quei lavoratori la cui riqualificazione sia divenuta particolarmente difficoltosa o, comunque, per la gestione dei momenti di transizione nelle diverse fasi della vita attiva, subentra il ruolo dei **sistemi di sicurezza sociale**, che devono essere adattati alle dinamiche dei mercati del lavoro (v., per esempio, Ordine dei Consulenti del Lavoro; Engineering ingegneria informatica, Assocontact, IIT, ADEPP con specifico riferimento ai profili pensionistici delle nuove professioni, Aeroporti di Roma per la misura della staffetta generazionale). In alcuni casi si arrivano a suggerire, o almeno a considerare,

misure universalistiche come il **reddito di base** (v. audizioni Basic Income Network – Italia), cui, però, si dovrebbero sempre preferire misure di valorizzazione del lavoro secondo altre posizioni (v. audizione padre Benanti).

Ancora emerge, relativamente alle dinamiche relative al mercato, con riferimento alla capacità delle aziende di individuare e attrarre i lavoratori, il tema del **riconoscimento e della visibilità delle competenze all'interno dei mercati**, con sollecitazioni relative al sistema delle **microcredenziali** (v. audizione IBM) e alla **certificazione delle competenze** (v. audizione Assocontact), e il tema del **rientro dei cervelli e dell'attrazione delle professionalità più elevate**, che dovrebbero essere sostenuti attraverso interventi della contrattazione collettiva (v. *infra*) e per il tramite di politiche fiscali di favore (v. audizione Associazione Italia Digitale).

Passando, infine, alla questione della regolazione dell'impatto dell'intelligenza artificiale nel rapporto di lavoro, al netto delle tensioni normative già richiamate (*supra* § 2.2) le audizioni non sono così specifiche nell'esplicitare le modalità di intervento, anche se si ritengono **fondamentali le misure atte a garantire un controllo umano sul funzionamento e sugli esiti** dell'intelligenza artificiale applicata alla gestione dell'organizzazione produttiva e del lavoro (v., per esempio, audizioni avv. Lombardo e CNF).

3.2 Il ruolo dei corpi intermedi

Se si eccettuano gli interventi di area sindacale (v. audizioni CGIL, CISL, UIL e UGL), **il ruolo delle parti sociali** e dei corpi intermedi nell'ambito dell'implementazione delle tecnologie dell'intelligenza artificiale emerge in un numero piuttosto limitato di audizioni.

Ove è oggetto di specifica attenzione – al di là di specifici richiami già emersi nella precedente analisi, come il ruolo dei fondi bilaterali per il finanziamento della formazione e riqualificazione del personale e quello di agire attraverso la contrattazione per l'attrazione di talenti del settore IA (v. Associazione Italia Digitale che propone un CCNL per il settore dell'intelligenza artificiale e del DigitalTech) – il riferimento non è tanto a specifici ambiti di responsabilità, ma ad un vero e proprio **metodo per affrontare le sfide della transizione tecnologica** connessa all'intelligenza artificiale.

Il tema, di conseguenza, esce in questi casi da una dimensione di intervento puntuale per acquisire un rilievo di visione e impostazione generale dell'adozione dell'IA, laddove si sottolinea che la **contrattazione collettiva** è la più adatta a trovare soluzioni utile ad una **implementazione responsabile dell'IA** e a gestirne l'impatto sociale (v. audizioni prof. Crisci e prof. Attardi), si richiama l'esigenza di un cambio di passo nel **tipo di relazioni industriali, meno conflittuali e più partecipative** (v. audizioni Confimi Industria Digitale, Farminindustria e Assosistema) e, più in generale, il ruolo dei corpi **intermedi e dei corpi sociali** quali attori fondamentali dei processi di democratizzazione delle tecnologie (v. audizione padre Benanti).

A discapito del poco spazio dedicato alla tematica, quindi, emerge una rilevanza sistematica del ruolo dei corpi intermedi e delle parti sociali che si ricollega ad istanze provenienti dal dibattito internazionale e che motiva l'esigenza di una costante attenzione verso gli attori del sistema di relazioni industriali e verso la loro capacità di individuare misure che rispondano alle esigenze di bilanciamento degli interessi coinvolti (v. audizione ANICA e il riferimento all'esperienza del CCNL doppiatori con l'introduzione di tutele sui prodotti dell'attività professionale).

Rispetto a tale quadro generale, negli interventi degli stessi sindacati emerge l'avvertita esigenza di un monitoraggio del fenomeno IA e dei suoi effetti sul mercato del lavoro, sulla produttività e sui rapporti di lavoro, che li veda coinvolti fin dal livello istituzionale, così da contribuire ad orientare le politiche di risposta nei diversi ambiti sopra richiamati (v. audizioni CGIL, CISL, UIL e UGL che, in forma diverse, propongono la costituzione di tavoli e spazi di confronto tra parti sociali e Governo e, nel caso CISL, anche con il Parlamento).

Maggiormente differenziate sono, invece, le modalità di intervento immaginate dalle stesse parti sociali a livello di settori e contesti produttivi: si confrontano, a questo proposito, una posizione (v. audizione CGIL) che ritiene fondamentale dare centralità al ruolo della contrattazione collettiva e una diversa posizione (v. audizione CISL) ove si prediligono gli strumenti della partecipazione dei lavoratori, per esempio, attraverso la costituzione di comitati aziendali a ciò dedicati. In entrambi i casi, si sollecita una specifica attenzione normativa, nel quadro multi-livello, per agevolare i relativi spazi di intervento.

L'IMPATTO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE SUL MERCATO DEL LAVORO NELLA PROSPETTIVA DI ECONOMIC COMPLEXITY

di Enrico Maria Fenoaltea, Dario Mazzilli, Aurelio Patelli, Angelica Sbardella,

Andrea Tacchella, Andrea Zaccaria e Luciano Pietronero

Centro Ricerche Enrico Fermi (CREF), membro del gruppo di lavoro su IA istituito dal Presidente del CNEL, in collaborazione con CNR e IIT

ABSTRACT

L'intelligenza artificiale (IA), nelle sue varie forme, comporterà una radicale trasformazione del mondo del lavoro con la possibile eliminazione, complementarità, sostituzione e aggiunta di varie attività lavorative e le relative competenze. Il dibattito è caratterizzato da forte apprensione ma anche da una notevole incertezza se questo sconvolgimento sarà più un rischio o un'opportunità. In questo documento presentiamo un primo approccio quantitativo in cui utilizziamo delle metodologie algoritmiche per porci le principali domande dell'impatto dell'IA da una prospettiva il più possibile scientifica e basata su dati oggettivi. Un primo dato ci fornisce le competenze corrispondenti ad ogni attività lavorativa da cui, con opportuni algoritmi, è possibile definirne la Fitness. Un'alta Fitness implica un'attività lavorative con molte diverse competenze anche di notevole complessità. Con lo stesso algoritmo si può ottenere anche una misura di Complessità corrispondente alle varie competenze. Un ulteriore dataset fornisce l'informazione di come l'IA impatterà su ogni competenza. Al momento questo è un dato standard della letteratura economica ottenuto attraverso sondaggi ed opinioni di esperti. In questo modo si ottiene l'impatto dell'IA su ogni attività lavorativa anche in funzione della sua Fitness. Da questo approccio si evincono anche alcuni difetti e limitazioni delle classificazioni standard dell'impatto dell'IA e si identificano i possibili criteri di miglioramento. Ad esempio, per le professioni cognitive il numero di competenze è molto esiguo e andrebbe aumentato per un'analisi più realistica.

Inoltre, sarebbe opportuno avere dei criteri meno soggettivi sull'impatto dell'IA sulle varie competenze. La domanda cruciale, se le occupazioni totali aumenteranno o diminuiranno, viene sostituita da un'analisi granulare dell'impatto dell'IA sulle varie occupazioni. Quindi ogni paese avrà una combinazione di attività lavorative diverse e avrà quindi un impatto diverso rispetto all'IA. In prospettiva futura questo implica la possibilità di pianificare uno sviluppo il più possibile ottimizzato rispetto all'impatto dell'IA. Oltre all'impatto sulle attività lavorative e capacità già esistenti, sarà inevitabile che l'IA genererà nuove attività lavorative e nuove capacità che al momento non esistono. La previsione di questo fenomeno è naturalmente piuttosto difficile, ma alcuni sviluppi interessanti in questa direzione possono essere fatti attraverso l'analisi del livello innovativo dei brevetti che corrispondono ad innovazioni radicali.

Considerando però che spesso lo sviluppo del software non è coperto dai brevetti, sarebbe auspicabile un'analisi analoga per lo sviluppo del software. Un elemento che appare cruciale o trasversale rispetto a tutti questi fenomeni è quello educativo. Oltre all'informatica, che rimane un campo specialistico per lo sviluppo dell'IA generativa, sarà

essenziale sviluppare le capacità per utilizzare efficacemente un'IA che porterà a sistemi così sofisticati da essere operabili attraverso il linguaggio naturale e che quindi avrà un importante impatto su un gran numero di attività presenti e future. La capacità per una vasta parte degli utenti di accedere a queste opportunità rappresenta quindi un elemento essenziale per la competitività complessiva del mercato del lavoro in quanto avrà impatto su moltissime attività lavorative. Infine, nell'appendice, riportiamo un test di chatGPT 3.5 a cui chiediamo esattamente le domande che ci siamo posti in questo articolo. Il confronto tra la trattazione umana e algoritmica e quella di chatGPT è particolarmente istruttivo perché dimostra che al momento per una trattazione scientifica e quantitativa l'approccio umano è ancora nettamente superiore.

1. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, l'accelerato progresso delle tecnologie di Intelligenza Artificiale (IA), più recentemente dell'IA generativa e dei modelli linguistici di grandi dimensioni (*Large Language Models*, LLM), ha suscitato un acceso dibattito motivato dalle crescenti preoccupazioni riguardo ai potenziali impatti negativi o positivi di tali tecnologie sul mercato del lavoro. La situazione è estremamente eccitante per le meraviglie che sembrano possibili ma anche per le paure che queste generano. A differenza delle precedenti ondate di cambiamento tecnologico e avanzamenti nell'automazione (Acemoglu and Restrepo, 2019), la diffusa presenza di IA *ready to use* ha il potenziale di automatizzare una serie di occupazioni sia routinarie che ad elevato contenuto cognitivo. Diverse forme di IA già superano le capacità umane in varie mansioni (Webb, 2020), col potenziale di modificare profondamente il mercato del lavoro, sia in positivo che in negativo. Ma, oltre a modificare le attività esistenti l'impatto dell'IA sarà però anche di creare delle attività totalmente nuove connesse a nuove capacità o abilità e questo rende il panorama ancora più difficile da prevedere e controllare. Questo futuro dipenderà anche dalle decisioni che si prenderanno per disegnarlo oltre che per prevederlo.

Il termine intelligenza artificiale si riferisce a un'area dell'informatica focalizzata sullo sviluppo di sistemi informatici intelligenti o software capaci di risolvere problemi complessi. Operativamente, l'IA (a volte nota come "Machine Learning", ML, o apprendimento automatico) impiega algoritmi che, mediante l'addestramento (il cosiddetto *training*) su dati empirici, imparano a eseguire compiti riconoscendo regolarità e modelli statistici nei dati, classificando i dati o prevedendo i risultati con un dato livello di accuratezza.

Gli algoritmi di ML si suddividono principalmente in due tipi: apprendimento automatico supervisionato e non supervisionato. Il primo coinvolge l'addestramento di un modello algoritmico su dati di input etichettati: man mano che gli input vengono immessi nel modello, esso adegua i suoi coefficienti di fit, fino a che il modello non è riprodotto in modo appropriato, minimizzando sufficientemente l'errore statistico. Nell'apprendimento non supervisionato, invece, senza una guida esplicita l'algoritmo individua modelli o strutture, similarità o differenze in dati di input non etichettati, che vengono organizzati sulla base di caratteristiche comuni per essere classificati, ad esempio in gruppi (*clustering*), o per effettuare previsioni sugli input successivi. Fanno parte di questa classe i modelli impiegati nell'intelligenza artificiale generativa, tipi di IA, che in risposta ad una richiesta dell'utente (*prompt*) sono in grado di generare testo, immagini, musica, video e altri contenuti multimediali.

Queste nuove generazioni di intelligenza artificiale sono al centro del dibattito pubblico internazionale e italiano, e hanno scatenato accese discussioni sul possibile impatto negativo o positivo che potrebbero avere sui posti di lavoro o sulla loro potenziale complementarità con il lavoro umano, in particolare per i lavori concettuali, modificando in modo importante le competenze richieste nel mondo del lavoro.

Sebbene la letteratura economica esplori l'esposizione all'IA di vari lavori, abilità o mansioni, una sintesi chiara sugli effetti dell'IA sul mercato del lavoro è ancora assente. Le implicazioni dell'IA sul mercato del lavoro rimangono ambigue, con effetti probabilmente eterogenei e di segno opposto su occupazioni, mansioni o abilità diversi, e prevale un sentimento di inquietudine senza argomenti scientifici precisi. Nel presente articolo cercheremo di impostare un approccio scientifico e quantitativo a questa vasta problematica utilizzando metodi di data science nel contesto di Economic Complexity. Questo sarà particolarmente utile per i decisori politici che dovranno elaborare un chiaro quadro giuridico ed economico per adattare il mercato del lavoro in modo ottimale a questi sconvolgimenti. Proprio in virtù dell'eterogeneità dell'impatto dell'intelligenza artificiale sul mercato del lavoro, è necessario individuare metodi di analisi empirica in grado di cogliere interdipendenze ed effetti differenziati a livello fine, guardando ai singoli lavori e al loro contenuto di singole competenze, abilità, mansioni eccetera. Le metodologie elaborate nel filone di letteratura interdisciplinare su Economic Complexity, che utilizzano metodi algoritmici e di reti complesse per analizzare dinamiche economiche, illustrati brevemente nella prossima Sezione, possono costituire un quadro d'analisi efficace per studiare in modo dettagliato queste dinamiche.

Questo rapporto analizza diverse metodologie per catturare il contenuto di compiti e abilità delle occupazioni, con un'attenzione particolare all'esposizione all'IA. La Sezione 2 descrive il data-set statunitense *Occupational Information Network* (O*NET) (www.O*NETcenter.org), divenuto lo standard nella letteratura che analizza l'impatto del cambiamento tecnologico sul mercato del lavoro e che descrive in modo dettagliato le caratteristiche di ogni occupazione. La Sezione 3 esamina brevemente la letteratura esistente sulle metriche di esposizione all'IA.

La Sezione 4 presenta una serie di risultati preliminari dell'applicazione dei metodi di Economic Complexity al network occupazionale e all'esposizione all'IA. Nella sezione 5 vengono integrate le metodologie della sezione precedente con i dati occupazionali ISTAT per fare una prima analisi dell'impatto dell'IA nei settori economici italiani. Infine, la Sezione 6 esplora l'applicazione potenziale dell'analisi della Economic Complexity alla tassonomia occupazionale JRC-Eurofound e ai dati di offerte di lavoro online, descrive modi per migliorare la qualità dei dati estratti dagli annunci di lavoro e propone percorsi per la costruzione di indicatori EC basati su tassonomie di abilità più granulari.

1.1. *Il Framework della Economic Complexity*

La *Economic Complexity* è un framework che ha radici nella letteratura economica evolutiva ed istituzionale (Cimoli and Dosi, 1995; Hirschman and Sirkin, 1958; Teece et al., 1994) e descrive le dinamiche economiche come un processo evolutivo di ecosistemi globalmente interconnessi. Questo framework sposta il focus dell'analisi economica dalle quantità aggregate – cioè, quanto un paese produce (Qual è il PIL del paese? Quanti brevetti vengono pubblicati?) – ai loro componenti sottostanti – cioè, *che cosa* produce un paese (In quali settori industriali il paese è specializzato? Quali brevetti vengono pubblicati?) – con l'obiettivo di fornire informazioni complementari e più scientifiche all'analisi macroeconomica più convenzionale. Infatti, guardare alla diversità di ciò che un sistema economico è in grado di fare fornisce una comprensione più chiara delle capacità dinamiche sottostanti del sistema nazionale di innovazione e industriale: mentre un paese può avere un alto PIL senza una struttura economica avanzata e complessa, esportare o brevettare con successo in settori industriali avanzati è un segnale inequivocabile di un'economia avanzata. Si riscontra infatti una tendenza sistematica delle economie più avanzate ad essere diversificate e ad avere accesso a settori produttivi relativamente esclusivi, o complessi, in cui competono con un limitato numero di altre economie avanzate. Questo dà vita a dei pattern caratterizzati da una forte **nestedness**, un termine mutuato dallo studio dei sistemi ecologici che descrive la tendenza degli attori economici generalisti (diversificati) ad essere gli unici connessi ad attività economiche specialistiche (non-ubique). L'osservazione di questi pattern può essere trasformata in una stima quantitativa della Complessità di attori ed attività economiche mediante l'algoritmo *Economic Fitness and Complexity* (EFC) (Tacchella et al., 2012).

Il principale avanzamento recente rispetto alla letteratura precedente è l'uso di approcci di nuova concezione provenienti dalla scienza dei sistemi complessi e delle reti dinamiche (Hausmann and Klinger, 2006; Hidalgo and Hausmann, 2009; Tacchella et al., 2012) per estrarre informazioni dai modelli di specializzazione su scala nazionale e regionale come un problema di apprendimento automatico. Questo approccio offre il potenziale di discutere quantitativamente diverse questioni rilevanti in ambito policy che altrimenti sarebbero trattate solo qualitativamente o tramite case-studies.

2. I DATI

2.1 ON*ET

La base dati *Occupational Information Network* (O*NET) (www.onetcenter.org) definisce e descrive le professioni nel mercato del lavoro americano ed è frequentemente utilizzato per misurare il contenuto e le caratteristiche delle occupazioni in ambito accademico (vedi ad esempio, Autor & Handel, 2013; Brynjolfsson et al., 2018; Goos, Manning, & Salomons, 2009). O*NET è sviluppato dall'Amministrazione per l'Impiego e la Formazione (ETA) del Dipartimento del Lavoro degli Stati Uniti, fornisce informazioni basate su sondaggi riguardanti competenze, conoscenze, compiti, strumenti e tecnologie legate a ogni categoria di lavoro, organizzate secondo la classificazione O*NET-SOC. Questa classificazione è gerarchica e contiene diversi livelli di aggregazione, e in particolare, le occupazioni, a cui in questo rapporto ci si riferisce anche come lavori, sono classificate nelle seguenti categorie O*NET-SOC.

- Detailed Occupations (873 categorie);
- Broad Occupations (431 categorie);
- Minor Groups (95 categorie);
- Major Groups (22 categorie).

Per quanto riguarda le caratteristiche da utilizzare per descrivere le diverse occupazioni, sono possibili varie scelte. Aufiero et al. definiscono l'insieme delle competenze come l'unione delle variabili di competenza e conoscenza fornite da O*NET, ottenendo un totale di 68 competenze diverse. Seguendo recenti contributi nella letteratura sulla *Economic Complexity*, si ritiene che la combinazione delle competenze occupazionali e degli attributi di conoscenza possa fornire una base preziosa per ciò che viene definito "capacità umane", offrendo un fondamento sottostante alle capacità basate sul luogo e riflettendo il ruolo concettuale che le capacità produttive giocano nella letteratura sulla *Economic Complexity*. La scelta di includere solo variabili di competenza e conoscenza e non l'educazione, il terzo componente della Sezione requisiti del lavoratore di O*NET, è motivata dal fatto che i requisiti educativi forniscono una classificazione troppo ampia per un'analisi basata sulla Complessità, considerando quindi i requisiti di competenza e conoscenza come manifestazione dell'educazione e della formazione sottostanti.

Altre caratteristiche disponibili sono strumenti e tecnologie, che si presentano come variabili binarie e sarebbe quindi difficile combinarle con competenze e conoscenze che invece non sono binarie. Inoltre, non c'è molta sovrapposizione tra diverse occupazioni, il che significa che la corrispondente matrice bipartita mostra una struttura approssimativamente a blocchi diagonali. Al contrario, competenze e conoscenze sono,

in media, diffuse su tutte le categorie occupazionali, risultando in una matrice bipartita caratterizzata da una struttura nidificata e non da una a blocchi diagonali.

Come menzionato, le aree di competenze e conoscenze sono diffuse in tutte le categorie occupazionali, e una struttura nidificata caratterizza la matrice bipartita risultante che collega queste alle occupazioni. Per ogni Dettagliata Occupazione e Competenza, O*NET fornisce una valutazione dell'*Importanza* delle diverse competenze, una variabile discreta nell'intervallo [1 - 5], che quantifica il grado di importanza di ogni competenza per la categoria di lavoro considerata. Aufiero et al. trascurano l'altra variabile *Livello* presente nel dataset, poiché è fortemente correlata con l'importanza. E quindi possibile ottenere una matrice \mathbf{M} , i cui elementi M_{js} associano l'importanza della competenza s al lavoro j , dove le categorie di lavoro provengono dalle 837 Occupazioni Dettagliate O*NET SOC. Inoltre, partendo dalla matrice \mathbf{M} , è possibile costruire le matrici anche per le occupazioni O*NET-SOC più aggregate calcolando l'importanza di una data competenza s per la categoria aggregata k come media ponderata dell'importanza della competenza s nelle Corrispondenti Occupazioni Dettagliate che sono aggregate nella categoria k . Concludiamo questa Sezione menzionando che il dataset *Quarterly Census of Employment and Wages* (QCEW) dell'US *Bureau of Labor Statistics* fornisce dati sui salari occupazionali in cui le occupazioni sono categorizzate secondo la stessa classificazione SOC.

3. LO STATO DELL'ARTE

In questa Sezione forniamo una breve panoramica degli studi sull'impatto dell'IA sul mercato del lavoro. Pur non trattandosi di una recensione esaustiva, l'obiettivo è offrire una sintesi delle metodologie e dei risultati in una serie di voci bibliografiche selezionate per rilevanza e rappresentatività. Sebbene la letteratura economica non sia unanime su quale sarà sull'impatto dell'IA sul mercato del lavoro e si basi su metodologie o focus analitici differenti, al suo interno è possibile individuare due macro-filoni principali. Il primo approccio si basa su dati relativi alle offerte di lavoro, provenienti principalmente da piattaforme di reclutamento online (i cosiddetti *online job ads*), per analizzare l'evoluzione della domanda di competenze specifiche (Acemoglu et al., 2022a; Cammeraat and Squicciarini, 2021; Georgieff and Hye, 2021). L'espansione dell'offerta di lavori legati all'IA riflette l'aumento delle prestazioni dell'IA nel gestire compiti e mansioni precedentemente svolte dal lavoro umano. Questo approccio analizza la frequenza di riferimenti all'IA nelle descrizioni dei lavori fornite dalle imprese, utilizzandoli come proxy per la domanda di competenze e l'adozione tecnologica in varie occupazioni. Il secondo approccio offre una prospettiva più ampia e si concentra sulla struttura delle occupazioni per stimare il potenziale di automazione di mansioni o competenze lavorative (Acemoglu and Restrepo, 2020a; Brynjolfsson et al., 2018; Felten et al., 2018a; Fossen and Sorgner, 2022; Frey and Osborne, 2013, 2017), collegandosi alle statistiche ufficiali del mercato del lavoro e diverse variabili socio-economiche.

Questi studi identificano il *routine-biased technological change* (Acemoglu and Autor, 2011; Autor, 2013; Autor et al., 2006) come driver centrale della polarizzazione nel mercato del lavoro e dello spostamento della forza lavoro tra occupazioni (Acemoglu et al., 2022b; Autor et al., 2006; Van Reenen, 2011) dovuto principalmente alla diffusione di tecnologie digitali e offrono una panoramica dell'esposizione occupazionale all'IA nelle diverse occupazioni (Felten et al., 2021), inquadrando il cambiamento tecnologico legato all'IA come in alcuni casi complementare e in altri sostitutivo del lavoro umano.

All'interno di questo secondo filone, si possono identificare due tipologie di studi in base alla metodologia di misurazione dell'esposizione dei lavori all'IA (*AI exposure*). Il primo gruppo valuta direttamente l'impatto potenziale dell'IA sui lavori studiando la connessione tra diverse applicazioni dell'intelligenza artificiale e le caratteristiche di ciascuna occupazione (Felten et al., 2018b, 2023b; Tolan et al., 2020) – le *skills, tasks* o *abilities* occupazionali i cui riferimenti sono raccolti in database come l'americano O*NET (per maggiori dettagli vedi la Sezione 2). Il secondo gruppo, invece, quantifica l'esposizione all'IA delle competenze (*skills*), mansioni (*tasks*) o abilità (*abilities*) richieste

da ciascuna occupazione. La connessione tra diverse applicazioni di IA e lavori è stabilita tramite diversi tipi di collegamenti esterni, ad esempio, individuando la sovrapposizione tra le descrizioni delle mansioni lavorative di ciascuna occupazione e il testo di brevetti legati a AI o ad altre tecnologie legate all'automazione del lavoro, oppure utilizzando classificatori basati sul *machine learning* per stimare il potenziale di automazione delle occupazioni (Meindl et al., 2021; Sytsma and Sousa, 2023; Webb, 2020). Inoltre, vi sono diversi studi che guardano all'impatto economico e la rilevanza per il mercato del lavoro di specifiche applicazioni dell'intelligenza artificiale come i Large Language Models (Bommasani et al., 2021; Felten et al., 2023a; Korinek, 2023; Mollick and Mollick, 2022; Noy and Zhang, 2023; Peng et al., 2023). Seguendo i due filoni che abbiamo identificato, la definizione di metriche di *AI exposure* a livello occupazionale e l'analisi degli *online job ads*, nei paragrafi seguenti proponiamo una breve rassegna bibliografica dei contributi più importanti nell'ambito.

Metriche di esposizione all'IA basate sul contenuto di tasks, skills, o abilities delle occupazioni

Felten et al. (2021) definisce una metrica di esposizione all'IA – l'*AI Occupational Exposure* (AIOE) – collegando attraverso un sondaggio 52 *abilities* descritte in O*NET a 10 comuni e mature applicazioni di IA identificate dall'*Electronic Frontier Foundation AI Progress Measurement project* e associando un'intensità a ogni collegamento. L'esposizione di una competenza è data dalla somma di queste intensità, e l'esposizione di un lavoro si calcola ponderando tale somma con l'importanza e il livello che O*NET assegna a ogni competenza richiesta per svolgere una specifica occupazione. I risultati dell'articolo mostrano che le occupazioni più altamente qualificate, come professionisti e manager, sono le più esposte all'IA.

Pizzinelli et al. (2023) propongono il *Complementarity-Adjusted AIOE* (CAIOE), una modifica dell'AIOE di Felten et al. per tenere conto della "complementarità" (minor rischio di perdita di lavoro) o "sostituibilità" (maggior rischio di perdita di lavoro) della tecnologia IA in ciascun lavoro. In particolare, gli autori inseriscono nella misura $AIOE_i$ per il lavoro i un fattore $\theta_i \in [0,1]$ che può mitigare l'esposizione – dove il valore di θ è selezionato da un pool di esperti. Dunque, per ciascun lavoro, più alta è la probabilità che l'IA sia usata in modo "complementare", più basso è il θ_i e minore è l'esposizione. La loro ricerca mette in luce una maggiore esposizione occupazionale all'IA per donne e lavoratori ad alta istruzione, sia per bassa che alta complementarità. Data la prevalenza di occupazioni professionali e manageriali nelle economie avanzate, queste appaiono più esposte all'IA.

Tolan et al. (2020) costruisce una metrica occupazionale di esposizione all'IA legando le *tasks* riportate in O*NET e *abilities* cognitive a dei cosiddetti *benchmark* IA – indicatori di prestazioni dell'IA utilizzati per valutare l'intensità della ricerca in una vasta gamma di diverse aree dell'IA. Ad esempio, un benchmark IA può essere l'abilità nel gioco degli "Scacchi", la connessione tra competenze cognitive e benchmark IA si basa su un sondaggio nel quale si chiede agli intervistati: "è importante la memoria per giocare a scacchi?", e l'"intensità" tra una competenza e un benchmark IA è data dall'intensità della ricerca su quel benchmark IA misurata come il numero di pubblicazioni (articoli, post, blog ecc.) su quel benchmark IA. Maggiore è l'intensità della ricerca IA associata alle competenze richieste per un lavoro, più alta è l'esposizione all'IA di quel lavoro. Gli autori mostrano che alcune occupazioni, non toccate da precedenti ondate di automazione, potrebbero ora essere soggette a una maggiore esposizione all'IA e che alcune delle abilità in cui la ricerca sull'IA è molto intensa sono collegate a compiti con input di lavoro relativamente limitati nelle economie avanzate.

Metriche di esposizione all'IA basate sui Large Language Models

Webb (2020) propone una metodologia per misurare l'*AI exposure* basata sulla sovrapposizione tra il testo delle descrizioni delle mansioni lavorative, o *tasks*, di ciascuna occupazione e il testo di brevetti legati a AI o ad altre tecnologie legate all'automazione del lavoro – tramite un matching basato sulla "sovrapposizione di parole" tra la descrizione del lavoro e le descrizioni dei brevetti IA. I risultati di questo studio indicano che, a differenza dei software e dei robot industriali, l'IA tende a sostituire mansioni ad alta qualificazione e che le occupazioni ad alto salario sono più esposte.

Gmyrek et al. (2023) sviluppa una metrica di esposizione all'IA generativa, in particolare ai *Generative Pre-Trained Transformers* (GPTs), come il noto chatbot ChatGPT sviluppato dall'istituto di ricerca statunitense Open AI.

Sfruttando GPT-4, la versione potenziata e a pagamento di ChatGPT, gli autori stimano l'exposure delle *tasks* e i potenziali effetti sul mercato globale. I loro risultati indicano che i lavori impiegatizi e d'ufficio sono i più esposti all'impatto dell'IA, sottolineando come probabilmente l'IA sarà utilizzata per complementare il lavoro umano automatizzando diverse *tasks* amministrative, piuttosto che automatizzare completamente alcune occupazioni.

Sytsma and Sousa (2023) basano la loro misura di esposizione all'IA su Natural Language Processing (NLP) per identificare somiglianze semantiche tra descrizioni di compiti lavorativi e brevetti tecnologici dell'IA concessi tra il 1976 e il 2020. Più brevetti tecnologici dell'IA sono associati a un lavoro, maggiore è la sua esposizione all'IA.

Gli autori utilizzano questa misura per tracciare l'esposizione per gli ultimi decenni e stimare come l'esposizione sia correlata alla crescita dell'occupazione e mostrano che le occupazioni che richiedono livelli di istruzione più elevati e offrono salari più alti sono diventate più esposte alle innovazioni tecnologiche legate all'IA. Inoltre, una maggiore esposizione ai brevetti di NLP, riconoscimento vocale e tecnologie di computazione evolutiva è associata a declini nella crescita occupazionale nelle occupazioni routinarie.

Metriche di esposizione all'IA basate sul contenuto di tasks, skills, o abilities delle occupazioni

Brynjolfsson et al. (2018) utilizzano il modello di contenuto O*NET per 964 occupazioni nell'economia degli Stati Uniti, collegato a 18.156 compiti specifici a livello occupazionale, che sono ulteriormente mappati su 2.069 attività lavorative dirette (DWAs) condivise tra le occupazioni. Assegnano un punteggio a ciascuna DWA per la sua idoneità per l'apprendimento automatico (ML) utilizzando una versione leggermente estesa della rubrica di valutazione del compito in Brynjolfsson and Mitchell (2017). La rubrica ha 23 affermazioni distinte da valutare su una scala da "fortemente in disaccordo" a "fortemente d'accordo". I valori di SML offrono un'indicazione di dove l'ML potrebbe avere il maggior potenziale per trasformare un lavoro. La discussione sottolinea l'importanza della variabilità a livello di compito in SML all'interno delle occupazioni, notando che, mentre la maggior parte delle occupazioni ha alcuni compiti SML, è improbabile una completa automazione dei lavori. Infine, il paper fornisce statistiche riassuntive sulle misure SML per occupazioni, compiti e attività. Esplora le correlazioni tra i punteggi SML, le percentili salariali e i percentili del salario, indicando che l'impatto dell'ML potrebbe influenzare diverse parti della forza lavoro rispetto alle precedenti ondate di automazione.

Impatto dell'IA sul mercato del lavoro attraverso l'analisi degli annunci di lavoro online

Acemoglu et al. (2022b) combina le metriche di esposizione all'IA introdotte in Brynjolfsson and Mitchell (2017); Felten et al. (2021); Webb (2020) per studiare la relazione tra esposizione (calcolata con le suddette metriche) e le caratteristiche delle offerte di lavoro. In primo luogo, riscontrano un decollo rapido nelle pubblicazioni di offerte di lavoro legate all'IA a partire dal 2010, con un notevole aumento intorno al 2015-16. Successivamente, evidenziano una forte associazione tra esposizione all'IA e cambiamenti nei tipi di competenze richieste dagli stabilimenti. Con le misurazioni di Felten et al. e Webb (e, in misura minore, con SML), riscontrano che l'esposizione all'IA è associata sia a una significativa diminuzione di alcune competenze precedentemente ricercate nelle offerte di lavoro pubblicate sia all'emergere di nuove competenze.

Colombo et al. (2019) analizzano un nuovo insieme di strumenti di intelligenza artificiale nel mercato del lavoro italiano utilizzando l'apprendimento automatico per analizzare le offerte di lavoro online. Integrando nel sistema di classificazione occupazionale ESCO una tassonomia delle competenze richieste da ciascuna occupazione, sia trasversali che specifiche, lo scopo dell'articolo è l'identificazione e la quantificazione dell'importanza di competenze legate all'IA, considerando anche fattori come la collocazione geografica, il settore industriale, i requisiti educativi e il livello di esperienza di ciascun lavoro. I risultati dello studio rivelano una connessione tra competenze trasversali e digitali e la probabilità di automazione di specifiche occupazioni. Inoltre, lo studio approfondisce l'interazione tra competenze specifiche e trasversali (hard e soft), esplorando i loro potenziali ruoli come complementari o sostituibili nel mercato del lavoro.

Adottando una prospettiva basata sulle *tasks*, Acemoglu and Restrepo (2020b) esaminano l'impatto dell'intelligenza artificiale sull'occupazione in imprese che adottano strumenti di IA e non rilevano complementarità tra compiti umani e IA. Sebbene non trovino effetti significativi sull'occupazione a livello d'impresa, rilevano una rapida crescita nelle offerte di lavoro legate all'IA dal 2010. Inoltre, documentano una forte associazione tra esposizione all'IA e cambiamenti nella domanda di competenze, con le imprese che adottano strumenti di IA che riducono la domanda di lavoro non legato all'IA, mentre richiedono nuove competenze e modificano la struttura delle mansioni lavorative, sostituendo con l'IA diverse *tasks* precedentemente svolte dal lavoro umano.

Copestake et al. (2021) è tra i pochi studi che studia un'economia emergente utilizzando dati sulle offerte di lavoro online. Basandosi su Acemoglu and Restrepo (2020b), lo studio esplora l'impatto dell'IA su assunzioni e salari nelle aziende del settore dei servizi indiano. I loro risultati suggeriscono un aumento della domanda e un premio salariale per le competenze di machine learning – utilizzate come proxy per l'adozione dell'IA – nei servizi professionali. Tuttavia, tale risultato appare fortemente trainato dalle aziende di maggiori dimensioni e dai centri urbani ad alta densità di filiere industriali tecnologicamente avanzate. Infine, la crescita nelle competenze legate all'IA sembra portare a un successivo declino nella crescita totale (e non legata all'IA) delle assunzioni.

Alekseeva et al. (2021) analizzano il cambiamento nella domanda di competenze, focalizzandosi sulle skills legate all'intelligenza artificiale negli Stati Uniti. I risultati indicano che le grandi aziende con consistenti investimenti in Ricerca e Sviluppo mostrano una maggiore propensione a richiedere competenze legate all'IA, offrendo significativi premi salariali ai dipendenti con tali competenze. L'adozione dell'IA beneficia soprattutto i professionisti altamente qualificati, mentre comporta una sostituzione delle attività legate al servizio clienti. Gli autori evidenziano un rapido aumento nella domanda di competenze legate all'IA negli ultimi dieci anni. Questa

crescita contrasta con la stabilità in altre competenze informatiche, indicando un trend specifico per le competenze legate all'IA. Tale domanda è diffusa in vari settori industriali e occupazioni, con un'elevata concentrazione nell'IT e nelle occupazioni informatiche. Infine, le aziende con una maggiore percentuale di offerte di lavoro legate all'IA tendono a pagare salari più elevati anche ai dipendenti non specializzati in tale ambito, confermando risultati precedenti che evidenziano la trasformazione della composizione delle occupazioni nelle aziende che richiedono competenze legate all'IA.

In conclusione, lo studio dell'impatto dell'IA sul mercato del lavoro comprende una serie di metodologie, ciascuna delle quali offre preziosi spunti sulle dinamiche in evoluzione dell'occupazione. Dall'analisi delle offerte di lavoro all'esplorazione della struttura delle occupazioni e dalla misurazione dell'esposizione all'IA attraverso connessioni dirette o basate su competenze, i ricercatori continuano a svelare l'interazione complessa tra la tecnologia e le dinamiche della forza lavoro. Con l'evoluzione dell'IA, l'adozione di un approccio multidisciplinare che integri metodologie diverse sarà cruciale per comprendere le sue implicazioni per il futuro del lavoro.

Impatto dell'IA sul mercato del lavoro attraverso l'analisi degli annunci di lavoro online

Acemoglu et al. (2022b) combina le metriche di esposizione all'IA introdotte in Brynjolfsson and Mitchell (2017); Felten et al. (2021); Webb (2020) per studiare la relazione tra esposizione (calcolata con le suddette metriche) e le caratteristiche delle offerte di lavoro. In primo luogo, riscontrano un decollo rapido nelle pubblicazioni di offerte di lavoro legate all'IA a partire dal 2010, con un notevole aumento intorno al 2015–16. Successivamente, evidenziano una forte associazione tra esposizione all'IA e cambiamenti nei tipi di competenze richieste dagli stabilimenti. Con le misurazioni di Felten et al. e Webb (e, in misura minore, con SML), riscontrano che l'esposizione all'IA è associata sia a una significativa diminuzione di alcune competenze precedentemente ricercate nelle offerte di lavoro pubblicate sia all'emergere di nuove competenze.

Colombo et al. (2019) analizzano un nuovo insieme di strumenti di intelligenza artificiale nel mercato del lavoro italiano utilizzando l'apprendimento automatico per analizzare le offerte di lavoro online. Integrando nel sistema di classificazione occupazionale ESCO una tassonomia delle competenze richieste da ciascuna occupazione, sia trasversali che specifiche, lo scopo dell'articolo è l'identificazione e la quantificazione dell'importanza di competenze legate all'IA, considerando anche fattori come la collocazione geografica, il settore industriale, i requisiti educativi e il livello di esperienza di ciascun lavoro. I risultati dello studio rivelano una connessione tra competenze trasversali e digitali e la probabilità di automazione di specifiche occupazioni. Inoltre, lo studio approfondisce

l'interazione tra competenze specifiche e trasversali (hard e soft), esplorando i loro potenziali ruoli come complementari o sostituibili nel mercato del lavoro.

Adottando una prospettiva basata sulle *tasks*, Acemoglu and Restrepo (2020b) esaminano l'impatto dell'intelligenza artificiale sull'occupazione in imprese che adottano strumenti di IA e non rilevano complementarità tra compiti umani e IA. Sebbene non trovino effetti significativi sull'occupazione a livello d'impresa, rilevano una rapida crescita nelle offerte di lavoro legate all'IA dal 2010. Inoltre, documentano una forte associazione tra esposizione all'IA e cambiamenti nella domanda di competenze, con le imprese che adottano strumenti di IA che riducono la domanda di lavoro non legato all'IA, mentre richiedono nuove competenze e modificano la struttura delle mansioni lavorative, sostituendo con l'IA diverse *tasks* precedentemente svolte dal lavoro umano.

Copestake et al. (2021) è tra i pochi studi che studia un'economia emergente utilizzando dati sulle offerte di lavoro online. Basandosi su Acemoglu and Restrepo (2020b), lo studio esplora l'impatto dell'IA su assunzioni e salari nelle aziende del settore dei servizi indiano. I loro risultati suggeriscono un aumento della domanda e un premio salariale per le competenze di machine learning – utilizzate come proxy per l'adozione dell'IA – nei servizi professionali. Tuttavia, tale risultato appare fortemente trainato dalle aziende di maggiori dimensioni e dai centri urbani ad alta densità di filiere industriali tecnologicamente avanzate. Infine, la crescita nelle competenze legate all'IA sembra portare a un successivo declino nella crescita totale (e non legata all'IA) delle assunzioni.

Alekseeva et al. (2021) analizzano il cambiamento nella domanda di competenze, focalizzandosi sulle skills legate all'intelligenza artificiale negli Stati Uniti. I risultati indicano che le grandi aziende con consistenti investimenti in Ricerca e Sviluppo mostrano una maggiore propensione a richiedere competenze legate all'IA, offrendo significativi premi salariali ai dipendenti con tali competenze. L'adozione dell'IA beneficia soprattutto i professionisti altamente qualificati, mentre comporta una sostituzione delle attività legate al servizio clienti. Gli autori evidenziano un rapido aumento nella domanda di competenze legate all'IA negli ultimi dieci anni. Questa crescita contrasta con la stabilità in altre competenze informatiche, indicando un trend specifico per le competenze legate all'IA. Tale domanda è diffusa in vari settori industriali e occupazioni, con un'elevata concentrazione nell'IT e nelle occupazioni informatiche. Infine, le aziende con una maggiore percentuale di offerte di lavoro legate all'IA tendono a pagare salari più elevati anche ai dipendenti non specializzati in tale ambito, confermando risultati precedenti che evidenziano la trasformazione della composizione delle occupazioni nelle aziende che richiedono competenze legate all'IA.

In conclusione, lo studio dell'impatto dell'IA sul mercato del lavoro comprende una serie di metodologie, ciascuna delle quali offre preziosi spunti sulle dinamiche in evoluzione dell'occupazione. Dall'analisi delle offerte di lavoro all'esplorazione della struttura delle occupazioni e dalla misurazione dell'esposizione all'IA attraverso connessioni dirette o basate su competenze, i ricercatori continuano a svelare l'interazione complessa tra la tecnologia e le dinamiche della forza lavoro.

Con l'evoluzione dell'IA, l'adozione di un approccio multidisciplinare che integri metodologie diverse sarà cruciale per comprendere le sue implicazioni per il futuro del lavoro.

4. RISULTATI PRELIMINARI

4.1 Studio delle connessioni tra IA e settori industriali

In questa Sezione descriviamo alcuni risultati recenti ottenuti dall'applicazione delle metodologie di Economic Complexity allo studio del rapporto tra investimento in specifici settori di intelligenza artificiale e sviluppo economico. Questi risultati, originariamente pubblicati in Mishra et al. (2023), sono stati recentemente discussi in maniera divulgativa in un post sul blog ufficiale della World Bank (Mishra et al. (2024)). Una delle caratteristiche peculiari di Economic Complexity è la capacità di analizzare le connessioni emergenti tra settori industriali o tecnologici con un altissimo livello di dettaglio de Cunzo et al. (2022); Zaccaria et al. (2014). Nel lavoro che discutiamo qui abbiamo messo in connessione due database: il primo riferito all'investimento di risorse finanziarie in specifici settori di intelligenza artificiale, ed il secondo relativo alle esportazioni di beni e servizi a livello nazionale. Utilizzando tecniche avanzate basate sulla teoria dei network complessi Pugliese et al. (2019), siamo stati in grado di trovare quale settore AI incentiva l'export di quale settore industriale. Il risultato di questa analisi è riportato in 1. Sulla sinistra riportiamo i diversi campi IA (come Image Recognition, Authentication, Virtual Reality, etc), sulla destra prodotti e servizi esportati. I link rappresentano la presenza di una connessione statisticamente validata, ovvero la rilevazione di una significativa relazione tra investimenti in IA e seguente sviluppo di prodotti e servizi. L'alto numero di connessioni evidenzia il complesso rapporto tra i diversi settori IA e le conseguenti esportazioni. A titolo di esempio abbiamo evidenziato alcuni specifici settori con i rispettivi link. Un ulteriore esempio è riportato in Figura 2, in cui abbiamo estratto dalla Figura precedente tutti i settori industriali che beneficiano da un investimento in un particolare settore IA, Robotic Automation. Questa analisi è ovviamente replicabile per ogni settore IA e per ogni prodotto o servizio esportato.

4.2 Fitness delle occupazioni vs Indice di IA exposure occupazionale

L'algoritmo EFC, presentato nelle sezioni precedenti come metodo di analisi per il network paesi-prodotti, trova in questo report una nuova applicazione nel mercato del lavoro. Nel caso dei paesi e prodotti, la Fitness di un paese rappresenta la competitività industriale complessiva del paese stesso che ha origine dall'insieme di prodotti che è capace di esportare.

La Fitness è definita come la diversificazione pesata dalla Complessità. La diversificazione da una misura del sistema economico mentre la Complessità dei prodotti

da una misura della esclusività e quindi del guadagno che si può ottenere. È stato dimostrato che la Fitness rappresenta il migliore indicatore per l'economia della conoscenza ed è stato adottato dalle maggiori istituzioni economiche internazionali, in sostituzione dell'obsoleto PIL, come vero indice del progresso economico. Inoltre, il suo utilizzo permette le migliori analisi per le previsioni del PIL o di altre quantità. In questo caso il concetto di Fitness verrà utilizzato per il rapporto tra professioni e competenze e avrà un significato che andiamo a descrivere in dettaglio.

In questa Sezione, l'obiettivo della nostra analisi è quello di esplorare l'utilità dell'introduzione della variabile Fitness per rivelare informazioni inedite sul mercato del lavoro, analogamente a quanto già osservato nei sistemi produttivi e nella crescita economica dei paesi. Vogliamo valutare se, anche in questo ambito, la Fitness possa contribuire ad arricchire l'analisi del mercato del lavoro, in particolare attraverso l'integrazione con le metriche di esposizione all'IA esistenti in letteratura. Il primo passo consiste nel definire la matrice professioni-competenze a cui applicare l'algoritmo EFC (Tacchella et al., 2012). A tal fine, ci basiamo sul dataset di O*NET da cui, come descritto in precedenza, è possibile costruire una matrice M il cui elemento M_{ij} corrisponde all'importanza della competenza j per l'occupazione i . O*NET distingue le competenze in tre categorie: 35 capacità, 33 conoscenze e 52 abilità. Per rimanere coerenti con i principali lavori in letteratura sull'esposizione occupazionale all'IA, in particolare con Felten et al. (2019b); Pizzinelli et al. (2023), nella seguente analisi utilizzeremo le abilità, anche se questo, come mostreremo in seguito, è per alcuni aspetti limitante.

Figura 1

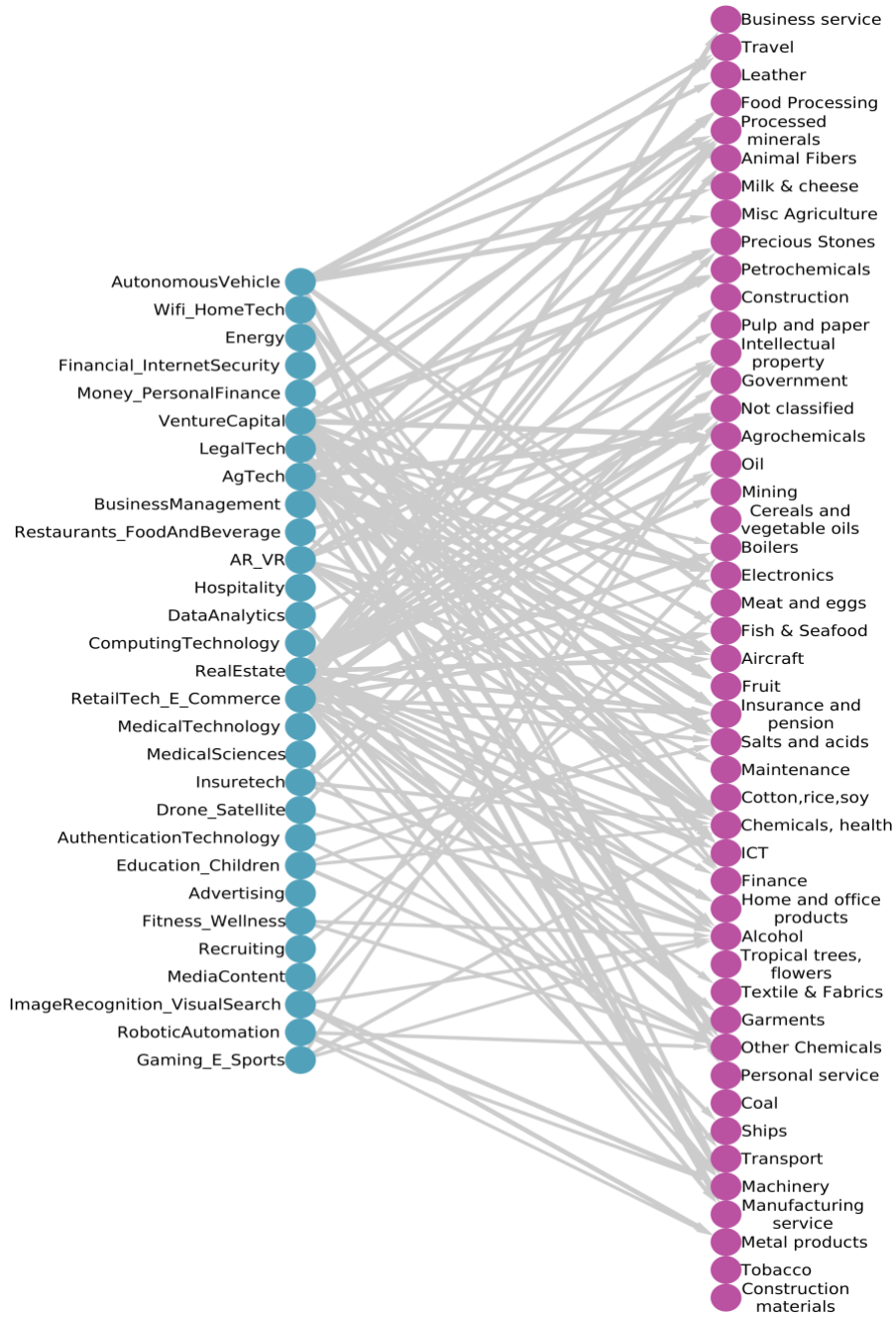


Figura 1: Relazione tra i settori di IA e le loro ricadute industriali. Investendo in specifici settori IA (a sinistra) si hanno ricadute industriali nei settori (prodotti e servizi) rappresentati sulla destra della Figura. Sono evidenziati alcuni settori e link di esempio, come il settore WiFi e home Technologies che influisce positivamente sull'export di Home and office products, che a loro volta traggono beneficio da un investimento in Authentication Technology.

Figura 2

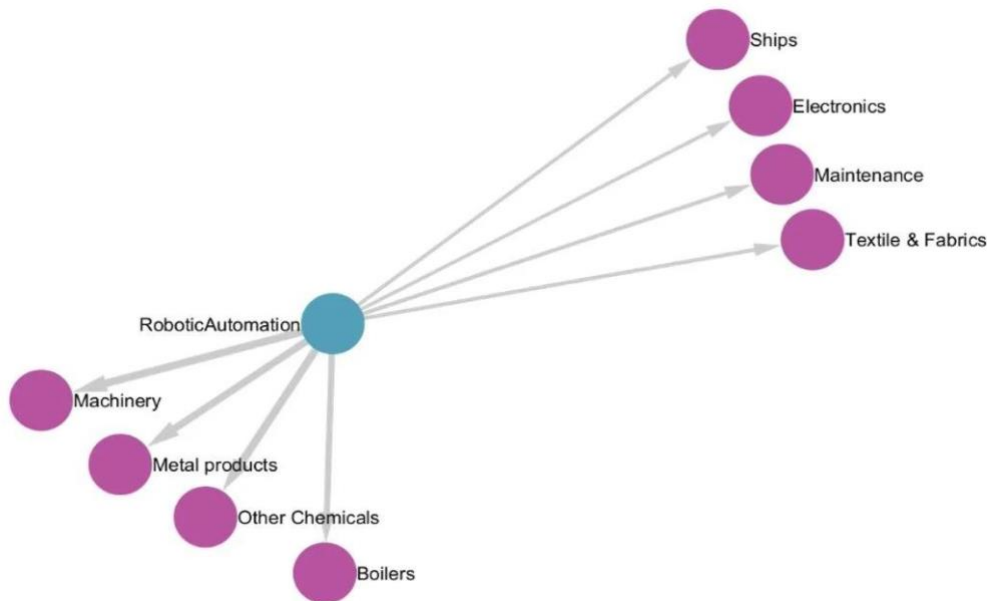


Figura 2: Zoom dalla Figura precedente, in cui vengono rappresentati i settori industriali che beneficiano dell'investimento in uno specifico settore IA, in questo caso Robotic Automation.

Abbiamo quindi una matrice professioni-competenze con 873 righe corrispondenti ai lavori (al minore livello di aggregazione disponibile) e 52 colonne corrispondenti alle abilità.

A questo punto, associamo la Fitness alle professioni e la Complessità alle competenze, seguendo l'assunzione che **un lavoro richiedente numerose competenze complesse abbia una Fitness elevata**. In questa analogia con il caso paesi e prodotti possiamo anche dire che l'analogo del PIL diventa qui la retribuzione per le varie occupazioni. Inversamente, una competenza richiesta solo da lavori con bassa Fitness è considerata di base e, quindi, di bassa Complessità.

La Complessità viene vista come indicatore di sofisticatezza di una competenza, che è alta quando tutti i lavori che la richiedono sono fit, ma anche un solo lavoro non fit può indicare una competenza meno sofisticata, a causa della natura non lineare dell'algoritmo.

Data la natura intensiva del valore di *importanza* assegnato da O*NET nelle coppie professioni-competenze, è conveniente applicare l'algoritmo EFC direttamente alla

matrice \mathbf{M} senza ricorrere a un processo di binarizzazione, al contrario di quanto comunemente si fa nei network paesi-prodotti (Tacchella et al., 2012).

Solo a scopo illustrativo, in Figura 3 mostriamo la matrice professioni-*abilità* binarizzata con una soglia: $M_{ij} = 1$ (indicato nella Figura con un punto blu) se l'*importanza* dell'*ability* j per il lavoro i è maggiore di 3, e $M_{ij} = 0$ altrimenti. Nella figura, le righe e le colonne sono state ordinate rispettivamente in ordine crescente di Fitness (dal basso verso l'alto) e di Complessità (da sinistra verso destra). La matrice presenta un'evidente struttura triangolare (del tutto analoga a quella dei paesi e dei prodotti), e questa struttura qualitativa si mantiene anche quando si procede con la binarizzazione della matrice utilizzando diversi valori di soglia, o quando si sceglie di utilizzare le *capacità*, le *conoscenze* o una combinazione di *abilità*, *capacità* e *conoscenze* al posto delle sole *abilità*.

Questo giustifica le nostre definizioni di Fitness e Complessità per l'applicazione dell'algoritmo EFC al network occupazionale. Infatti, le competenze meno complesse sono richieste dalla maggior parte dei lavori, mentre quelle più complesse sono richieste solo dai lavori più fit, ovvero che richiedono anche più competenze.

Figura 3

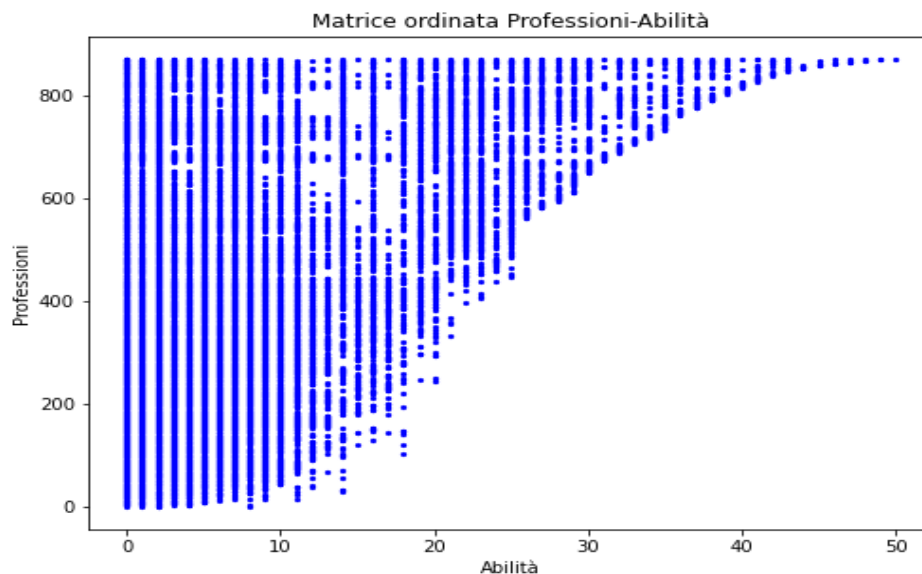


Figura 3: Matrice professioni-abilità (binarizzata con soglia di importanza $s_{ij} = 3$). Righe e colonne si riferiscono rispettivamente alle professioni e alle abilità e sono ordinate in ordine crescente di Fitness per le professioni (dal basso verso l'alto) e di Complessità per le abilità (da sinistra verso destra).

Avendo mostrato che l'applicazione di EFC al network professioni-competenze è ben fondata, possiamo ottenere un ranking delle occupazioni in base alla loro Fitness. Per esempio, nel ranking ottenuto calcolando la Fitness con la matrice professioni-competenze non binarizzata, la prima posizione è occupata dai **Piloti di aerei di linea**, mentre l'ultima dai **Telemarketers**.

La variabile di Fitness e il ranking delle occupazioni offrono una nuova dimensione per esplorare il mercato del lavoro. Questo studio mira a valutare se Fitness e Complessità possano fare luce in modo originale sull'influenza dell'intelligenza artificiale nel mondo del lavoro, andando oltre la semplice classificazione delle professioni in base al grado di esposizione all'IA. A tal fine, nelle analisi seguenti, investighiamo la relazione tra Fitness, Complessità, e noti indici di esposizione all'IA presenti in letteratura. In particolare, utilizziamo l'AIOE introdotto da Felten et al. (2019b).

L'indice AIOE viene calcolato collegando 10 applicazioni IA, come il riconoscimento delle immagini e la generazione di testo, alle 52 *abilità* di O*NET.

La mappatura si basa su una matrice ottenuta attraverso il crowdsourcing dell'Electronic Frontier Foundation che valuta la correlazione tra ogni applicazione IA e ogni *abilità*.

Inoltre, ogni occupazione è vista come una combinazione ponderata delle 52 *abilità*, i cui pesi corrispondono all'*importanza* delle *abilità*. Formalmente, l'esposizione del lavoro j è data da:

$$AIOE_j = \frac{\sum_i A_i r_{ij} s_{ij}}{\sum_i r_{ij} s_{ij}}$$

dove A_i , detto livello di *exposure* dell'*abilità* i , corrisponde alla somma delle correlazioni (o intensità) tra tutte le 10 applicazioni IA considerate da Felten et al. e l'*abilità* i , s_{ij} è l'*importanza* dell'*abilità* i per il lavoro j , mentre r_{ij} è la *rilevanza* dell'*abilità* i per il lavoro j . La *rilevanza* è un altro score associato da O*NET per indicare l'intensità del matching tra lavori e competenze. *Rilevanza* e *importanza* sono tuttavia molto correlate, ed è per questo motivo che nella costruzione della matrice professioni-competenze, abbiamo potuto considerare solo l'*importanza*. La somma ponderata al denominatore è necessaria come termine di normalizzazione rispetto al numero di *abilità* richieste.

In Figura 4 mostriamo la relazione tra l'AIOE e la Fitness calcolata con la matrice non binarizzata. Nella Figura entrambe le variabili sono state standardizzate per facilitare la comparazione. Si osserva una significativa correlazione (negativa) tra le due metriche: **maggiore è la Fitness di un lavoro, minore è la sua esposizione all'IA**. Questo risultato, combinato con la struttura triangolare della matrice professioni-competenze, conduce a una conclusione interessante: come prevedibile, le occupazioni che necessitano di un ampio spettro di *abilità* (e quindi più fit) tendono a essere meno vulnerabili all'IA; contemporaneamente, e più inaspettatamente, quelle che richiedono un numero limitato di *abilità* (e quindi meno fit) sembrano necessitare proprio delle competenze più soggette all'influenza dell'IA. Risulta interessante anche analizzare gli outliers. Per esempio, le professioni di *pilota di aerei di linea* e *controllore del traffico aereo*, che sono lavori con alta Fitness, hanno un'esposizione all'IA maggiore rispetto agli altri lavori con valori simili di Fitness. Al contrario, le professioni di *ballerino/a* e di *modellista/a*, che per ovvie ragioni sono lavori con bassa esposizione all'intelligenza artificiale, hanno una Fitness minore rispetto ai lavori con valori simili di AIOE. Per una possibile comprensione di questi outliers può essere interessante il suggerimento di Marco Trombetti (fondatore di translated.com e di <https://picampus.it/>). Il suo suggerimento è di considerare anche il desiderio o la necessità socio-economica di sostituire una certa attività umana con una strumentale basata sull'IA. È chiaro che nel caso dei piloti militari c'è un grande interesse alla loro sostituzione con i droni anche se questi sono molto costosi. Nel caso dei ballerini la situazione è completamente differente. Quindi una stima degli investimenti che vengono fatti per le

varie attività verso l'IA permette di avere una migliore analisi sull'impatto di IA. Questi dati dovrebbero diventare accessibili in un prossimo futuro.

Si osservi inoltre che le professioni classificate nell'area con alto AIOE e bassa Fitness tendono prevalentemente ad essere di natura cognitiva, in contraddizione con l'intuizione comune che le professioni ad alta componente cognitiva siano anche di elevata Complessità. Come approfondiamo nella Sezione 5.2, il raggruppamento delle professioni cognitive in un'area di bassa Fitness rappresenta un'anomalia che deriva dalla decisione di basare l'analisi esclusivamente sulle abilità (come definite da O*NET), che rappresentano maggiormente competenze motorie e sensoriali. Dunque, il nostro approccio basato sulla Fitness mette in risalto un difetto nella definizione dell'indice di *exposure* di Felten et al. e, come vedremo più in dettaglio nella prossima Sezione, indica la necessità di costruire un indice di *exposure* all'IA più imparziale e completo. In Figura 5 riportiamo la relazione tra il livello di *exposure* delle abilità calcolato in Felten et al. (2019a) e la Complessità delle *abilità* calcolate con la matrice professioni-*abilità* non binarizzata. La relazione osservata tra le due variabili è in linea con i risultati della Figura 4: anche avendo pochi punti, si osserva una tendenza delle *abilità* meno complesse ad avere un'esposizione all'IA maggiore.

Figura 4

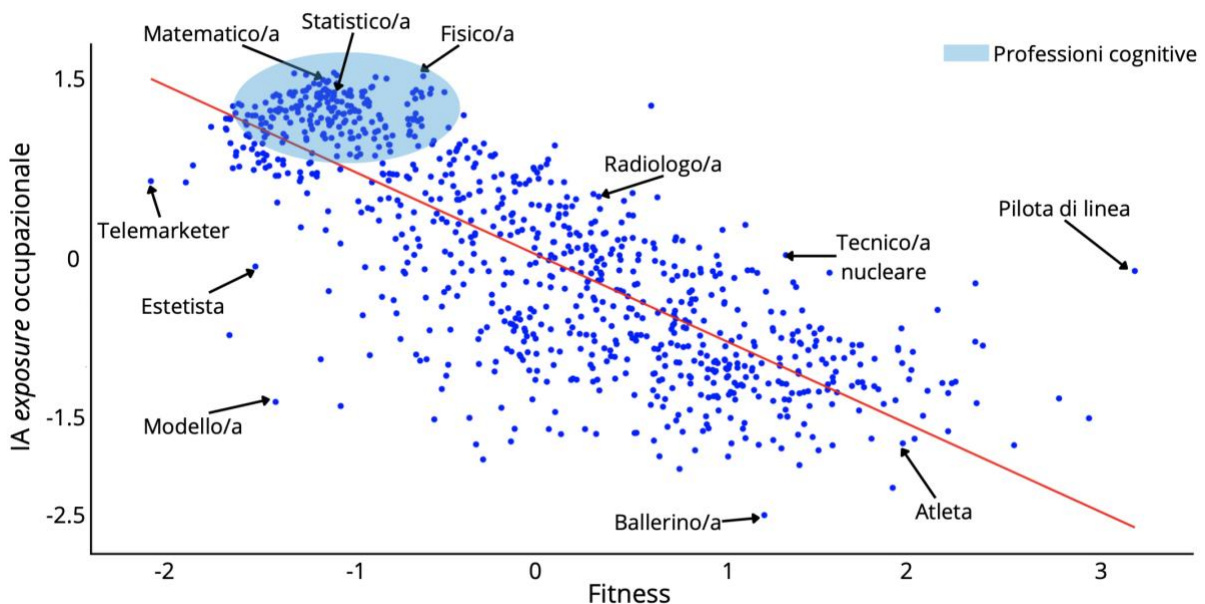


Figura 4: *Indice di IA exposure occupazionale vs Fitness. Quest'ultima è stata calcolata tramite la matrice professioni-abilità (non binarizzata), ed entrambe le variabili sono state standardizzate per una più facile comparazione. Ogni punto corrisponde ad una delle 873 attività lavorative che consideriamo. Sull'asse verticale riportiamo quanto queste attività è esposta all'IA (positivo o negativo), mentre sull'asse orizzontale riportiamo la fitness di ogni attività che corrisponde ad una sorta di complessità dell'attività stessa. La linea rossa rappresenta il miglior fit: $y = -0.79x$, $R^2 = 0.624$. La regione azzurra contiene una gran parte di professioni a contenuto cognitivo. Come descritto più in dettaglio nella Sezione 5.2, il fatto che questa regione si trova in una zona di bassa Fitness mette in evidenza un difetto nella costruzione dell'indice AIOE. Il problema è dovuto al fatto che il numero di abilità per le professioni cognitive è piuttosto limitato e andrebbe ampliato per un'analisi più realistica.*

Figura 5

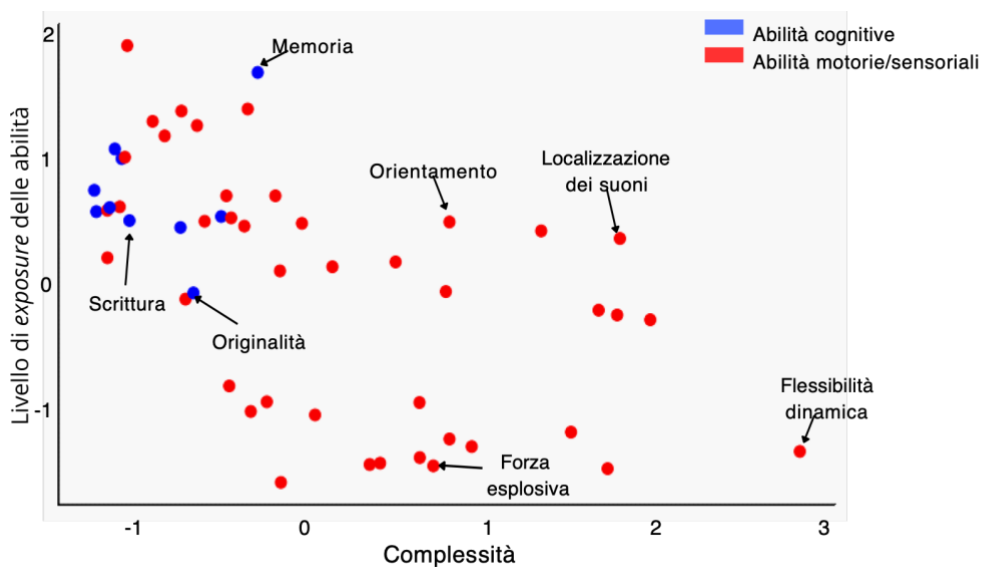


Figura 5: *Ability level exposure index vs Fitness. Quest'ultima è stata calcolata tramite la matrice professioni-abilità non binarizzata, ed entrambe le variabili sono state standardizzate per una più facile comparazione. I punti blu rappresentano le abilità classificate come cognitive. Si può notare una netta maggioranza di abilità motorie o sensoriali. Come descritto più in dettaglio in Sezione 5.2, questa è un'anomalia che rende le professioni cognitive non ben rappresentate dagli indici di exposure all'IA esistenti in letteratura.*

In generale queste analisi esplorative indicano l'esistenza di una relazione profonda tra l'esposizione all'IA e la specializzazione o diversificazione dei lavori rispetto alle competenze richieste, mostrando come attraverso la variabile della Fitness, e più in generale il framework di Economic Complexity, sia possibile estrarre informazioni essenziali sulla natura delle occupazioni e la loro vulnerabilità all'intelligenza artificiale.

Prima delle conclusioni, è importante sottolineare, come indicato dagli stessi Felten et al., che la metrica AIOE valuta l'esposizione all'IA nelle professioni senza distinguere tra effetti **complementari o sostitutivi**. In caso di complementarità, l'IA rappresenta un potenziamento per l'operato umano; invece, in situazioni di sostituzione, l'IA potrebbe rendere superflua la presenza del lavoratore. Un approccio che migliora la metrica AIOE per tenere conto di questi due effetti è stato introdotto in Pizzinelli et al. (2023).

In questo lavoro, gli autori definiscono una metrica di complementarità potenziale θ sempre utilizzando il dataset di O*NET ma sfruttando i *work contexts* e le *job zones*. O*NET definisce i *work contexts* come i fattori fisici e sociali che influenzano la natura del lavoro. Tra i 57 contesti disponibili, gli autori hanno selezionati gli 11 più rilevanti per la probabilità di sostituzione delle attività umane con l'IA o per l'adozione dell'IA in modo supervisionato. La selezione di questi specifici contesti è motivata dalle scelte che le società probabilmente faranno riguardo le modalità di applicazione dell'IA o la probabile necessità di tecnologie di supporto. Inoltre, O*NET classifica le *job zones* come gruppi di occupazioni caratterizzate da livelli simili di istruzione, formazione sul lavoro e esperienza professionale necessaria per svolgere il lavoro. La logica dietro l'impiego delle *job zones* è che le occupazioni che richiedono periodi più lunghi di sviluppo professionale avrebbero una maggiore capacità di integrare la conoscenza dell'IA nei loro programmi di formazione, dotando così i futuri lavoratori di competenze complementari. In O*NET, le *job zones* e le *work activities* sono collegate a ciascuna occupazione attraverso uno score specifico. La metrica di complementarità, come proposta da Pizzinelli et al., viene calcolata facendo la media di questi score per ciascun lavoro, e opportunamente normalizzata in modo tale che $\theta \in [0,1]$. In sostanza, se la θ di un lavoro è vicina a 1, significa che l'esposizione all'IA risulta essere particolarmente benefica.

Nella Figura 6, mostriamo la **relazione tra Fitness e complementarità**. A differenza di quanto osservato con gli indici di esposizione di Felten et al., qui le due metriche non risultano correlate. In questo caso, quindi, la Fitness costituisce una dimensione complementare per estrarre informazioni aggiuntive sulla natura delle occupazioni. Per esempio, ispezionando la Figura, emergono gruppi distinti di occupazioni, con quelle cognitive posizionate prevalentemente nel quadrante superiore sinistro e le manuali in quello inferiore destro. Questo suggerisce un'indagine più approfondita dello spazio definito da complementarità e Fitness come prossimo step nello studio del mercato del lavoro attraverso l'Economic Complexity.

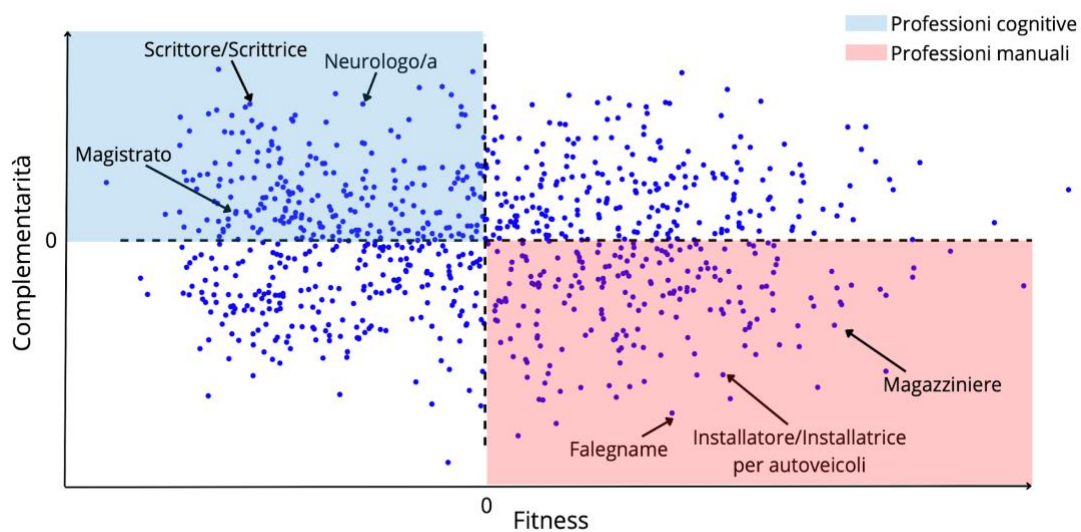


Figura 6: *Indice di complementarità vs Fitness. Quest'ultima è stata calcolata tramite la matrice professioni-abilità non binarizzata, ed entrambe le variabili sono state standardizzate per una più facile comparazione.*

5. ANALISI DELLE ATTIVITA' ECONOMICHE ITALIANE

In questa sezione integriamo i risultati relativi all'impatto dell'IA con i dati occupazionali italiani, riferiti alle diverse attività economiche. Ci proponiamo di esaminare l'effettivo impatto dell'IA sui settori economici italiani, considerando tale impatto in termini proporzionali al numero di occupati in ciascun settore. A tal fine, è stato necessario allineare le "Industrie" descritte nel dataset di O*NET con le "Attività Economiche" definite dall'ISTAT in Italia. O*NET classifica 873 professioni, assegnandole a una o più "Industrie", per un totale di 20 categorie industriali distinte. D'altro canto, l'ISTAT categorizza le entità lavorative in "Attività Economiche", identificandone 18 con un grado di dettaglio maggiormente specifico. È fondamentale sottolineare come alcune delle 18 "Attività Economiche" ISTAT inglobino diverse "Industrie" secondo ONET e viceversa, alcune "Industrie" ONET comprendano multiple "Attività Economiche" ISTAT. Il frutto di questo processo di mappatura è l'associazione delle 873 professioni a 12 "Attività Economiche" che coprono la totalità dei settori economici ISTAT, ad eccezione di 6, riconducibili all'"industria manifatturiera". Quest'ultima è stata aggregata in una categoria omogenea denominata appunto "industria manifatturiera". In figura 7 riproponiamo la figura 5 colorando ogni occupazione in base all'attività economica principale (ogni occupazione può essere associata a più di una attività economica) a cui è stata associata nel processo di mappatura appena descritto. Inoltre, riportiamo anche il numero di occupati in Italia per ogni settore: Il settore con più occupati è "Commercio all'ingrosso e al dettaglio, riparazione di autoveicoli e motocicli, trasporto e magazzinaggio, servizi di alloggio e ristorazione", mentre quello con meno occupati è "Industria estrattiva". Quello che presentiamo è un primo approccio con solo 12 attività economiche. In futuro contiamo di avere dei dati molto più raffinati e granulari.

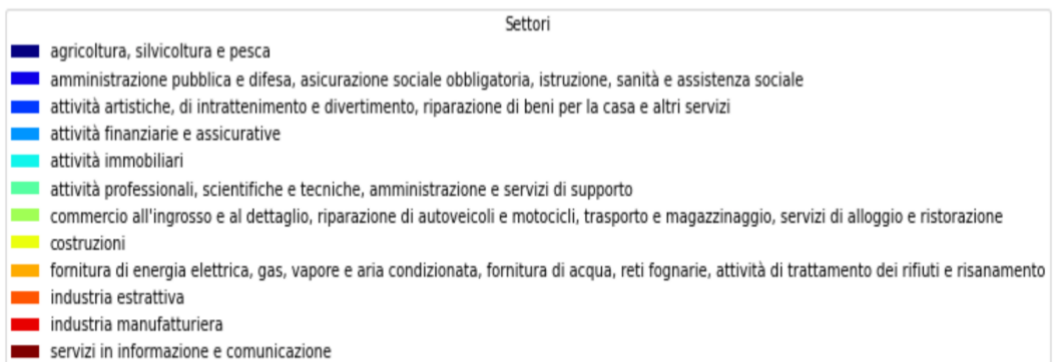
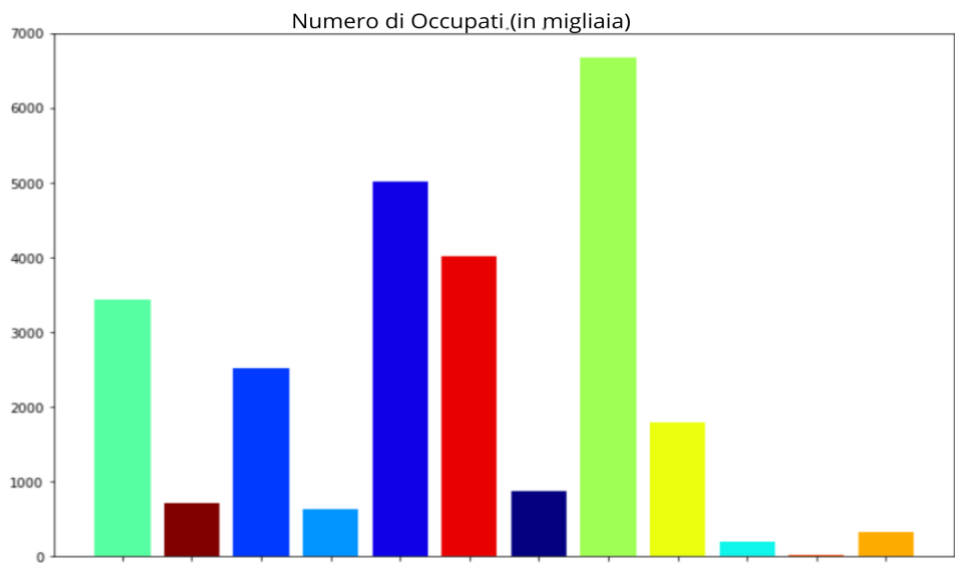
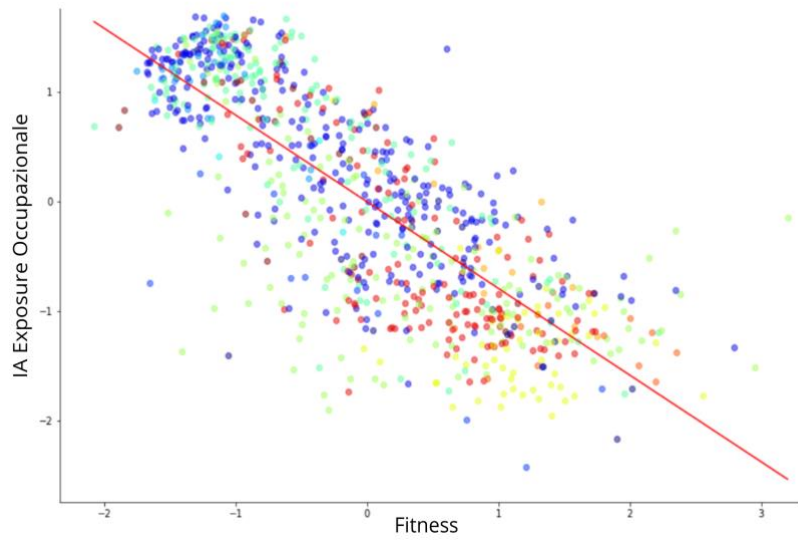


Figura 7
Sopra:

Indice di esposizione occupazionale vs Fitness. Ogni punto, rappresentante un'occupazione, è colorato in base al settore economico di appartenenza. Sotto: Numero di occupati (in migliaia) in Italia per settore.

Successivamente, abbiamo determinato l'indice di esposizione all'IA per ciascun settore economico, nonché la relativa Fitness. L'indice di esposizione di un settore è calcolato sommando le esposizioni delle singole professioni incluse in tale settore e dividendo il risultato per il numero totale di professioni analizzate. Questo calcolo riflette dunque la media dell'esposizione all'IA delle professioni che caratterizzano il settore in questione. In maniera analoga, la Fitness di un settore è data dalla media delle Fitness calcolate per le singole professioni che lo compongono. Nella figura 8, presentiamo gli indici di esposizione all'IA, standardizzati per ogni settore, e nella figura 9 mostriamo l'analogo per la Fitness.

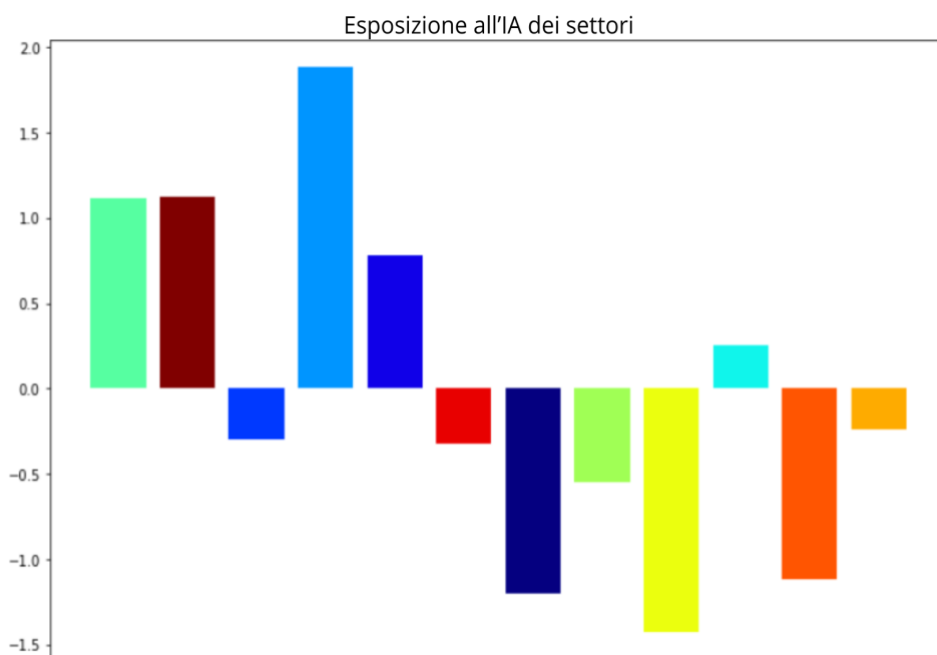


Figura 8: *Indice di esposizione occupazionale per ogni settore economico. I valori dell'esposizione sono stati standardizzati, dunque i valori sopra lo zero indicano un'esposizione superiore alla media, mentre i valori negativi indicano un'esposizione inferiore alla media (i colori sono gli stessi della legenda in figura 7).*

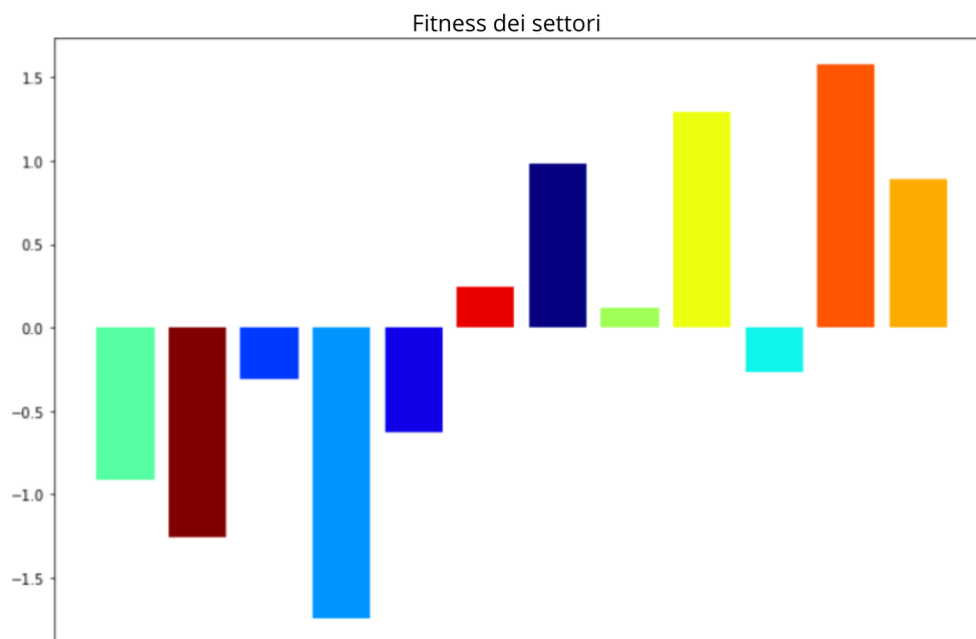


Figura 9: Fitness per ogni settore economico. I valori della Fitness sono stati standardizzati, dunque i valori sopra lo zero indicano una complessità superiore alla media, mentre i valori negativi indicano una complessità inferiore alla media (i colori sono gli stessi della legenda in figura 7).

Osservando figura 8 e 9, si evidenzia come i settori più esposti all' IA, come "Attività finanziarie e assicurative", siano anche i settori con una Fitness più bassa, allo stesso tempo, i settori meno esposti all'IA, come "Costruzioni", abbiano anche una Fitness elevata.

Le informazioni riportate nelle figure 7, 8 e 9 vengono sintetizzate nella figura 10, dalla quale emerge, come precedentemente accennato, che i settori caratterizzati da una bassa Fitness tendono a essere quelli maggiormente esposti all'impatto dell'IA. Interessante notare come il settore con il più alto rischio, determinato sia dalla numerosità degli occupati superiore alla media che da un'elevata esposizione all'IA, sia identificato nell' "Amministrazione pubblica e difesa; assicurazione sociale obbligatoria; istruzione; sanità e assistenza sociale". In sintesi, queste analisi forniscono una panoramica predittiva sui settori economici che richiedono un'attenzione particolare, in quanto implicano un vasto numero di lavoratori e presentano un'alta esposizione all'intelligenza artificiale. Il passo successivo consisterà nell'approfondire queste analisi a un livello di dettaglio superiore, esaminando l'impatto combinato dell'IA e del numero di occupati non più a livello di settori aggregati, ma analizzando le singole professioni presenti in Italia.

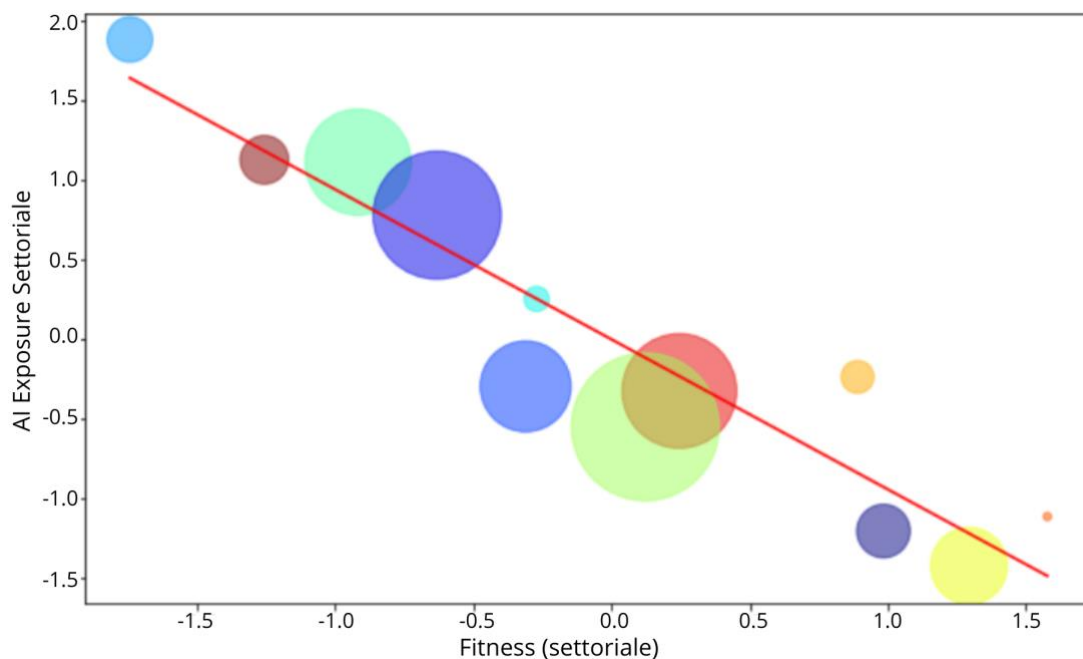


Figura 10. Esposizione dei settori all'IA vs Fitness. I valori della Fitness e dell'esposizione all'IA sono stati standardizzati per una più facile comparazione. La grandezza di ogni punto è proporzionale al numero di occupati in Italia per quel settore (per i colori si veda la legenda di figura 7).

6. DISCUSSIONI E PROSPETTIVE

6.1 Un dataset alternativo: il JRC-Eurofound Tasks Framework

Il JRC-Eurofound Task Framework è un database che raccoglie e classifica le task lavorative combinando dati provenienti da diverse indagini internazionali, utilizzando una struttura gerarchica. In particolare, il database combina informazioni da un'indagine sui lavoratori (database EWCS), un'indagine sugli individui (database PIAAC) e un mix di un'indagine sui lavoratori e un database occupazionale (dati ICP).

Le task sono classificate utilizzando tre dimensioni: Contenuto (basato sugli oggetti fisici su cui i lavoratori operano, ed il tipo di utilizzo), Metodi (ad esempio, autonomia, lavoro di squadra, e routinarietà), e Strumenti (basati sulla tipologia degli strumenti utilizzati, ad esempio, se sono digitali o meccanici). Queste dimensioni sono strutturate gerarchicamente; per esempio, il Contenuto a sua volta differenzia tra task fisiche (che operano su cose), task intellettuali (che hanno a che fare con idee e concetti) e task sociali (che operano su relazioni sociali). Un esempio è la task “Contenuto/Compiti Fisici/Forza”, che consiste nel “sollevare persone e carichi pesanti, esercitando forza fisica”. La numerosità delle task è pari a 40.

I dati sono strutturati in colonne che, per ogni riga, contengono:

- settore economico, classificato seguendo i codici NACE 2-digit;
- mestiere o occupazione (job), classificato seguendo i codici ISCO 2-digit;
- le 40 task, la cui classificazione è discussa sopra. L'intensità del task è relativa al mestiere e al settore economico, ed è quantificata come una variabile continua con una scala tra 0 e 1;
- numero di impiegati (relativi al settore economico e al mestiere).

Maggiori informazioni sulla struttura del database possono essere trovate nel rapporto tecnico del JRC di Bisello et al. (2021).

Il JRC ha anche sviluppato alcuni database a livello nazionale, in cui vengono confrontati dati sulle mansioni o task lavorative provenienti da indagini statistiche effettuate in cinque paesi (Spagna, Germania, Francia, Italia e Regno Unito).⁵ Il singolo database a livello di paese mostra diversi elementi mancanti (perché non tutte le 40 task mostrano valori di intensità per una data coppia occupazione settore economico) e i settori economici originali NACE a 2 digit sono aggregati in macrosettori. Ad esempio, le attività

⁵ I database nazionali delle mansioni lavorative prodotti da JRC sono liberamente disponibili su: https://joint-research-centre.ec.europa.eu/publications/comparative-national-tasks-database_en.

relative a servizi sono principalmente raggruppate in *knowledge-intensive services* (KIS) e *less knowledge-intensive services* (LKIS). Un confronto tra i diversi database nazionali e una tabella di corrispondenza per i macro-settori sono forniti in un rapporto del Joint Research Center (JRC) della Commissione Europea (Fana et al., 2020).

Infine, menzioniamo che il JRC ha sviluppato un framework unificato per mappare le competenze in mansioni (task) e viceversa, basandosi su annunci di lavoro online: un “Dizionario Competenze-Task”⁶ utilizzato per conciliare i descrittori di competenze trovati negli annunci di lavoro online con la tassonomia delle task del database JRC-Eurofound descritto precedentemente, dove ogni competenza è definita come la capacità di eseguire in modo soddisfacente un dato compito/task. Per la descrizione completa dei dati, si rimanda alla pubblicazione originale del JRC di Sostero and Fernandez-Macias (2021).

6.2 Limitazioni degli indici di esposizione occupazionale

Come dimostrato nel nostro studio, l’approccio dell’Economic Complexity offre strumenti complementari e significativi per analizzare il mercato del lavoro e il processo produttivo. In questo lavoro abbiamo posto l’accento sull’analisi dell’esposizione occupazionale all’intelligenza artificiale, combinando le tecniche di Economic Complexity con gli indici di esposizione precedentemente introdotti e studiati nella letteratura accademica di riferimento. Tuttavia, è importante sottolineare che questi indici, sebbene utili, presentano alcune limitazioni che non possono essere ignorate se si vuole avere una visione completa dell’effetto dell’IA sul mercato del lavoro.

Un punto critico è rappresentato dal database O*NET, base di partenza per la maggior parte delle ricerche sull’impatto dell’IA, il quale, nonostante la sua vasta raccolta di competenze, task e abilità, risulta essere **intrinsecamente limitato**.

Questo limite deriva dal fatto che le competenze sono state selezionate e aggregate seguendo criteri piuttosto soggettivi, e quindi potrebbero non rappresentare adeguatamente l’intero spettro di abilità richieste nel mondo del lavoro. Poiché molti indici di esposizione occupazionale si basano proprio sull’analisi di queste competenze, è essenziale disporre di un insieme di competenze il più ampio e imparziale possibile. Nella Sezione successiva, proponiamo alcune metodologie promettenti per l’estrazione di un set di competenze lavorative più completo e rappresentativo, utilizzando come fonte gli **annunci di lavoro online**.

⁶ La tabella di corrispondenza “Dizionario Competenze-Task” può essere trovata su: <https://doi.org/10.5281/zenodo.6488230>.

In secondo luogo, è opportuno muovere una critica all'approccio adottato da Felten et al. in Felten et al. (2019b) nel calcolo dell'AIOE che, come già menzionato, si concentra esclusivamente sulle *abilità*, tralasciando le *conoscenze* e le *capacità*. La scelta di privilegiare le abilità, come definite nel database O*NET, si rivela limitante: gran parte di queste, infatti, riguardano capacità fisiche, motorie e sensoriali, relegando a una minoranza le abilità di natura astratta o cognitiva, come mostrato in Figura 5. Di conseguenza, l'AIOE risulta poco rappresentativo per quelle professioni a elevato contenuto cognitivo, considerate spesso tra le più influenzate dall'avvento dell'IA. Ovviamente questa limitazione si manifesta anche nel nostro calcolo della Fitness dei lavori, basata sul numero di competenze richieste: se le professioni cognitive sono inadeguatamente rappresentate nel set di abilità preso in considerazione, anche il valore attribuito alla Fitness risulterà meno indicativo. Per esempio, con un'ispezione più attenta della Figura 4 (regione azzurra), emerge chiaramente un insieme di occupazioni caratterizzate da un elevato indice di esposizione e da una Fitness ridotta, che tendono a raggruppare professioni di natura prevalentemente cognitiva. Contrariamente a quanto ci si potrebbe aspettare, molti di questi ruoli dovrebbero, in teoria, mostrare una Fitness elevata e una minore esposizione all'intelligenza artificiale, indicando una discrepanza significativa rispetto alle valutazioni attuali. Questo ci porta a concludere che la nostra analisi preliminare si dimostra più efficace nel delineare le caratteristiche di lavori che implicano abilità manuali o motorie piuttosto che competenze cognitive, e che il nostro approccio basato sulla Fitness mette in risalto un difetto fondamentale degli indici di esposizione occupazionale all'IA proposti in letteratura. Nella Sezione successiva, introduciamo un approccio alternativo per formulare un indice di esposizione occupazionale che non dipende dalle competenze catalogate in O*NET, mirando così a un'analisi più equilibrata e rappresentativa delle occupazioni nella loro eterogeneità.

6.3 Sviluppi futuri con gli annunci di lavoro online

6.3.1 Il contesto

La domanda di nuovi lavori e competenze è attualmente un argomento centrale nei dibattiti (politici e accademici) sul profondo cambiamento nella natura intrinseca del lavoro. I rapidi progressi nei nuovi strumenti IA hanno il potenziale per trasformare il mondo del lavoro in maniera cruciale, con importanti implicazioni per lo sviluppo economico locale e nazionale, potenzialmente alterando il panorama occupazionale e la composizione delle competenze ad esso associate. Diversi studi, che indagano da prospettive anche molto differenti il mercato del lavoro, mostrano concordatamente che

i requisiti di competenze e la composizione delle mansioni all'interno delle occupazioni stanno cambiando nel tempo, stravolgendo le traiettorie tecnologiche di paesi, settori economici e aziende (Autor, 2015; Ciarli et al., 2021; Dwivedi et al., 2021; Hershbein and Kahn, 2018). Tuttavia, le competenze rimangono attributi qualitativi molto elusivi da definire, rendendo la loro identificazione e misurazione empirica una vera e propria sfida. Tradizionalmente, l'attività accademica di ricerca su competenze e task si è basata su dataset di dati occupazionali – come O*NET o il JRC-Eurofound Tasks Framework descritto nella Sezione precedente – che offrono informazioni statiche organizzate con classificazioni di macro-competenze, task, attributi di conoscenza e abilità a livello occupazionale. La definizione, il valore e l'importanza delle competenze sono stati valutati in base a fattori come la quantificazione dei livelli di istruzione, il livello generale di competenza delle occupazioni attuali (Corradini et al., 2023; Glaeser et al., 2014), o la correlazione delle competenze tramite flussi lavorativi inter-settoriali (Neffke and Henning, 2013). Sebbene questi approcci utilizzino modalità anche innovative, non riescono a fornire una rappresentazione sufficientemente granulare delle competenze richieste in ambito lavorativo, e nello specifico per la produzione di beni e servizi.

Più di recente, la disponibilità di database molto estesi concernenti annunci di lavoro e l'accessibilità crescente degli strumenti di big data hanno aperto opportunità promettenti per delineare più compiutamente la dimensione delle competenze e le sue dinamiche nell'economia (Acemoglu et al., 2022b; Deming and Kahn, 2018; Deming and Noray, 2020; Goldfarb et al., 2023). I dati degli annunci di lavoro online possono fornire una ricca fonte di informazioni – potenzialmente andando a descrivere nel dettaglio milioni di annunci di lavoro nel corso degli anni – per valutare meglio la dimensione delle competenze dei singoli mestieri e delle relative aree geografiche (Henning et al., 2023; Mellander and Florida, 2021); tutto ciò in modo indipendente rispetto ad altri dati relativi al mercato del lavoro come salari, livelli di occupazione, produttività del lavoro *eccetera*. Tuttavia, queste fonti di dati, spesso non strutturate, possono anche risultare difficili da processare, analizzare e potrebbero non essere pienamente rappresentative dei mercati del lavoro nazionali/locali – essendo spesso sbilanciate verso occupazioni professionali (Carnevale et al., 2014; Sostero and Fernandez-Macias, 2021) – e potrebbero quindi dover essere considerate complementari ad altre fonti di dati.

6.3.2 L'applicazione dei metodi di *Economic Complexity* agli annunci di lavoro

Con poche eccezioni (Henning et al., 2023), la possibilità di effettuare uno studio degli annunci di lavoro con metodi di *Economic Complexity* è ancora largamente inesplorata. Pertanto, sfruttare i dati degli annunci di lavoro come input per calcolare la Fitness del

lavoro, la Complessità e la coerenza delle competenze che abbiamo descritto in precedenza può permetterci di proporre caratterizzazioni più dettagliate dei lavori basate su un insieme più ampio di competenze e attributi dei singoli mestieri. Inoltre, potremmo utilizzare questo schema di ricerca anche per esplorare sia la natura locale della distribuzione delle competenze IA sia le differenze a livello aziendale nei requisiti delle competenze IA.

In particolare, crediamo che una prospettiva a livello aziendale possa essere interessante anche per studiare l'insieme delle competenze all'interno dei singoli mestieri e collegare diversi insiemi di competenze, all'interno delle categorie occupazionali in diversi settori o tipologie di aziende. Infatti, una parte significativa della letteratura su competenze e task collega i cambiamenti nella domanda relativa tra le occupazioni al cambiamento tecnologico (Autor, 2013; Goos and Manning, 2003; Michaels et al., 2014). Tuttavia, questa letteratura spesso si concentra sul grado di sostituibilità tra lavoro umano e automatizzato, astraendo dall'interazione complessa tra tecnologia, decisioni aziendali e la loro capacità di innovare e riorganizzare la produzione, e quindi non riesce a riconoscere pienamente le decisioni delle aziende sull'adozione o lo sviluppo della tecnologia (Ciarli et al., 2021; Dosi et al., 2000) e le loro relazioni gerarchiche interne (Cetrulo et al., 2020; Dosi and Marengo, 2015), sottostimando probabilmente il ruolo attivo delle organizzazioni nel modellare la domanda di diverse competenze in ogni occupazione (De Marzo et al., 2023). In conclusione, attraverso l'applicazione dei metodi di Economic Complexity ai database sugli annunci di lavoro sarebbe possibile studiare la domanda di competenze in materia di intelligenza artificiale in modo molto più dettagliato rispetto agli studi attualmente presenti in letteratura. Tale applicazione permetterebbe inoltre di analizzare la dimensione d'impresa, collegandola ai modelli regionali e settoriali, nonché di indagare l'eterogeneità nei requisiti di *skills* tra le aziende all'interno delle stesse occupazioni costruendo analisi differenziate a livello d'impresa, basate su un insieme di competenze molto più dettagliate rispetto a quelle ad oggi analizzate.

7. DISCUSSIONE GENERALE E CONCLUSIONI

In questa sezione cominceremo seguendo lo schema di discussione proposto dal podcast di David Autor dell'MIT (<https://youtu.be/vGaTjzeMA0c?si=VghXLteTbzuUYllw>) in relazione ai nostri nuovi risultati quantitativi e scientifici.

L'IA rappresenta uno spazio di discussione estremamente eccitante caratterizzato sia da grande stupore che da timori. La grande questione è cosa succederà alle attività lavorative di ognuno e come questa rivoluzione impatterà sulle disuguaglianze e sulla redistribuzione dei possibili benefici. Negli ultimi quarant'anni la tecnologia del computer ha portato ad un aumento delle disuguaglianze, ma con l'IA ci potremmo aspettare un paradigma totalmente differente. Il lavoro umano supportato dall'IA rimuoverà i vantaggi economici corrispondenti alle attività lavorative molto ben pagate o professioni con grande esperienza (come dottori o avvocati) perché le loro capacità diverranno più accessibili. Quindi è importante porsi il problema di come le scelte politiche possano fare sì che l'IA porti benefici all'intera società.

La rivoluzione industriale ha portato benefici anche alle classi medie attraverso una grande accessibilità a prodotti economici. Al contrario la rivoluzione del computer ha eliminato molte attività di ufficio ripetitive. L'IA certamente aumenterà la produttività, ma che impatto avrà sul mercato del lavoro? È possibile che l'IA possa essere d'aiuto a ricostituire la classe media. Infatti, porterà a delle importanti opportunità per persone con bassa educazione ad accedere a capacità superiori. Queste forze saranno distruttive e ci saranno sia vincitori che vinti, e vanno monitorate e guidate con la massima attenzione perché dopotutto il mercato del lavoro è la cosa più importante del mondo. Il computer ha aumentato la produttività ma ha rimpiazzato molte attività lavorative e spesso i nuovi lavori non necessitano di specifica esperienza e non sono ben pagati. La rivoluzione del computer negli ultimi trentacinque anni ha rimpiazzato le attività che corrispondono a seguire regole e procedure ben definite. Comunque, il computer non ha rimpiazzato quelle attività che richiedono di prendere decisioni complesse attraverso l'esperienza. In questo senso l'IA è molto diversa dal computer perché corrisponde in qualche modo a sostituire delle esperienze complesse. La conoscenza di alto livello resterà comunque essenziale e potrà essere migliorata, ma richiederà nuove capacità. Il computer non impara da tutte le esperienze precedenti e, ad esempio, sarebbe difficile cercare di spiegare come andare in bicicletta. Questo crea una fondamentale barriera al computer che l'IA può in parte rimuovere. L'IA impara da un'enorme quantità di informazioni e richiede quindi capacità di natura diversa. Aiuta l'intuizione per guidare i processi decisionali integrando la valutazione personale. È possibile che un'infermiera

con l'aiuto dell'IA potrà fare delle diagnosi che prima erano esclusive dei medici con educazione ben superiore. Queste attività saranno quindi meno costose e l'IA permetterà a molte persone di estendere il livello delle loro capacità decisionali. Quindi le persone con minori capacità saranno portate ad un livello superiore e ci sarà un innalzamento delle attività con meno esperienza. Sarà possibile convergere più rapidamente all'acquisizione di esperienze specifiche in modo efficiente e con minori capacità.

Le attività più costose come l'educazione, le cure mediche e le attività legali non sono state toccate dalla rivoluzione industriale che ha però reso gli oggetti molto più economici. Nel caso dell'IA sarà necessario meno training per fare attività di alto livello, si ridurranno i costi e aumenterà la qualità. Uno scenario positivo.

Chiaramente siamo solo agli inizi di questa rivoluzione. ChatGPT è esploso solo nel 2022 e sarà fondamentale imparare ad usarlo nel modo più appropriato. Alcune attività saranno rimpiazzate come per esempio i controllori del traffico aereo ma non i medici. L'automazione creerà nuovi lavori e nuove capacità, oltre a modificare quelle precedenti. L'esperienza umana sarà sempre necessaria per gestire queste nuove capacità e sarà necessario un grado di flessibilità e adattamento agli sviluppi futuri. Il futuro non va solo predetto ma può anche essere pianificato e in questo senso vanno considerate quelle politiche che possano ottimizzare gli sviluppi dell'IA. Appare specialmente rilevante un investimento nell'educazione per usare in modo efficace questi nuovi mezzi. Questa erosione delle attività che richiedono un alto livello di esperienza da parte di attività con esperienze inferiori comporterà un notevole sconvolgimento del mercato del lavoro. Ci si può naturalmente aspettare una certa resistenza a questi cambiamenti ma inevitabilmente la pressione economica eroderà la repressione di queste capacità.

Un altro elemento importante è come sarà distribuito il guadagno e le capacità produttive. Questo naturalmente dipende dalle istituzioni e regole a cui il mercato del lavoro sarà soggetto. La tendenza alla disuguaglianza può essere controllata attraverso regolamenti e norme sociali. L'industrializzazione è stata generosa verso la classe media ma i computer molto meno. Il lavoro esperto rimarrà di alto valore ma sarà modificato.

È importante però che il lavoro personale continui ad avere un valore con le nuove capacità che saranno richieste.

Dopo queste condivisibili considerazioni qualitative, in questo articolo abbiamo considerato un approccio più algoritmo scientifico che permetta di trarre delle conclusioni quantitative rispetto ad alcuni degli elementi discussi. Riassumendo, abbiamo esaminato il problema dell'impatto dell'IA sul mercato del lavoro utilizzando metodi di data science ispirati a ciò che abbiamo precedentemente sviluppato per la competitività dei paesi in termini dei loro prodotti. L'obiettivo generale di questo tipo di

analisi è sviluppare una trattazione il più possibile scientifica che superi l'usuale dibattito ideologico che si ha spesso nel campo dell'economia. In particolare, il nostro obiettivo è che tutti i dati mostrati siano riproducibili e che possano essere confrontati con situazioni e previsioni oggettive. In questo caso partiamo da un dataset (pubblico) in cui per ogni attività lavorativa sono indicate le corrispondenti competenze necessarie. Da questo, con opportuni algoritmi, è possibile ricavare il grado di complessità di ogni attività lavorativa (Fitness), che è di per sé un dato interessante perché è l'indicatore più appropriato per un'economia sofisticata della conoscenza. La complessità o Fitness indica le molte competenze necessarie, pesando maggiormente quelle più sofisticate. Dallo stesso algoritmo si ottiene anche il livello di sofisticazione delle varie competenze. Un altro database è poi quello che connette le varie competenze con il tasso di impatto dell'IA su ognuna di queste. Questo dataset (pubblico) proviene da una serie di sondaggi effettuati da esperti.

Una prima indicazione è l'impatto assoluto dell'IA su ogni attività lavorativa (come indicato in Figura 4). Questa osservazione può essere raffinata indicando se quest'impatto è sostitutivo o complementare (come indicato in Figura 6). Considerando le diverse attività lavorative dei vari paesi si può stimare il tasso di esposizione all'IA e dove l'effetto è positivo o negativo. Da questi dati si osserva una tendenza generale che corrisponde ad una relazione inversa tra la complessità o la Fitness dell'attività lavorativa e l'impatto che l'IA ha su di essa. Rispetto a questa tendenza media si hanno alcuni importanti deviazioni come nel caso dei piloti aeronautici. Questo può essere compreso con l'importanza del vantaggio che si ottiene sostituendo i piloti con i droni. Quindi considerando l'investimento che viene fatto per l'introduzione dell'IA in un certo settore si possono studiare queste importanti deviazioni dalla tendenza media. In futuro cercheremo di avere anche dei dati per stimare questo effetto.

Oltre all'effetto sulle attività lavorative esistenti è naturale aspettarsi che l'IA creerà nuove attività lavorative e competenze. Questo fenomeno sarà più difficile da prevedere e sarà quindi necessario sviluppare delle competenze dell'utilizzo dell'IA che siano anche flessibili e si possano evolvere a seconda dello sviluppo del campo. Le implicazioni di policy di questi risultati sono evidenti per valutare il rischio ma anche per identificare un'evoluzione del mercato del lavoro che possa trarre il massimo dei benefici dall'impatto dell'IA, minimizzandone i rischi. In questa prospettiva è essenziale l'elemento educativo per un utilizzo appropriato ed esteso alla gran parte del lavoro delle nuove tecniche dell'IA.

Infine, nell'appendice, mostriamo un esempio di come l'analisi umana mostrata in questo articolo si può confrontare con la trattazione dello stesso problema con chatGPT 3.5.

Il confronto è interessante e mostra elementi di complementarità ma anche di differenziazione. In particolare, la nostra analisi algoritmica quantitativa non sembra riproducibile in alcun modo da chatGPT.

8. BIBLIOGRAFIA

Daron Acemoglu and David Autor. *Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings*. In *Handbook of labor economics, volume 4*, pages 1043–1171. Elsevier, 2011.

Daron Acemoglu and Pascual Restrepo. *Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor*. *Journal of Economic Perspectives*, 33 (2):3–30, 2019.

Daron Acemoglu and Pascual Restrepo. *Robots and jobs: Evidence from us labor markets*. *Journal of Political Economy*, 128(6):2188–2244, 2020a. doi: 10.1086/705716.

Daron Acemoglu and Pascual Restrepo. *The wrong kind of ai? artificial intelligence and the future of labour demand*. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1):25–35, 2020b.

Daron Acemoglu, David Autor, Jonathon Hazell, and Pascual Restrepo. *Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies*. *Journal of Labor Economics*, 40(S1):S293–340, 2022a. doi: 10.1086/718327.

Daron Acemoglu, David Autor, Jonathon Hazell, and Pascual Restrepo. *Artificial intelligence and jobs: evidence from online vacancies*. *Journal of Labor Economics*, 40(S1):S293–S340, 2022b.

Liudmila Alekseeva, Jos'e Azar, Mireia Gine, Sampsa Samila, and Bledi Taska. *The demand for ai skills in the labor market*. *Labour economics*, 71:102002, 2021.

D Autor. *The “task approach” to labor markets: an overview*. *Journal for Labour Market Research*, 46(3):185–199, 2013.

David H. Autor. *Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation*. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3):3–30, September 2015. doi: 10.1257/jep.29.3.3. URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.3.3>.

David H Autor, Lawrence F Katz, and Melissa S Kearney. *The polarization of the us labor market*. *American Economic Review*, 96(2):189–194, 2006.

Martina Bisello, Marta Fana, Enrique Fern'andez-Mac'ias, and Sergio Tor-rej'on P'erez. *A comprehensive european database of tasks indices for socio-economic research*. Technical report, JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology, 2021.

Rishi Bommasani *et al.* *On the opportunities and risks of foundation models*, 2021. URL <https://arxiv.org/abs/2108.07258>.

Erik Brynjolfsson and Tom Mitchell. *What can machine learning do? workforce implications*. *Science*, 358(6370):1530–1534, 2017.

Erik Brynjolfsson, Tom Mitchell, and Daniel Rock. *What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy?* In *AEA papers and proceedings*, volume 108, pages 43–47. American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203, 2018.

Emile Cammeraat and Mariagrazia Squicciarini. *Burning glass technologies' data use in policy-relevant analysis: An occupation-level assessment*, April 2021.

Anthony P Carnevale, Tamara Jayasundera, and Dmitri Repnikov. *Understanding online job ads data. Technical report, A technical report*. MS o. PP Center on Education and the Workforce. [https . . .](https://www.ppcer.org/research/online-job-ads-data), 2014.

Armanda Cetrulo, Dario Guarascio, and Maria Enrica Virgillito. *Anatomy of the italian occupational structure: concentrated power and distributed knowledge*. *Industrial and Corporate Change*, 29(6):1345–1379, 2020.

Tommaso Ciarli, Martin Kenney, Silvia Massini, and Lucia Piscitello. *Digital technologies, innovation, and skills: Emerging trajectories and challenges*. *Research Policy*, 50(7):104289, 2021.

Mario Cimoli and Giovanni Dosi. *Technological paradigms, patterns of learning and development: an introductory roadmap*. *Journal of Evolutionary economics*, 5:243–268, 1995.

Emilio Colombo, Fabio Mercorio, and Mario Mezzanzanica. *AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills*. *Information Economics and Policy*, 47:27–37, 2019.

Alexander Copestake, Ashley Pople, and Katherine Stapleton. *AI, firms and wages: Evidence from India*. Manuscript available at SSRN 3957858, 2021.

Carlo Corradini, David Morris, and Enrico Vanino. *Towards a regional approach for skills policy*. *Regional Studies*, 57(6):1043–1054, 2023.

Francesco de Cunzio, Alberto Petri, Andrea Zaccaria, and Angelica Sbardella. *The trickle down from environmental innovation to productive complexity*. *Scientific Reports*, 12(1):22141, 2022.

Giordano De Marzo, Nanditha Mathew, and Angelica Sbardella. *Who creates jobs with broad skillsets? the crucial role of firms*. Technical report, ILO Working Paper, 2023.

David Deming and Lisa B Kahn. *Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals*. *Journal of Labor Economics*, 36(S1):S337–S369, 2018.

David Deming and Kadeem Noray. *Earnings dynamics, changing job skills, and stem careers*. *Quarterly Journal of Economics*, forthcoming, 2020.

Giovanni Dosi and Luigi Marengo. *The dynamics of organizational structures and performances under diverging distributions of knowledge and different power structures*. *Journal of Institutional Economics*, 11(3):535–559, 2015.

Giovanni Dosi, Richard R Nelson, and Sidney G Winter. *The nature and dynamics of organizational capabilities*. *Oxford university press*, 2000.

Yogesh K Dwivedi, Laurie Hughes, Elvira Ismagilova, Gert Aarts, Crispin Coombs, Tom Crick, Yanqing Duan, Rohita Dwivedi, John Edwards, Aled Eirug, et al. *Artificial intelligence (ai): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy*. *International Journal of Information Management*, 57:101994, 2021.

Marta Fana, Valeria Cirillo, Dario Guarascio, and Matteo Tubiana. *A comparative national tasks database*. *Technical report, JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology*, 2020.

Felten et al. *Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses*. *Strategic Management Journal*, 2021.

Ed Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *How will language modelers like chatgpt affect occupations and industries?* *arXiv preprint arXiv:2303.01157*, 2023a.

Edward W. Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization*. *SSRN Scholarly Paper*, 2018a. doi: 10.2139/ssrn.3368605.

Edward W Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities*. In *AEA Papers and Proceedings*, volume 108, pages 54–57. *American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203*, 2018b.

Edward W. Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization*. *SSRN Scholarly Paper*, 2019a. doi: 10.2139/ssrn.3368605.

Edward W Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization*. *NYU Stern School of Business*, 2019b.

Edward W Felten, Manav Raj, and Robert Seamans. *Occupational heterogeneity in exposure to generative ai*. *Available at SSRN 4414065*, 2023b.

Frank M. Fossen and Alina Sorgner. *The impact of industrial robots on eu employment and wages: A local labor market approach*. *Working Paper*, 2022.

Carl Benedikt Frey and Michael A. Osborne. *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?* *Technological Forecasting and Social Change*, 114:254–280, 2013. doi: 10.1016/j.techfore.2016.08.019.

Carl Benedikt Frey and Michael A. Osborne. *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?* *Technological Forecasting and Social Change*, 114:254–280, 2017. doi: 10.1016/j.techfore.2016.08.019.

Alexandre Georgieff and Raphaela Hye. *Artificial intelligence and employment: New cross-country evidence*. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, (265), 2021. URL <https://www.oecd.org/sti/artificial-intelligence-and-employment-c2c1d276-en.htm>.

Edward L Glaeser, Giacomo AM Ponzetto, and Kristina Tobio. *Cities, skills and regional change*. *Regional Studies*, 48(1):7–43, 2014.

Pawel Gmyrek, Janine Berg, and David Bescond. *Generative ai and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality*. *ILO Working Paper*, 96, 2023.

Avi Goldfarb, Bledi Taska, and Florenta Teodoridis. *Could machine learning be a general purpose technology? a comparison of emerging technologies using data from online job postings*. *Research Policy*, 52(1):104653, 2023.

Maarten Goos and Alan Manning. *Mcjobs and macjobs: the growing polarisation of jobs in the UK*. In *The labour market under New Labour*, pages 70–85. Springer, 2003.

Ricardo Hausmann and Bailey Klinger. *Structural transformation and patterns of comparative advantage in the product space*. 2006.

Martin Henning, Rikard Eriksson, Petrus Garefelt, Hanna Martin, Zolt'an Elekes, et al. *Job relatedness, local skill coherence and economic performance. a job postings approach*. Technical report, Utrecht University, Department of Human Geography and Spatial Planning . . . , 2023.

Brad Hershbein and Lisa Kahn. *Do recessions accelerate routine-biased technological change? evidence from vacancy postings*. *American Economic Review*, 108(7):1737–72, 2018.

C'esar A Hidalgo and Ricardo Hausmann. *The building blocks of economic complexity*. *Proceedings of the national academy of sciences*, 106(26):10570–10575, 2009.

Albert O Hirschman and Gerald Sirkin. *Investment criteria and capital intensity once again*. *The Quarterly Journal of Economics*, 72(3):469–471, 1958.

Anton Korinek. *Language models and cognitive automation for economic research*. *National Bureau of Economic Research Working Paper*, 2023.

Bernhard Meindl, Morgan R. Frank, and Joana Mendon,ca. *Exposure of occupations to technologies of the fourth industrial revolution*. *arXiv preprint arXiv:2110.13317*, 2021.

Charlotta Mellander and Richard Florida. *The rise of skills: Human capital, the creative class, and regional development. Handbook of regional science*, pages 707–719, 2021.

Guy Michaels, Ashwini Natraj, and John Van Reenen. *Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years. Review of Economics and Statistics*, 96(1):60–77, 2014.

Saurabh Mishra, Robert Koopman, Giuditta De Prato, Anand Rao, Israel Osorio-Rodarte, Julie Kim, Nikola Spatafora, Keith Strier, and Andrea Zaccaria. *AI specialization for pathways of economic diversification. Scientific Reports*, 13 (1):19475, 2023.

Saurabh Mishra, Andrea Zaccaria, and Israel Osorio-Rodarte. *Artificial Intelligence (AI) can help developing economies diversify*, 2024. <https://blogs.worldbank.org/trade/artificialintelligence-ai-can-help-developing-economies-diversify> [Accessed: 5/3/2024].

Ethan R. Mollick and L. Mollick. *New modes of learning enabled by ai chatbots: Three methods and assignments. SSRN Scholarly Paper*, 2022. URL <https://ssrn.com/abstract=>.

Frank Neffke and Martin Henning. *Skill relatedness and firm diversification. Strategic Management Journal*, 34(3):297–316, 2013.

S. Noy and W. Zhang. *Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. SSRN Scholarly Paper*, 2023. URL <https://ssrn.com/abstract=4375283>.

S. Peng et al. *The impact of ai on developer productivity: Evidence from github copilot. arXiv preprint arXiv:2302.06590*, 2023.

Carlo Pizzinelli et al. *Labor market exposure to ai: Cross-country differences and distributional implications*. 2023. *Working Paper, International Monetary Fund, October 2023*.

Emanuele Pugliese, Giulio Cimini, Aurelio Patelli, Andrea Zaccaria, Luciano Pietronero, and Andrea Gabrielli. *Unfolding the innovation system for the development of countries: coevolution of science, technology and production. Scientific reports*, 9(1):16440, 2019.

Matteo Sostero and Enrique Fern'andez-Mac'ias. *The professional lens: What online job advertisements can say about occupational task profiles. Technical report, JRC Working Papers Series on Labour, education and Technology*, 2021.

Tobias Sytsma and Eder M. Sousa. *Artificial intelligence and the labor force. Technical report, RAND Corporation*, 2023. *Research Report*.

Andrea Tacchella, Matthieu Cristelli, Guido Caldarelli, Andrea Gabrielli, and Luciano Pietronero. *A new metrics for countries' fitness and products' complexity. Scientific reports*, 2(1):723, 2012.

David J Teece, Richard Rumelt, Giovanni Dosi, and Sidney Winter. *Understanding corporate coherence: Theory and evidence. Journal of economic behavior & organization*, 23(1):1–30, 1994.

Songu'l Tolan et al. *Measuring the occupational impact of ai: Tasks, cognitive abilities and ai benchmarks. Technical report, JRC Technical Report*, 2020.

John Van Reenen. *Wage inequality, technology and trade: 21st century evidence. Labour Economics*, 18(6):730–741, 2011.

Michael Webb. *The impact of artificial intelligence on the labor market. Stanford, Working Paper*, 2020. doi: 10.2139/ssrn.3482150.

Andrea Zaccaria, Matthieu Cristelli, Andrea Tacchella, and Luciano Pietronero. *How the taxonomy of products drives the economic development of countries. PloS one*, 9(12):e113770, 2014.

9. APPENDICE

In questa appendice mostriamo un esempio di applicazione dell'IA (in particolare chatGPT 3.5) rispetto alla tematica in questione. Come si può vedere nel seguito della corrispondenza che esponiamo, le informazioni sono ovviamente qualitative ma comprendono anche dei commenti piuttosto interessanti e in parte paralleli, e in parte complementari, al nostro studio.

Questo esercizio vuole rappresentare un esempio di confronto tra un'attività umana di tipo cognitivo (il nostro studio) e l'analoga questione posta a chatGPT.

Si evince che al momento la descrizione di chatGPT 3.5 è interessante ma generica e discorsiva, mentre per ottenere risultati scientifici e quantitativi sembrerebbe che l'intervento umano sia tuttora inevitabile.

Potenziale impatto dell'IA sul lavoro (con chatGPT)

Anonymous

Puoi scrivere un rapporto sul potenziale impatto dell'intelligenza artificiale sul mercato del lavoro?

Rapporto sul Potenziale Impatto dell'Intelligenza Artificiale sul Mercato del Lavoro

Introduzione

L'intelligenza artificiale (IA) sta rivoluzionando molteplici settori dell'economia e della società, con effetti significativi sul mercato del lavoro. Questo rapporto si propone di analizzare il potenziale impatto dell'IA sul mercato del lavoro, esaminando le trasformazioni attuali e prospettiche, nonché le sfide e le opportunità che essa presenta.

Tendenze attuali

Attualmente, l'IA è impiegata in una vasta gamma di settori, tra cui finanza, sanità, trasporti, produzione e servizi. Le tecnologie basate sull'IA, come l'apprendimento automatico e la robotica, stanno automatizzando processi precedentemente eseguiti da lavoratori umani. Questa automazione ha il potenziale per aumentare l'efficienza, ridurre i costi e migliorare la precisione in molte attività lavorative.

Impatto sull'occupazione

L'automazione guidata dall'IA ha portato a preoccupazioni riguardo alla perdita di posti di lavoro.

Settori come l'industria manifatturiera, la logistica e il customer service stanno subendo significative trasformazioni a causa della sostituzione di lavoratori umani con sistemi automatizzati. Tuttavia, è importante notare che l'IA può anche creare nuove opportunità di lavoro, come la progettazione, lo sviluppo e la manutenzione di sistemi AI, nonché la gestione dei dati e l'analisi avanzata.

Riorientamento delle competenze

Un impatto cruciale dell'IA sul mercato del lavoro è la necessità di un riorientamento delle competenze. Molti lavori richiedono ora una combinazione di competenze tecniche e soft skills, come la capacità di apprendere nuove tecnologie, problem solving e comunicazione efficace. Programmi di formazione e riqualificazione professionale sono fondamentali per preparare i lavoratori alla nuova realtà dell'IA e per ridurre il divario di competenze esistente.

Sfide e opportunità

Sebbene l'IA possa migliorare l'efficienza e la produttività, ci sono anche sfide da affrontare. Queste includono preoccupazioni etiche riguardanti la privacy dei dati, la sicurezza informatica e la perdita di posti di lavoro. Tuttavia, ci sono anche opportunità significative per l'innovazione e la creazione di nuovi settori economici basati sull'IA, che potrebbero compensare le perdite di posti di lavoro in settori tradizionali.

Conclusioni

L'IA sta rivoluzionando il mercato del lavoro in modi sia positivi che negativi. È essenziale che governi, istituzioni educative e imprese collaborino per affrontare le sfide e massimizzare le opportunità offerte dall'IA. Investimenti in formazione, ricerca e sviluppo, insieme a politiche pubbliche che promuovono l'equità e l'accesso alle opportunità, saranno cruciali per garantire che l'IA contribuisca a un mercato del lavoro più inclusivo e sostenibile.

Anonymous

puoi approfondire gli aspetti giuridici?

Aspetti Giuridici dell'Impatto dell'Intelligenza Artificiale sul Mercato del Lavoro

L'avvento dell'Intelligenza Artificiale (IA) nel mercato del lavoro solleva una serie di questioni giuridiche complesse e cruciali che riguardano i diritti dei lavoratori, la responsabilità legale e la protezione dei dati. Questi aspetti giuridici sono essenziali per garantire che l'adozione dell'IA avvenga in modo etico e responsabile. Di seguito, sono analizzati alcuni dei principali aspetti giuridici correlati all'IA sul mercato del lavoro:

Diritti dei Lavoratori: I lavoratori hanno diritto a condizioni di lavoro sicure, equità salariale e trattamento dignitoso. Con l'automazione guidata dall'IA, esiste il rischio di discriminazione, sfruttamento e perdita di posti di lavoro. Le leggi sul lavoro devono essere aggiornate per proteggere i lavoratori da tali rischi e garantire che l'IA sia utilizzata in modo equo e rispettoso dei diritti umani.

Normative sull'Assunzione e il Licenziamento: Le decisioni di assunzione e licenziamento basate sull'IA sollevano questioni di trasparenza, equità e discriminazione. È necessario garantire che gli algoritmi utilizzati per valutare i candidati siano imparziali e non discriminatori. Inoltre, i lavoratori licenziati a causa dell'automazione potrebbero richiedere protezioni legali, come assistenza al reddito o riqualificazione professionale.

Proprietà Intellettuale e Dati: L'IA si basa su enormi quantità di dati, il che solleva questioni di privacy e sicurezza dei dati. Le leggi sulla protezione dei dati, come il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR) dell'Unione Europea, stabiliscono regole rigide sulla raccolta, l'uso e la conservazione dei dati personali. È fondamentale che le imprese rispettino tali normative per evitare sanzioni legali e danni alla reputazione.

Responsabilità Legale: L'IA solleva questioni di responsabilità legale in caso di danni o errori. Chi è responsabile in caso di incidenti causati da sistemi autonomi o algoritmi difettosi? Le leggi sulla responsabilità civile potrebbero dover essere adattate per affrontare questi nuovi scenari. Inoltre, è necessario definire chiaramente i confini tra responsabilità umana e responsabilità dell'IA per evitare contestazioni legali.

Regolamentazione e Standardizzazione: È fondamentale che vi siano normative chiare e standardizzate sull'uso dell'IA nel mercato del lavoro.

Le autorità di regolamentazione devono collaborare con esperti del settore per sviluppare linee guida e regole che promuovano l'adozione sicura ed etica dell'IA. Questo può includere certificazioni per sistemi AI affidabili e meccanismi di controllo per garantire la conformità alle normative.

Conclusioni

Gli aspetti giuridici dell'IA sul mercato del lavoro sono complessi e in evoluzione.

È essenziale che legislatori, giuristi, imprese e attivisti collaborino per sviluppare normative e politiche che proteggano i diritti dei lavoratori, garantiscano la responsabilità delle imprese e promuovano un uso etico e responsabile dell'IA. Solo attraverso una stretta cooperazione tra tutti gli attori interessati sarà possibile massimizzare i benefici dell'IA mentre si mitigano i rischi e le sfide legali.

Anonymous

puoi approfondire gli aspetti socio-economici?

Aspetti Socio-Economici dell'Impatto dell'Intelligenza Artificiale sul Mercato del Lavoro

L'introduzione dell'Intelligenza Artificiale (IA) nel mercato del lavoro ha profonde implicazioni socio-economiche che vanno oltre la semplice sostituzione di lavoratori con tecnologie automatizzate. Esploriamo i principali aspetti socio-economici di questo fenomeno: **Disuguaglianza Economica:** L'adozione dell'IA potrebbe aumentare la disuguaglianza economica se non gestita correttamente. Le tecnologie avanzate potrebbero beneficiare principalmente le grandi imprese, che hanno le risorse per investire in innovazione, mentre le piccole imprese e i lavoratori autonomi potrebbero lottare per competere. Ciò potrebbe portare a una maggiore concentrazione di ricchezza e potere nelle mani di pochi, accentuando le divisioni socioeconomiche. **Divario di Competenze:** L'IA richiede una nuova serie di competenze, come programmazione, analisi dei dati e pensiero critico. Tuttavia, molte persone potrebbero non avere accesso alla formazione necessaria per adattarsi a queste nuove esigenze. Ciò potrebbe ampliare il divario di competenze esistente e creare una divisione tra lavoratori altamente qualificati che possono beneficiare dell'automazione e lavoratori con competenze obsolete che rischiano di essere esclusi dal mercato del lavoro.

Creazione e Distruzione di Lavoro

Mentre l'automazione guidata dall'IA può portare alla perdita di alcuni tipi di lavoro, può anche creare nuove opportunità occupazionali. Nuovi settori, come lo sviluppo di sistemi AI, la manutenzione di robot e la gestione dei dati, potrebbero sorgere, offrendo nuove opportunità di lavoro. Tuttavia, è importante considerare se queste nuove opportunità saranno accessibili a tutti i lavoratori e se saranno in grado di compensare le perdite di posti di lavoro nei settori tradizionali. **Riorientamento dell'Educazione e della Formazione:** L'IA sta cambiando il modo in cui pensiamo all'istruzione e alla formazione. È necessario riorientare i sistemi educativi per fornire agli studenti le competenze necessarie per avere successo in un'economia guidata dall'IA. Questo potrebbe includere l'integrazione di corsi di informatica e intelligenza artificiale nei programmi scolastici, nonché programmi di formazione professionale per lavoratori adulti che desiderano acquisire nuove competenze.

Impatto sulla Produttività e sull'Economia

L'IA ha il potenziale per aumentare la produttività e stimolare la crescita economica attraverso l'automazione dei processi, l'ottimizzazione delle operazioni e l'innovazione tecnologica. Tuttavia, ciò potrebbe anche portare a una riduzione della domanda di lavoro in alcuni settori, con possibili effetti sulla stabilità economica e sociale.

È importante gestire questa transizione in modo da massimizzare i benefici economici mentre si proteggono i lavoratori vulnerabili.

Conclusioni

Gli aspetti socio-economici dell'IA sul mercato del lavoro sono complessi e interconnessi. È essenziale adottare un approccio olistico che tenga conto delle sfide e delle opportunità che questa tecnologia presenta. L'equità, l'inclusione e la sostenibilità devono essere al centro delle politiche e delle pratiche volte a gestire l'impatto dell'IA sul mercato del lavoro, al fine di garantire che tutti possano beneficiare dei progressi tecnologici in modo equo e responsabile.

**INTELLIGENZA ARTIFICIALE, PROCESSI PRODUTTIVI, SERVIZI
PUBBLICI**

**PRIMA RASSEGNA RAGIONATA DELLA LETTERATURA SUI
MODELLI COMPUTAZIONALI PER L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE
GENERATIVA**

di Alessio Del Bue

*IIT, membro del gruppo di lavoro su IA istituito dal Presidente del CNEL
in collaborazione con CNR e Centro Ricerche Enrico Fermi*

ABSTRACT

L'impatto trasformativo dell'intelligenza artificiale (IA) nei processi produttivi e servizi pubblici è il risultato del continuo e inarrestabile progresso scientifico nelle discipline dell'apprendimento automatico, dell'elaborazione del linguaggio, della visione artificiale e della robotica. Più che mai in questa epoca storica si delinea un panorama in rapido cambiamento caratterizzato da sistemi computazionali che riescono a padroneggiare capacità lavorative che fino a pochi anni fa si ritenevano difficili, se non impossibili, da attuare.

In questo scenario l'IA si rivela un motore di trasformazione nei diversi settori produttivi. La sua capacità di analizzare enormi volumi di dati in tempo reale consente di ottimizzare processi in ambiti quali: l'industria manifatturiera, dove l'IA predice malfunzionamenti e pianifica la manutenzione preventiva, riducendo i tempi di inattività; nel commercio al dettaglio, in cui algoritmi predittivi migliorano la gestione delle scorte e personalizzano l'esperienza di acquisto; nel settore sanitario, dove l'IA assiste nella diagnosi precoce e nella personalizzazione dei trattamenti; nella finanza che può avvalersi di modelli avanzati di apprendimento automatico per rivelare frodi in tempo reale e automatizzare il trading. Importante è anche il contributo nel contesto legale, dove l'IA facilita l'analisi di grandi volumi di documentazione e accelera la ricerca di precedenti e l'elaborazione di contratti. Risulta evidente come l'adozione dell'IA nei processi aziendali e nei servizi pubblici sia ormai diventata una necessità per mantenere la competitività ed essere in grado di innovare. Tale trasformazione verrà delineata attraverso la seguente relazione in tre distinte fasi.

Nella sezione introduttiva, l'articolo posiziona l'IA nel contesto storico e tecnologico attuale, evidenziando come le sue radici affondino nelle ambizioni e nelle ricerche scientifiche della metà del ventesimo secolo, per poi espandersi in un campo di studi che oggi influisce profondamente su quasi ogni aspetto della vita quotidiana e professionale. Si esamina l'evoluzione dell'IA, da algoritmi per la risoluzione di problemi in contesti molto specifici fino a sistemi complessi capaci di apprendimento profondo e di decisioni autonome, sottolineando il ruolo cruciale dei grandi dati e dell'incremento della capacità di calcolo.

La seconda sezione si addentra nei modelli generativi, una frontiera avanzata dell'IA che comprende diversi modelli computazionali addestrati e ottimizzati mediante l'utilizzo di grandi quantità di dati e parametri che caratterizzano la complessità del modello. I modelli si distinguono, ciascuno con le proprie caratteristiche realizzative, per le capacità di gestire dati sequenziali, come il testo, immagini o informazioni provenienti da diverse modalità di dati. Questi modelli hanno la capacità unica di creare dati nuovi, modellando le distribuzioni di dati reali, aprendo così nuove prospettive in termini di creazione di contenuti digitali, simulazioni e soluzioni personalizzate.

Infine, la terza sezione dell'articolo si concentra sulle applicazioni dell'IA nel mondo del lavoro, esaminando in quali contesti i vari modelli di IA generativa vengono applicati e analizzando come l'introduzione di sistemi intelligenti stia modificando alcune dinamiche lavorative, dall'assistenza nelle attività manuali e ripetitive, fino all'introduzione di nuove competenze e ruoli lavorativi. Partendo dall'applicazione di

sistemi IA per l'amministrazione fino a strumenti per il supporto legale, l'analisi presenta chiari casi di integrazione della tecnologia in contesti lavorativi sia nazionali che internazionali.

1. CONTESTO STORICO E INTRODUZIONE SUI MODELLI COMPUTAZIONALI PER L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

L'Intelligenza Artificiale (IA) è emersa globalmente come una forza trasformativa nell'economia e nel tessuto produttivo promettendo un aumento dell'efficienza, nuovi modelli di business e innovazione in vari settori. La seguente rassegna si focalizzerà sugli aspetti scientifici alla base di questa nuova tecnologia, indicando gli elementi fondamentali alla base del successo dei moderni sistemi di IA e delineando successivamente l'impatto tecnologico dei nuovi modelli computazionali generativi.

Il risalto che viene dato oggi all'IA non è certamente frutto di pochi salti quantici avvenuti nel progresso scientifico della tecnologia. Il concetto di modello generativo, in una sua definizione più specifica, era stato introdotto nella seconda metà degli anni '60 nei *Hidden Markov models* (Baum & Petrie, 1966) che, data una distribuzione statistica dei dati cercavano di predire, e quindi di generare, serie temporali che erano condizionate statisticamente dai dati in input. Queste iniziali capacità di predizione erano estremamente limitate, ma trovavano comunque applicazione in una miriade di problemi computazionali nei campi della bioinformatica, finanza, riconoscimento vocale, telecomunicazioni e altre (Mor, Garhwal, & Kumar, 2021). Un aspetto affascinante riguarda una metodologia affine, le *Markov Chains*, un metodo risalente anch'esso alla metà del secolo scorso, il cui concetto di base ha ispirato gli odierni *Diffusion Models*, i modelli generativi per immagini alla base di software come GLIDE (Nichol, et al., 2022), DALL-E 2 (Ramesh, Dhariwal, Nichol, Chu, & Chen, 2022), Midjourney e Stable Diffusion (Rombach, Blattmann, Lorenz, Esser, & Ommer, 2022). L'elemento che ha permesso all'IA di essere applicata in modo eterogeneo e rilevante sta nella capacità di generalizzazione dei modelli che sono in grado di risolvere e affrontare una moltitudine di compiti senza essere stati esplicitamente programmati per gli stessi. In questo senso, c'è una distinzione sempre più marcata tra le metodologie di IA di inizio secolo, definite come *narrow AI*, e quelle odierne che risultano più efficienti nel risolvere i compiti più disparati.

Il primo elemento temporale di distinzione che viene considerato dalla comunità scientifica corrisponde alla prima applicazione del *Deep Learning* a diversi problemi computazionali (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015). Tali modelli computazionali basati su reti neurali hanno dimostrato la loro peculiare abilità nel risolvere problemi classici di visione artificiale, superando con ampio margine i modelli convenzionali dell'epoca (Krizhevsky, Sutskever, & Hinton, 2012). La particolarità dei modelli di *Deep Learning* risiedeva nel realizzare architetture neuronali di complessità crescente in grado di processare quantità di dati di ordini di grandezza superiori rispetto a prima. In aggiunta allo sviluppo scientifico dei modelli, anche la disponibilità di risorse computazionali ha consentito di addestrare le reti neurali mediante un processo di apprendimento stocastico (Rosenblatt, 1958), anche in presenza di quantità di dati molto elevata (Deng, et al., 2009). I primi modelli di *Deep Learning* erano approcci con metodi di apprendimento supervisionati che necessitavano l'annotazione manuale dei dati mediante "meta-dati" o etichette con un consistente impegno di ore-uomo e con l'inevitabile introduzione di errori e ambiguità sulle annotazioni. Di fronte alle evidenti capacità dei modelli di

aumentare le prestazioni con l'aumentare dei dati e del numero dei parametri delle reti (Hestness, et al., 2017) (Kaplan, et al., 2020), lo sviluppo tecnologico ha fatto emergere architetture computazionali scalabili e tecniche in grado di aumentare la dimensione dei dataset a disposizione.

Per superare l'ostacolo dell'annotazione dei dati, il ricorso a tecniche *self-supervised* o semi-supervisionate ha contribuito grandemente allo sviluppo dei "*foundation models*" (Bommasani, et al., 2021), alla base degli odierni modelli del linguaggio come GPT (Brown, et al., 2020). Tali metodologie *self-supervised* prevedono strategie di apprendimento dove non è necessario l'utilizzo della supervisione umana in termini di annotazione, utilizzando il dato stesso come sorgente di annotazioni (Noroozi & Favaro, 2016). Un esempio di strategia elementare ma allo stesso tempo efficace e generalizzabile è quella che viene utilizzata per l'addestramento di modelli del linguaggio. Alla rete in fase di addestramento viene richiesto di risolvere un compito surrogato che consiste nel completare una frase di testo dove mancano una o più parole. Questo semplice compito permette di creare una quantità massiva di dati annotati (eliminando causalmente delle parole) e quindi aumentare di diversi ordini di grandezza i dataset per l'addestramento, spesso usando grandi moli di testo estratte da *Internet* o da altri database accessibili pubblicamente.

L'enorme quantità di dati annotati disponibili, abbinata a nuove architetture per l'elaborazione di dati sequenziali come i *Transformers* (Vaswani, et al., 2017), ha permesso di ottenere modelli con la capacità di generalizzare facilmente nuovi compiti, come la risposta automatica a domande mediante *prompt* testuali, la traduzione tra diverse lingue e altri nuovi task che possono essere risolti con limitata supervisione umana. Questa elevata disponibilità di dati ha permesso di incrementare sostanzialmente la dimensione dei modelli, migliorando notevolmente le capacità di risoluzione di diversi compiti o *task*. Questa crescita ha reso necessario un incremento delle capacità computazionali rendendo complesso, se non impossibile, l'addestramento di tali modelli in contesti accademici, limitando lo sviluppo dei modelli a larga scala a poche aziende e istituzioni.

2. I MODELLI DELL'IA GENERATIVA

I modelli IA generativi hanno una struttura e un funzionamento simile tra di loro ma, prima di entrare nel dettaglio dei modelli utilizzati nello stato dell'arte della ricerca scientifica e applicativa, vogliamo esaminare gli elementi che li compongono e i processi sottostanti. I modelli generativi si basano sulla capacità di apprendere e modellare complesse distribuzioni di dati in un modo tale da consentire la generazione di nuovi esempi che mantengono le proprietà statistiche dei dati originali (Tomczak, 2022).

La fase iniziale del processo di addestramento è la preparazione dei dati, che nei modelli generativi dell'IA è fondamentale e complessa, dovendo superare difficoltà significative per sviluppare metodologie per la pulizia dei dati, la loro organizzazione, la gestione di *bias* e dei problemi di privacy e copyright. Prima di addestrare un modello, i dati devono essere accuratamente selezionati, puliti e organizzati, per essere certi che siano rappresentativi e privi di errori o distorsioni. Questo processo può includere l'eliminazione di dati irrilevanti e di informazioni erranee, la gestione di elementi mancanti e la normalizzazione dei dati. Questa può essere una delle fasi più complesse, soprattutto a causa della necessità di recuperare grandi moli di dati, di solito estratte mediante algoritmi che setacciano indiscriminatamente le informazioni disponibili online (*web scraping*).

Un aspetto critico in questa fase è il possibile *bias* nei dati, che può generare modelli che perpetuano o amplificano stereotipi esistenti, o che semplicemente tendono statisticamente a favorire un risultato rispetto ad un altro (Ali, et al., 2023). Per questa ragione è essenziale identificare e correggere il *bias* nei dati di addestramento (Li & Vasconcelos, 2019) per evitare che i modelli generativi producano risultati ingiusti o discriminatori: parliamo del cosiddetto principio della *fairness* del modello generativo (Mehrabi, Morstatter, Saxena, Lerman, & Galstyan, 2021) o di qualsiasi altro modello estratto dai dati. Come includere questi principi all'interno di un algoritmo computazionale è un aspetto di interesse non solo scientifico ma anche socio-economico, dato che non sempre l'ingegnerizzazione di un modello di questo tipo apporta dei benefici alla società (Mittelstadt, Wachter, & Russell, 2023).

La privacy e il diritto d'autore rappresentano problematiche rilevanti, poiché l'automatizzazione della raccolta dati può inserire campioni di informazioni sensibili o protetti da copyright. È quindi necessario implementare misure e strumenti per l'anonimizzazione dei dati o l'inclusione di dati liberamente disponibili. La scelta dei dati ha un impatto diretto sulla qualità e sull'applicabilità dei modelli generativi. Dati non rappresentativi o di bassa qualità possono generare modelli inefficienti o inadeguati. Pertanto, la preparazione dei dati richiede un'attenzione meticolosa e una profonda comprensione dei dati stessi, oltre alla consapevolezza delle implicazioni etiche e giuridiche associate al loro utilizzo. Per questa ragione, questi aspetti sono attualmente oggetto di una intensa attività di regolamentazione a livello internazionale ed europeo (§ 3 della rassegna a cura di E. Dagnino, 3 | 2024 "Casi e materiali di discussione: mercato del lavoro e contrattazione collettiva").

Dopo la preparazione dei dati, la fase di addestramento ottimizza il modello e assimila le caratteristiche chiave dei dati di input, apprendendo a riconoscere schemi, correlazioni, e in generale una rappresentazione implicita dei dati (chiamato *embedding* o spazio delle *features*). Questa fase richiede un'ingente quantità di dati e una significativa potenza di calcolo per iterare attraverso i cicli di apprendimento, dove il modello aggiusta continuamente i suoi parametri interni per minimizzare la differenza tra i dati generati e quelli reali. L'obiettivo è affinare il modello fino a quando non è in grado di produrre dati di *output* che siano statisticamente indistinguibili dai dati originari, utilizzando metodi e tecniche di ottimizzazione come lo *stochastic gradient descent*. Questo processo richiede un'attenzione meticolosa per evitare il sovradattamento, in modo che il modello mantenga la capacità di generalizzare ad esempi non visti durante l'addestramento: in pratica assicurando che il modello eviti di memorizzare il dataset ma ne impari le caratteristiche salienti. Questo aspetto è fondamentale nei modelli generativi considerato che una delle loro capacità implicite più importanti è quella di generare dati nuovi a seconda del compito che devono risolvere. Per migliorare la robustezza dei modelli si utilizzano spesso tecniche come il *dropout* (Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2014) (Morero, Cavazza, Volpi, Vidal, & Murino, 2017) (Zunino, et al., 2021), e l'*augmentation* dei dati (Moradi, Berangi, & Minaei, 2020).

Un'ulteriore distinzione rilevante sui metodi di apprendimento è relazionata alla supervisione umana necessaria per ottimizzare il modello, come illustrato al precedente §1. Questo aspetto generalmente si trasla nuovamente sulla struttura dei dati e sulla presenza di annotazioni o etichettature sul contenuto dei dati da parte di un umano (i meta-dati). Nell'approccio supervisionato i meta-dati forniscono contesto e informazioni aggiuntive che descrivono le caratteristiche o gli attributi degli input, permettendo al modello di apprendere relazioni complesse tra input e *output* in modo più definito. Questo metodo si basa sulla correlazione tra i dati di ingresso e le informazioni di contesto per generare *output* che non solo imitano la distribuzione dei dati originari ma che sono anche coerenti con specifiche caratteristiche o attributi definiti dalle etichette o meta-dati. L'apprendimento non supervisionato, invece, non si avvale di dati etichettati cercando piuttosto di identificare autonomamente nei dati le strutture e i *pattern* non evidenti. In questo contesto i modelli generativi sono addestrati per imparare la distribuzione dei dati di input senza alcuna indicazione specifica su cosa rappresentano. In questo modo possono generare nuovi dati che imitano esclusivamente la distribuzione appresa, senza nessuna indicazione da un operatore esterno. Questo approccio è particolarmente potente per generare dati nuovi in contesti dove le etichette specifiche non sono disponibili o sono difficili da ottenere.

Nel seguito definiremo le varie strategie e i modelli di apprendimento esemplificativi dello stato dell'arte nella ricerca scientifica e le loro potenziali applicazioni nel mondo del lavoro (§ 3).

2.1 I modelli computazionali *deep learning*

Nell'ultimo decennio vi è stato un significativo consolidamento e progresso del *deep learning*, con l'adozione e l'ottimizzazione di reti neurali che hanno segnato il progresso nel campo dell'intelligenza artificiale. Questa fase è stata caratterizzata dallo sviluppo di modelli che hanno permesso di ottenere prestazioni notevoli in diversi domini applicativi, come la visione artificiale e l'elaborazione del linguaggio naturale, grazie alla loro capacità di apprendere rappresentazioni complesse dei dati. Nel seguito verrà esposta una breve descrizione delle architetture di apprendimento automatico più rilevanti nel nostro contesto scientifico e applicativo.

Percettrone multistrato (MLPs). I percettroni multistrato (MLPs) (Van Der Malsburg, 1986) hanno trovato applicazione in compiti di classificazione e regressione su dati strutturati. Sebbene i MLP non possiedano la stessa capacità delle CNN nell'elaborazione di dati visivi o sequenziali, la loro semplicità e flessibilità ne fanno una soluzione valida per apprendere relazioni complesse in dataset dove la struttura spaziale o temporale non è predominante. I MLP sono stati fondamentali per esplorare le dinamiche dell'addestramento (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986), e l'uso di funzioni di attivazione non lineari, tecniche di regolarizzazione come il *dropout* (Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2014), e ottimizzatori avanzati (Kingma & Ba, Adam: A Method for Stochastic Optimization, 2014).

Reti Neurali Convoluzionali (CNNs). Le Reti Neurali Convoluzionali (CNNs) sono uno dei modelli computazionali per lo sviluppo di molti metodi che analizzano immagini, e in particolare per il riconoscimento di oggetti e altri elementi semantici delle scene. La struttura delle CNN, con strati convoluzionali che elaborano i dati visivi in maniera gerarchica, ha permesso di estrarre *feature* visive con un livello crescente di dettaglio e astrazione. Il modello AlexNet (Krizhevsky, Sutskever, & Hinton, 2012), introdotto nel 2012, ha rappresentato un punto di svolta, dimostrando l'efficacia delle CNN su dataset di grandi dimensioni come ImageNet. Successivamente, modelli come VGG (Simonyan & Zisserman, 2015), Inception (Szegedy, et al., 2015) e ResNet (He, Zhang, Ren, & Sun, 2016) hanno introdotto miglioramenti significativi come l'incremento della profondità delle reti e l'introduzione di connessioni residuali per gestire i problemi di ottimizzazione legati ai limiti intrinseci degli algoritmi di discesa del gradiente e migliorare l'addestramento di reti profonde.

Reti Neurali Ricorrenti (RNNs) e Long Short-Term Memory (LSTM). Le Reti Neurali Ricorrenti (RNNs) sono un'architettura chiave per l'elaborazione di dati sequenziali, come testo e serie temporali. La loro capacità di mantenere uno stato interno permette di considerare le dipendenze temporali nei dati. Tuttavia, le RNN tradizionali soffrono di problemi legati alla scomparsa ed esplosione del gradiente quando si lavora con sequenze lunghe. L'introduzione delle unità *Long Short-Term Memory* (LSTM) (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) ha mitigato questi problemi, introducendo meccanismi di *gate* che regolano il flusso di informazioni, permettendo al modello di mantenere dipendenze a lungo termine. Questo ha significativamente migliorato le prestazioni in compiti di NLP e nella generazione di sequenze (Sutskever, Vinyals, & Le, 2014), rendendo le LSTM uno

strumento standard per applicazioni che richiedono la modellazione di dipendenze temporali complesse.

U-Net per l'elaborazione delle immagini. Parallelamente agli sviluppi nelle CNN e nelle RNN, il modello *U-Net* ha rappresentato un progresso significativo nell'elaborazione delle immagini. Inizialmente proposta per applicazioni nel campo della segmentazione di immagini biomedicali, *U-Net* (Ronneberger, Fischer, & Brox, 2015) si distingue per la sua architettura simmetrica, che facilita l'apprendimento di rappresentazioni ad alta risoluzione. Questo modello utilizza un percorso di contrazione per catturare il contesto e un percorso di espansione simmetrico che consente una localizzazione precisa. La caratteristica distintiva di *U-Net* è la sua capacità di lavorare con un numero limitato di campioni di addestramento, rendendolo particolarmente adatto per applicazioni mediche dove i dati annotati sono spesso scarsi. L'applicazione di *U-Net* si estende ben oltre il campo medico. L'efficienza dell'architettura e la capacità di produrre mappe di segmentazione di alta qualità hanno reso *U-Net* e tutte le sue varianti una scelta popolare anche in altri campi dell'elaborazione delle immagini, come la segmentazione di oggetti in immagini satellitari e in applicazioni di visione artificiale per veicoli a guida autonoma. L'approccio di *U-Net* alla segmentazione delle immagini ha ispirato numerosi miglioramenti e varianti nel tentativo di ottimizzare ulteriormente la precisione della segmentazione e l'efficienza computazionale per applicazioni specifiche. Il successo di *U-Net* dimostra l'importanza di architetture neurali specializzate per affrontare sfide specifiche nel campo del *deep learning*, evidenziando come soluzioni mirate possano superare le limitazioni dei modelli più generalisti in contesti applicativi particolari.

2.2 I modelli generativi basati su *Generative Adversarial Networks* (GANs)

Le GANs sono una classe di modelli di apprendimento automatico introdotti da (Goodfellow, et al., 2014). Hanno guadagnato una grande popolarità per la loro capacità di generare dati estremamente realistici, in particolare immagini, ma anche testi, audio e dati in altri domini. Le GANs si basano su un approccio di apprendimento competitivo tra due reti neurali: il generatore, che impara a produrre dati simili a quelli reali, e il discriminatore, che impara a distinguere tra dati reali e dati generati dal generatore. Il modello generatore e quello discriminatore vengono addestrati simultaneamente in un gioco a somma zero, dove l'obiettivo del generatore è ingannare il discriminatore producendo dati sempre più simili ai dati reali, mentre il discriminatore cerca di diventare sempre migliore nel distinguere i dati reali da quelli generati. Questo processo di addestramento competitivo porta il generatore a produrre dati estremamente realistici e dettagliati.

Varianti delle GANs. Le *Conditional GANs* (cGANs) (Mirza & Osindero, 2014) generano dati condizionati da informazioni aggiuntive, come etichette di classe o dati di input. Questo consente loro di guidare il processo di generazione per produrre risultati più precisi e specifici. Le *Deep Convolutional GANs* (DCGANs) (Radford, Metz, & Chintala, 2015) sono una delle prime varianti ad utilizzare architetture convoluzionali sia nel generatore che nel discriminatore, migliorando significativamente la qualità delle

immagini generate e fissando lo stato dell'arte per molti sviluppi futuri (Yu, Gong, Zhong, & Shan, 2017). La metodologia *Progressive Growing of GANs* (PGGANs) introdotta da (Karras, Aila, Laine, & Lehtinen, 2018) aumenta progressivamente la risoluzione delle immagini generate durante l'addestramento, permettendo la generazione di immagini ad alta risoluzione con dettagli notevolmente migliorati. Le StyleGAN e StyleGAN2, anch'esse sviluppate da (Karras, Laine, & Aila, 2019) in due lavori successivi, introducono modifiche nell'architettura del generatore che permettono un controllo fine su vari aspetti stilistici delle immagini generate, producendo risultati di qualità elevata con la possibilità di manipolare lo stile delle immagini (Karras, et al., 2020).

Oltre che nella generazione di immagini, le GANs hanno trovato applicazione in numerosi altri campi, tra cui il miglioramento della risoluzione delle immagini, la traduzione tra domini di immagini (ad esempio, da schizzi a immagini fotorealistiche), la generazione di testo e la sintesi vocale. L'approccio GAN ha ispirato anche ricerche in ambiti come la privacy dei dati, dove possono essere utilizzate per generare dati sintetici che preservano le statistiche dei dataset originali senza condividere dati reali.

2.3 I modelli generativi auto-encoders

I modelli generativi *auto-encoders* rappresentano una famiglia di reti neurali utilizzate per apprendere rappresentazioni efficienti dei dati in uno spazio latente ridotto da cui è possibile ricostruire i dati originali. Questi modelli si basano su una struttura composta da due parti principali: l'*encoder*, che trasforma i dati in una rappresentazione latente, e il *decoder*, che ricrea l'input a partire da questa rappresentazione. L'obiettivo è quello di catturare le caratteristiche essenziali dei dati nel vettore latente, permettendo non solo una compressione dei dati ma anche la generazione di nuovi esempi simili a quelli osservati durante l'addestramento.

Variational Auto-Encoders (VAEs). I VAEs (Kingma & Welling, 2014) (Rezende, Mohamed, & Wierstra, 2014) sono una variante degli *auto-encoders* che apprendono la distribuzione dei dati in uno spazio latente. A differenza degli *auto-encoders* tradizionali, che attuano un semplice meccanismo di codifica e decodifica, i VAEs sono progettati per codificare un dato input in una distribuzione di possibili valori nello spazio latente anziché un singolo vettore. Questo risultato è ottenuto forzando, durante l'addestramento, una distribuzione a priori, tipicamente gaussiana, sullo spazio latente. Il processo di decodifica non è deterministico e viene attuato a partire da un campionamento della distribuzione gaussiana. I VAEs sono noti in particolare per la capacità di generare nuovi dati che mantengono le caratteristiche statistiche del set di addestramento. Analogamente alle *cGANs* (Mirza & Osindero, 2014), vengono utilizzati per generare immagini o generici *output* a partire da un qualsiasi condizionamento (Sohn, Lee, & Yan, 2015).

Denoising Auto-encoders (DAEs). I DAEs (Vincent, Larochelle, Bengio, & Manzagol, 2008) sono un'altra importante variante degli *auto-encoders* che punta a migliorare la robustezza e la capacità di generalizzazione del modello introducendo rumore nell'input

durante l'addestramento. L'obiettivo è ricostruire l'input originario a partire dall'input corrotto, costringendo l'*encoder* ad apprendere rappresentazioni più stabili e significative. Questa tecnica migliora la capacità del modello di catturare le strutture sottostanti dei dati rendendolo utile non solo per la generazione di dati ma anche per applicazioni di *denoising* e recupero di informazioni.

Sparse Autoencoders. Gli *Sparse Autoencoders* (Cunningham, Ewart, Riggs, Huben, & Sharkey, 2023) sono una variante che introduce un vincolo di sparsità sulle attivazioni dello strato latente. Questo significa che, durante l'addestramento, nello strato latente sarà attivo solo un limitato numero di neuroni per un dato input. Questo approccio incoraggia il modello a scoprire rappresentazioni latenti più informative e meno ridondanti, migliorando l'efficienza della rappresentazione e facilitando l'interpretazione dei fattori latenti. Gli *Sparse Autoencoders* trovano applicazione non solo nella generazione di dati ma anche in compiti di selezione delle *features* e di riduzione della dimensionalità.

Questi diversi approcci agli *autoencoders* hanno ampliato notevolmente il campo di applicazione dei modelli generativi, permettendo di affrontare una vasta gamma di compiti: dalla generazione di dati alla riduzione della dimensionalità, dal miglioramento della qualità dell'immagine alla generazione di rappresentazioni latenti per compiti di apprendimento non supervisionato e semi-supervisionato. L'evoluzione ancora in corso di queste architetture, ad esempio mediante considerazione di modelli gerarchici (Vahdat & Kautz, 2020), testimonia l'importanza degli *autoencoders* nel panorama dell'intelligenza artificiale generativa, dove offre strumenti potenti e flessibili.

2.4 I modelli generativi basati su Transformers

I modelli generativi *Transformers* (Vaswani, et al., 2017) sono basati sull'elaborazione di dati sequenziali, come per le RNN e LSTM, ma utilizzano prevalentemente meccanismi di attenzione per elaborare dipendenze tra i dati a più lungo termine rispetto alle precedenti soluzioni. L'innovazione al centro dei *Transformers* è proprio il meccanismo di attenzione, che permette al modello di ponderare l'importanza relativa di diversi elementi in una sequenza. Un input viene trasformato in una serie di *token* (unità atomica del dato), che possono rappresentare parole (se si tratta di testo) o parti di un'immagine (come una *patch* in Vision Transformer (Dosovitskiy, et al., 2021)). Ogni *token* viene elaborato in parallelo, consentendo ai *Transformers* di analizzare l'intera sequenza di input in una volta sola, a differenza delle RNN che eseguono un'elaborazione sequenziale. Questa elaborazione parallela permette non solo una maggiore efficienza computazionale, ma anche la capacità di catturare relazioni complesse e a lungo raggio tra i diversi *token*, sfruttando appunto il meccanismo di attenzione, che mette in relazione ciascun token della sequenza con ogni altro token. Essendo capaci di modellare sequenze, i *Transformers* sono anche in grado di generare sequenze intere a partire da sequenze parziali, tramite un meccanismo di decodifica (*Transformer Decoder*) e possono quindi essere utilizzati per generare dati in maniera autoregressiva.

Applicazioni dei Transformers. Nel campo dell'elaborazione del linguaggio naturale (NLP), i *Transformers* (Vaswani, et al., 2017) hanno dato origine a modelli linguistici di grande successo come GPT (*Generative Pre-trained Transformer*) (Radford & Narasimhan, 2018), che ha mostrato notevoli capacità di generazione di testo, comprensione del linguaggio, traduzione automatica e altro ancora. Grazie alla loro architettura, i *Transformers* possono considerare il contesto di ogni parola all'interno di un testo, migliorando significativamente la qualità della generazione e della comprensione del linguaggio rispetto ai modelli precedenti. I *Transformers* hanno trovato applicazioni anche nella visione artificiale, con l'introduzione di modelli come *Vision Transformer* (ViT) (Dosovitskiy, et al., 2021). In questo contesto, le immagini vengono suddivise in patch che vengono trattate come token equivalenti a parole. Il modello può quindi apprendere relazioni complesse tra differenti parti di un'immagine, superando in alcuni casi le prestazioni delle CNN per compiti come la classificazione e la segmentazione di immagini. Oltre che per NLP e *computer vision*, i *Transformers* sono stati impiegati in una varietà di altri ambiti, come il riconoscimento del parlato (Dong, Xu, & Xu, 2018), la generazione di musica (Shih, Wu, Zalkow, Müller, & Yang, 2022) e la bioinformatica (Zhang, et al., 2023). La flessibilità del loro meccanismo di attenzione li rende adatti a modellare complesse relazioni in dati di natura diversa, aprendo nuove possibilità in campi precedentemente dominati da modelli specifici per ciascun tipo di dati.

I Transformers rappresentano quindi una classe di modelli estremamente potente e versatile, il cui meccanismo di attenzione permette di catturare relazioni complesse nei dati, facilitando compiti di generazione e comprensione su una scala prima inimmaginabile. La loro continua evoluzione e il loro adattamento a nuovi ambiti evidenziano l'importanza di questa architettura nel panorama attuale dell'Intelligenza Artificiale.

2.5 I modelli generativi basati su *Diffusion Models*

I *Diffusion Models* (Sohl-Dickstein, Weiss, Maheswaranathan, & Ganguli, 2015) rappresentano un approccio recente alla generazione di dati, che ha suscitato notevole interesse per la capacità di produrre risultati di alta qualità, specialmente nella generazione di immagini, audio e altri tipi di dati complessi. Questi modelli si basano su un processo di diffusione che trasforma gradualmente i dati in un rumore casuale, per poi apprendere a invertire questo processo per generare nuovi dati a partire dal rumore. Nello specifico, il funzionamento dei *Diffusion Models* può essere suddiviso in due fasi principali: la fase di diffusione (*forward process*) e la fase di *denoising* (*reverse process*). Nella fase di diffusione, si parte da un'immagine (o altro tipo di dato) e si applica iterativamente un processo che aggiunge rumore, portando progressivamente i dati verso uno stato di puro rumore, seguendo una catena di Markov (§ 1). Nella fase di *denoising*, il modello apprende a invertire questo processo partendo dal rumore e ricostruendo passo dopo passo l'immagine originale (o un'immagine nuova ma coerente con il dataset di addestramento), imparando quindi effettivamente la distribuzione dei dati.

Varianti dei Diffusion Models. I *Conditional Diffusion Models* vengono addestrati per generare dati condizionati da qualche input specifico, come una frase descrittiva per la generazione di immagini o una melodia base per la creazione di accompagnamenti musicali. Questa variante permette la generazione di dati mirati e personalizzati a seconda della descrizione del *prompt* testuale utilizzato.

Gli *Score-Based Generative Models* di (Song & Ermon, 2019) utilizzano una funzione di ottimizzazione che stima il gradiente del logaritmo della probabilità dei dati rispetto al rumore ad ogni iterazione del processo di diffusione. Questo approccio permette di guidare più efficacemente il processo di *denoising* verso la generazione di dati realistici. I *Denoising Diffusion Probabilistic Models (DDPMs)*, proposti da (Ho, Jain, & Abbeel, 2020), rappresentano una significativa evoluzione dei *diffusion models*, introducendo un *framework* probabilistico rigoroso per il processo di *denoising* e migliorando notevolmente la qualità e l'efficienza della generazione dei dati.

I modelli generativi basati su *Diffusion Models* rappresentano una delle aree più promettenti e in rapida evoluzione nell'intelligenza artificiale generativa. La loro combinazione unica di potenza generativa e versatilità li rende strumenti preziosi per esplorare nuove frontiere nella creazione di contenuti sintetici, aprendo nuove possibilità per applicazioni creative e tecniche.

2.6 Le Graph Neural Networks (GNNs) e il loro utilizzo con dati strutturati

Le *Graph Neural Networks (GNNs)* (Scarselli, Gori, Tsoi, Hagenbuchner, & Monfardini, 2008) sono emerse come una potente classe di modelli per l'elaborazione di dati strutturati sotto forma di grafi. Questi modelli sono particolarmente adatti a catturare le relazioni complesse e le dipendenze strutturali presenti nei grafi relazionali, che sono comuni in numerosi ambiti applicativi, come le reti sociali, i sistemi di raccomandazione, la chimica computazionale e la bioinformatica. Il principio di base delle GNN si fonda sull'aggregazione di informazioni dai vicini di un nodo all'interno di un grafo. Ogni nodo del grafo riceve informazione dai suoi vicini e, attraverso una funzione di aggregazione, combina queste informazioni per aggiornare il proprio stato. Questo processo iterativo consente ai nodi di catturare informazioni locali e globali dal grafo. Il risultato finale può essere un vettore di caratteristiche per ogni nodo o per l'intero grafo, a seconda del compito specifico (ad esempio, classificazione dei nodi, classificazione dei grafi, previsione dei collegamenti tra nodi). Le GNN sono state applicate con successo in una vasta gamma di compiti, dalla previsione delle proprietà dei composti chimici (Zang, Zhao, & Tang, 2023) alla generazione di nuove molecole, dalla classificazione dei nodi e dei grafi alla previsione di interazioni in reti complesse (Khemani, Patil, Kotecha, & Tanwar, 2024). La loro capacità di modellare direttamente le relazioni e le dipendenze tra gli elementi in un dataset le rende particolarmente preziose in contesti dove è fondamentale preservare la struttura dei dati.

Varianti delle GNN. Le *Graph Convolutional Networks (GCNs)* proposte da (Kipf & Welling, 2017) generalizzano le reti convoluzionali ai grafi, utilizzando un'operazione di

convoluzione sui grafi che permette di apprendere rappresentazioni dei nodi efficaci basate sui vicini. Le *Graph Attention Networks* (GATs) introdotte da (Veličković, et al., 2018) implementano meccanismi di attenzione nei grafi, permettendo al modello di attribuire importanze diverse ai vicini di un nodo durante l'aggregazione delle informazioni, migliorando la flessibilità e la capacità di adattamento del modello. Le *Generative Graph Neural Networks* estendono l'applicazione delle GNN alla generazione di grafi. Ad esempio, il modello *GraphRNN* (You, Ying, Ren, Hamilton, & Leskovec, 2018) genera grafi sequenzialmente, nodo per nodo e connessione per connessione, apprendendo la distribuzione di grafi complessi e la loro struttura.

Le GNN rappresentano un campo di ricerca dinamico e in rapida evoluzione, con possibili applicazioni in numerosi domini scientifici e tecnologici. La loro capacità unica di catturare e modellare le relazioni complesse nei dati grafici le rende uno strumento prezioso per l'analisi e la generazione di dati strutturati. Rispetto alle altre architetture, al momento le GNN non riescono a scalare la loro complessità in relazione alle precedenti architetture, come fanno invece i *Transformers* e i *Diffusion Models*. Si sta cercando di affrontare questo particolare problema con nuove metodologie che propongono di semplificare in maniera stocastica la struttura del grafo, in modo da ridurre il numero di connessioni da considerare, e introducendo il concetto di ipernodo – un nodo del grafo connesso a tutti gli altri – che possa servire da tramite per il passaggio dell'informazione (Shirzad, Velingker, Venkatachalam, Sutherland, & Sinop, 2023). Questo permette di risolvere problemi di complessità quadratica, come la risoluzione di puzzle, che necessita di confrontare ciascun pezzo con ogni altro (Scarpellini, Fiorini, Giuliari, Morerio, & Del Bue, 2024).

3. APPLICAZIONE DELL'IA GENERATIVA NEL MONDO DEL LAVORO

Lo sviluppo di nuovi modelli per l'Intelligenza Artificiale generativa ha gettato le basi per la creazione di nuove tecnologie che possono supportare il lavoratore nelle sue attività, aumentandone l'efficienza e riducendo il suo impegno in attività ripetitive. L'avvento e la progressiva diffusione dell'Intelligenza Artificiale rappresenta un fenomeno complesso in grado di avere un impatto determinante su numerosi aspetti della società, tra i quali sicuramente rientra il mercato del lavoro. L'importanza dell'IA risiede nel fatto che le sue ricadute si estendono a un ampio ventaglio di contesti del mercato del lavoro: dal lavoro amministrativo ai servizi per il cliente, dalla robotica alla logistica, per arrivare alle applicazioni nel campo della giustizia e della medicina. Nel seguito presentiamo come l'IA è applicata e potrebbe essere applicata in diversi settori nel mondo del lavoro, esaminando casi di studio precisi.

3.1 Amministrazione

L'adozione dell'Intelligenza Artificiale nelle pubbliche amministrazioni rappresenta un chiaro caso di studio per l'efficientamento dei servizi pubblici e l'ottimizzazione delle risorse. Al momento sono in corso di sviluppo diverse soluzioni: modelli generativi avanzati come GANs, *Diffusion Models*, *Transformers* e *Graph Neural Networks* (GNNs) vengono implementati in software che interessano vari aspetti dell'amministrazione pubblica, dalla semplificazione delle procedure burocratiche alla personalizzazione dei servizi per i cittadini. Nel seguito presentiamo alcuni casi specifici di implementazione.

Automazione documentale e assistenza virtuale. I *Transformers*, con la loro capacità di comprendere e generare linguaggio naturale, sono utilizzati per automatizzare la gestione documentale, analizzare in tempo reale le richieste dei cittadini e fornire risposte e documenti personalizzati. In particolare, i modelli generativi permetteranno un'ottimizzazione dei processi di compilazione ed estrazione automatica di informazioni dai documenti, riducendo la necessità di attività manuale nella compilazione, riducendo i margini di errore e permettendo al contempo una maggior attenzione alle situazioni che richiedono l'intervento di operatori umani. Inoltre, modelli di comprensione del testo alimentano assistenti virtuali capaci di aiutare i cittadini a orientarsi in procedure complesse, migliorando l'accessibilità e riducendo i tempi di attesa. Per esempio, l'Estonia, in prima fila nel campo dell'*e-Government*, ha introdotto il programma *e-Residency* che permette a imprenditori stranieri di avviare e gestire un'attività basata nell'UE, seguendo una procedura digitale (Kerikmäe & Pärn-Lee, 2021). Questo sistema si appoggia su tecnologie avanzate di IA per semplificare i processi burocratici e garantire la sicurezza digitale.

Ottimizzazione logistica e pianificazione urbana. Grazie alla loro abilità nel modellare relazioni complesse tra dati strutturati, le GNNs vengono impiegate per ottimizzare la logistica urbana (Li, Zhou, & Pan, 2022), dalla gestione del traffico alla pianificazione delle infrastrutture. Analizzando i dati provenienti da sensori e sistemi IoT, modelli

computazionali opportunamente addestrati possono prevedere flussi di traffico e suggerire modifiche alla viabilità per ridurre ingorghi e migliorare la qualità dell'aria. La pianificazione urbana è nelle prime fasi di adozione dell'innovazione portata dall'IA (Thomas W. Sanchez & Lim, 2023). Un problema molto complesso che le città devono affrontare è la gestione dell'uso del suolo e dei trasporti. Il cambiamento dell'ambiente urbano delle città influisce sulla gestione, organizzazione e pianificazione e delle relative infrastrutture di trasporto. In sintesi, alcune analisi preliminari mostrano che l'IA è in grado di apprendere, prevedere, stimare, archiviare, gestire e analizzare in modo efficace i dati relativi al traffico e agli insediamenti residenziali. Volendo fare riferimento a una applicazione concreta, a Singapore sono utilizzati dei modelli computazionali per ottimizzare i percorsi dei trasporti pubblici in base alla domanda prevista, migliorando l'efficienza del servizio e riducendo l'impatto ambientale (Huiling, Goh, & Ai, 2017).

Previsione e decisione nella pubblica sicurezza. Nel campo della pubblica sicurezza, i modelli di IA vengono utilizzati per analizzare grandi volumi di dati provenienti da telecamere di sorveglianza e sensori urbani, allo scopo di individuare in tempo reale possibili minacce alla sicurezza o situazioni di emergenza. L'impiego di *LSTM* e *Transformers* per la simulazione e previsione del flusso delle persone (Hasan, et al., 2021) (Yu, Ma, Ren, Zhao, & Yi, 2020) può anche aiutare i decisori a pianificare risposte più efficaci. In Giappone, sistemi basati su IA analizzano in tempo reale i flussi di persone in occasione di grandi eventi pubblici, per individuare e prevenire situazioni di rischio (Nishida, Onishi, & Hashimoto, 2023). I sistemi sono basati su simulatori del movimento delle folle in grado di generare grandi quantità di dati da utilizzare per addestrare algoritmi di previsione del rischio.

L'impiego dell'IA nelle pubbliche amministrazioni migliora non solo l'efficienza e la qualità dei servizi offerti ai cittadini, ma apre anche la strada a una maggiore trasparenza e partecipazione civica, dimostrando come la tecnologia possa essere un alleato prezioso nella gestione della cosa pubblica.

3.2 Servizi e assistenza clienti nel settore privato

Molte attività di assistenza al cliente potranno essere automatizzate o semi-automatizzate tramite la creazione di *chatbot* che risponderanno prontamente alle esigenze più comuni, lasciando all'operatore umano il compito di intervenire solo in caso di necessità, avendo così più tempo a disposizione e riducendo il carico di lavoro di una categoria già sottoposta ad intenso stress lavorativo. L'Intelligenza Artificiale ha rivoluzionato il campo dei servizi e dell'assistenza clienti nel settore privato, migliorando significativamente l'efficienza e la personalizzazione dei servizi offerti. Sistemi di IA come *chatbot* basati su modelli del linguaggio che usano *Transformers*, sistemi di raccomandazione avanzati e assistenti virtuali (Roller, et al., 2021) sono solo alcuni esempi di impiego di queste tecnologie per migliorare l'esperienza del cliente.

Chatbot e Assistenza Clienti Automatizzata. I *chatbot* basati su IA, alimentati da modelli linguistici avanzati come GPT di OpenAI, con un'opportuna integrazione, offrono 24/7

un'assistenza clienti immediata e personalizzata. Questi sistemi sono in grado di comprendere le richieste in linguaggio naturale, fornendo risposte accurate e assistenza in tempo reale. L'addestramento di un *bot* avviene attraverso l'inserimento di documentazione riguardante l'argomento di discussione oppure utilizzando lo storico di iterazioni operatore-cliente durante il servizio di assistenza online. Le problematiche sensibili riguardano come strutturare il modello conversazionale senza il complesso inserimento continuo di regole specifiche (Tyen, Brenchley, Caines, & Buttery, 2022). Un esempio concreto riguarda la banca online "Revolut", che utilizza *chatbot* avanzati per gestire le richieste dei clienti, riducendo i tempi di attesa e migliorando la soddisfazione del cliente. Il sistema è in grado di risolvere autonomamente una vasta gamma di problemi, dall'assistenza nelle transazioni alla segnalazione di operazioni sospette (Scotto Di Luzio, 2021).

Sistemi di raccomandazione personalizzati. I sistemi di raccomandazione basati su IA analizzano i dati degli utenti per fornire suggerimenti personalizzati, migliorando l'esperienza di acquisto e la fidelizzazione del cliente. Questi sistemi utilizzano vari modelli IA, con soluzioni in continua evoluzione di pari passo con i risultati scientifici. Storicamente sono stati creati molti dataset di apprendimento automatico per risolvere problemi di raccomandazione personalizzati, ben prima dell'avvento del *deep learning* e dei modelli recenti esaminati sopra (Zhou, Wilkinson, Schreiber, & Pan, 2008). I sistemi di raccomandazione presentano molteplici possibilità di applicazioni, e grandi gruppi dell'e-Commerce (Amazon, Alibaba, etc.) stanno utilizzando sistemi avanzati di raccomandazione per suggerire prodotti ai propri clienti sulla base delle loro abitudini di acquisto pregresse, delle pagine visualizzate e del comportamento di ricerca. In questo caso è complesso ricondurre il problema a un particolare modello di IA, data anche la vastità delle applicazioni e del tipo di materiale elaborato (audio, immagini, video, testo e altri meta-dati) (Roy & Dutta, 2022).

Assistenza personale e virtuale. L'evoluzione degli assistenti virtuali ha visto l'impiego intensivo di modelli avanzati di apprendimento, in particolare di NLP, e meccanismi di attenzione per potenziare la capacità di questi sistemi nel comprendere, elaborare e reagire in modo più efficace al linguaggio naturale degli utenti. Questi sistemi si basano su architetture di *deep learning* come le reti neurali ricorrenti (RNN), LSTM e, più recentemente, i *Transformers*. Questi modelli sono addestrati su vasti dataset di linguaggio umano per apprendere le complessità e le sfumature della lingua, permettendo agli assistenti virtuali di interpretare le richieste degli utenti e di fornire risposte coerenti e appropriate in base al contesto. Un altro ambito in costante crescita è la creazione verosimigliante di *Avatar* virtuali, in modo tale da migliorare l'interazione con l'utente. Aziende come Meta e Microsoft investono attivamente in metodologie per creare *Avatar* fotorealistici (Ma, et al., 2021) e sistemi di teletrasporto in Realtà Virtuale o Mista (Orts-Escolano, et al., 2016). Un caso concreto di questo mercato riguarda la creazione di video mediante descrizione testuale di Synthesia.⁷ Il software permette di animare e dare voce a un *Avatar* utilizzando solo un *prompt* testuale ottenendo

⁷ <https://www.synthesia.io/>

un'animazione il più naturale possibile dal punto di vista visivo, creando effettivamente un'impersonificazione più coinvolgente rispetto a un assistente testuale.

L'adozione di modelli IA nel settore dei servizi e dell'assistenza clienti non solo ha migliorato l'efficienza e la qualità, ma ha anche aperto nuove possibilità di personalizzazione e innovazione nel settore privato, trasformando il modo in cui le aziende interagiscono con i propri clienti.

3.3 Logistica

L'intelligenza artificiale è sempre più integrata nel settore della logistica, con miglioramenti significativi in termini di efficienza operativa, riduzione dei costi e miglioramento del servizio clienti. Le applicazioni dell'IA nel campo della logistica spaziano dall'automazione robotica alla previsione della domanda, dall'ottimizzazione dei percorsi di consegna all'analisi predittiva per la manutenzione degli impianti.

Robotica e automazione. La robotica guidata dall'IA sta assumendo un ruolo sempre più centrale nei magazzini e nei centri di distribuzione, per automatizzare compiti ripetitivi come il *picking* (Mahler & Goldberg, 2017), il *packing* e il trasporto di merci. Questi robot sono dotati di sensori avanzati e algoritmi di *machine learning* che consentono loro di spostarsi autonomamente negli spazi di lavoro, migliorando la precisione e riducendo i tempi di esecuzione degli ordini. Inoltre, i sistemi robotici sono in grado di afferrare i colli in maniera affidabile, grazie a nuovi modelli di *grasping* basati su *Transformer* (Mohammadi, et al., 2023), che permettono una percezione migliorata degli elementi da trasportare. Nella logistica esistono già esempi di ottimizzazione estrema, dove l'impiego di una flotta di robot guidati dall'IA è uno standard de facto per movimentazioni di grandi volumi di merci. Scaffali interi di prodotti vengono spostati automaticamente verso le stazioni di imballaggio, riducendo significativamente il tempo necessario per evadere gli ordini e migliorando l'efficienza del magazzino. La penetrazione di questa tecnologia in aziende e medie dimensioni è più contenuta, a causa dei notevoli investimenti iniziali necessari per creare una infrastruttura sensoristica e robotica ad hoc. Ma il costante progresso sul fronte delle piattaforme e degli algoritmi faciliterà l'inserimento di questi sistemi in magazzini meno strutturati rispetto a quelli già costruiti nell'ottica di ospitare robot autonomi.

Smistamento merci e ottimizzazione dei percorsi. L'IA è in grado di analizzare dati riguardanti la movimentazione delle merci, non solo nel contesto della logistica di magazzino ma soprattutto nella movimentazione delle merci per l'ottimizzazione dei percorsi di consegna, analizzando enormi volumi di dati dei tragitti giornalieri, e per la determinazione dei percorsi più efficienti, integrando questi elementi con il fattore umano (Klumpp, 2018). Questo non solo riduce i tempi di consegna, ma contribuisce anche a ridurre il consumo di carburante e le emissioni di CO2. Nel 2020 UPS ha introdotto il sistema ORION (*On-Road Integrated Optimization and Navigation*), un algoritmo avanzato che analizza le consegne giornaliere e determina il percorso ottimale

per ogni autista. ORION ha permesso a UPS di ridurre ogni anno milioni di chilometri di percorrenza e di tagliare le emissioni di anidride carbonica.

Previsione della domanda e gestione delle scorte. I modelli predittivi basati sull'IA consentono alle aziende di prevedere con maggiore precisione la domanda dei consumatori, ottimizzando la gestione delle scorte e riducendo i costi legati all'eccesso o alla carenza di scorte. In particolare, nel settore *retail* e della grande distribuzione, l'automatizzazione di funzioni manuali, come l'individuazione della rottura di *stock* mediante analisi di immagini (Rosado, Gonçalves, Costa, Ribeiro, & Soares, 2016), può incrementare le vendite e aiutare ad organizzare il magazzino e gli ordini ai fornitori. In questa direzione, Walmart utilizza algoritmi di previsione della domanda per ottimizzare le scorte nei suoi negozi e magazzini, garantendo che i prodotti maggiormente richiesti siano sempre disponibili, minimizzando al contempo l'eccesso di scorte.

L'integrazione dell'IA nel settore logistico sta migliorando non solo l'efficienza operativa ma sta apportando anche cambiamenti radicali nei modelli di business, consentendo alle aziende di rispondere più rapidamente alle esigenze del mercato e di offrire al cliente un servizio più affidabile e personalizzato. Questi sviluppi dimostrano le potenzialità dell'IA nel trasformare radicalmente il settore logistico, promuovendo l'innovazione e sostenendo la crescita a lungo termine.

3.4 Manifattura

L'introduzione dell'IA generativa nel settore manifatturiero segna una svolta nell'automazione, nella progettazione di prodotti, nella manutenzione preventiva e nella personalizzazione di massa. Queste tecnologie non solo ottimizzano i processi produttivi ma rendono possibili anche nuovi modelli di business e nuove strategie di sviluppo prodotto.

Automazione avanzata e controllo di qualità. L'impiego di sistemi IA nella visione artificiale per il controllo qualità automatizzato permette di identificare i difetti con maggiore precisione (Martelli, et al., 2018), a velocità impensabili per l'occhio umano (Haleem, Bustreo, & Del Bue, 2021). Per questo motivo le attività di ispezione automatizzate hanno avuto un impatto rilevante nell'industria come sistema rilevante di automatizzazione di processo. Recenti soluzioni riescono a produrre risultati rilevanti anche in assenza di dati di addestramento (Roth, et al., 2022), rendendone possibile l'applicazione in contesti dove i prodotti presentano un alto tasso di ricambio in produzione. Inoltre, l'integrazione con robotica avanzata guidata dall'IA consente automazioni complesse nella linea di produzione, aumentando l'efficienza e riducendo i tempi di fermo macchina. BMW utilizza soluzioni di IA per eseguire compiti ripetitivi come il controllo qualità e la pianificazione delle disposizioni logistiche, migliorando l'efficienza della produzione e riducendo gli errori. Toyota ha collaborato con Invisible AI per implementare la visione computerizzata nelle sue fabbriche nordamericane, migliorando così la sicurezza, la qualità e l'efficienza delle attività.

Design generativo. L'utilizzo di modelli generativi nel design di prodotti consente di esplorare soluzioni innovative che massimizzano le prestazioni mantenendo i vincoli di produzione (Oh, Jung, Kim, Lee, & Kang, 2019), tenendo anche conto delle caratteristiche dei materiali impiegati (Buonamici, Carfagni, Furferi, Volpe, & Governi, 2020). Questo approccio supporta la creazione di componenti ottimizzati per la stampa 3D, favorendo la personalizzazione e la riduzione dei costi. Il design generativo ha anche un impatto nella creazione di nuovi sistemi autonomi che devono adattare la propria morfologia agli specifici compiti da eseguire (Alattas, Patel, & Sobh, 2019) (Bergonti, et al., 2023). Rispetto al "design statico" presenta un livello di complessità maggiore, dovendo considerare i vincoli fisici strutturali e materiali nella progettazione del sistema soddisfacendo al contempo i vincoli per la risoluzione del compito assegnato. Nel campo dell'energia, General Electric ha sviluppato modelli IA per analizzare milioni di variazioni di design in soli 15 minuti, accelerando significativamente la progettazione di turbine a gas e motori a reazione.

Manutenzione predittiva. L'analisi predittiva attraverso l'IA (Zonta, et al., 2020) genera modelli capaci di prevedere guasti prima che si verifichino basandosi sull'analisi continua dei dati raccolti dai sensori di macchinari. Questa metodologia utilizza strumenti computazionali per determinare quando sono necessari degli interventi di manutenzione. Basandosi sul monitoraggio continuo dell'integrità di una macchina o di un processo, consente di eseguire la manutenzione solo quando è effettivamente necessaria. Inoltre, consente di rilevare precocemente i guasti basandosi su dati storici, per mezzo di modelli generativi (Serradilla, Zugasti, Rodriguez, & Zurutuza, 2022) e fattori di integrità, utilizzando sensori come telecamere che rilevano automaticamente l'usura (Padalkar, Beltrán-González, Bustreo, Del Bue, & Murino, 2021), metodi di inferenza statistica e approcci ingegneristici (Carvalho, et al., 2019). La manutenzione predittiva migliora significativamente l'affidabilità degli impianti e riduce i costi associati a interruzioni non programmate.

Uno strumento di questo genere è vitale nelle centrali di produzione e trasformazione dell'energia, dove la manutenzione e l'arresto degli impianti hanno un impatto rilevante. La capacità di definire mediante modelli predittivi la possibilità di un danno (Costamagna, Giorgi, Moser, Serpico, & Trucco, 2019) è essenziale per ridurre i costi e per migliorare la vita utile degli impianti.

Robotica assistiva e collaborativa. I Robot collaborativi lavorano sinergicamente con il personale riducendo lo sforzo e il numero degli operatori per eseguire le attività quotidiane, specialmente quelle ripetitive e che pesano sull'apparato muscolo-scheletrico (Tirupachuri, Nava, Rapetti, Latella, & Pucci, 2019). Grazie all'IA, sistemi di questo genere potranno comprendere quando intervenire grazie a sensori e tecnologie che forniscono dati sul grado di rischio di una specifica attività lavorativa. Dove non sia possibile l'implementazione di sistemi automatizzati, si potrà intervenire per supportare gli esseri umani mediante l'ausilio di esoscheletri indossabili (Huysamen, et al., 2018) (Lorenzini, Lagomarsino, Fortini, Gholami, & Ajoudani, 2023) che si adattano alle attività dei lavoratori. Sarà così possibile ridurre il carico dei lavori gravosi, riducendo l'impatto sulla salute del personale e diminuendo i costi per il trattamento di patologie con

tendenza alla cronicizzazione, con conseguente calo del carico sul Sistema Sanitario Nazionale (SSN). In questo contesto IIT ha sviluppato in collaborazione con INAIL esoscheletri robotici indossabili in grado di mitigare i fattori di rischio da sovraccarico biomeccanico degli operatori. L'obiettivo è giungere a una commercializzazione in tempi rapidi, in modo da fornire un ausilio agli operatori e alle operatrici in ambito industriale, manifatturiero, logistico e dell'edilizia civile.

L'introduzione dell'IA generativa nella manifattura promette non solo di migliorare l'efficienza e ridurre i costi, ma apre anche la strada a nuovi paradigmi di produzione, dove hanno un ruolo centrale la personalizzazione, l'innovazione e la sostenibilità. Le implicazioni di queste tecnologie non si limitano all'ottimizzazione operativa, facendo intravedere una manifattura in futuro più agile, resiliente e in linea con le esigenze di un mercato in rapida evoluzione.

3.5 Sanità e Farmaceutica

L'integrazione dell'intelligenza artificiale nel settore sanitario e farmaceutico sta migliorando significativamente la scoperta di nuovi farmaci, la gestione dei dati sanitari, l'assistenza ai medici nelle decisioni terapeutiche, e l'assistenza chirurgica tramite robot. Nuovi strumenti di IA permetteranno di gestire al meglio un maggior numero di persone nelle strutture sanitarie, anche a fronte di una potenziale riduzione del personale ospedaliero. L'IA velocizzerà le diagnosi e aumenterà l'accuratezza delle terapie permettendo la realizzazione di cure personalizzate e la correlazione di grandi masse di dati. Inoltre, in questo campo l'IA sarà funzionale all'efficientamento di tutti quei dispositivi per l'acquisizione di dati clinici volti alla cura degli esseri umani o alla cura a distanza anche di pazienti che si trovano in zona svantaggiate e/o remote.

Supporto alle analisi di dati biomedicali. I nuovi modelli di IA sono uno strumento che trova sempre maggiore impiego nell'analisi di immagini medicali, come le radiografie e le immagini a risonanza magnetica (MRI). In particolare, il modello *U-Net* consente una segmentazione precisa delle strutture anatomiche complesse, migliorando significativamente la precisione diagnostica e la pianificazione del trattamento. Questi sistemi hanno la capacità di supportare il personale medico nella definizione della prognosi di un paziente. Ad esempio, durante la pandemia COVID-19, un'iniziativa italiana multi-centrica di ospedali, cliniche, istituti di ricerca e aziende ha permesso la realizzazione di un sistema assistivo per la prognosi del virus che utilizzava sia i dati delle radiografie, quindi immagini, sia il testo ricavato dalla cartella clinica dei pazienti (Soda, et al., 2021).

Genomica computazionale. Le tecniche di *deep learning* come i *Diffusion Models* e le reti neurali convoluzionali (*CNN*) sono fondamentali per gestire la grandissima mole di dati che normalmente entra in gioco nell'analisi genetica e nella medicina personalizzata. Queste tecniche permettono di interpretare sequenze genetiche complesse, identificare varianti genetiche associate a malattie e definire terapie personalizzate. Un esempio specifico nel settore è l'uso di algoritmi di *deep learning* per analizzare i dati di

sequenziamento del DNA, facilitando la scoperta di biomarcatori per malattie come il cancro e le malattie cardiovascolari. Questo campo sta vivendo una rapida evoluzione con aziende biotecnologiche e farmaceutiche che integrano queste tecnologie per accelerare la ricerca e lo sviluppo di nuovi farmaci. Questa tecnologia è in via di integrazione nel Sistema Sanitario Nazionale tramite uno studio pilota del Centro di medicina personalizzata, preventiva e predittiva in Valle d'Aosta (CMP³VdA).⁸ L'infrastruttura di laboratori per la genomica e l'IA cercheranno di migliorare l'accesso alla diagnosi e alle terapie personalizzate attraverso lo studio approfondito del DNA di ogni paziente, abbinato allo studio dei dati relativi alla storia clinica e dello stile di vita, grazie a specifici software analitici e predittivi.

Elaborazione delle cartelle cliniche. I modelli *Transformers* stanno cambiando la gestione delle cartelle cliniche, estraendo informazioni vitali da grandi volumi di testo non strutturato. Questo permette non solo un miglioramento nella precisione delle diagnosi, ma anche una maggiore efficienza nella ricerca clinica, facilitando l'identificazione di *pattern* e correlazioni non evidenti nell'ambito dei dati sanitari. Grandi quantità di informazioni e dati clinici possono essere utilizzate per diagnosticare una malattia, ma non è possibile garantire l'accuratezza della diagnosi ed è impossibile escludere diagnosi errate, sia da parte di un operatore umano che di un operatore artificiale. Tuttavia, i modelli di intelligenza artificiale sono estremamente abili nel gestire grandi quantità di dati. L'elaborazione e l'estrazione integrative possono consentire una diagnosi della malattia più accurata grazie all'efficienza e all'efficacia dell'apprendimento e dell'addestramento di campioni di grandi dimensioni (Huang, Yang, Fong, & Zhao, 2020). Uno scenario di rilevante importanza è la creazione di modelli a larga scala (Moor, et al., 2023), avendo a disposizione i dati dai servizi sanitari nazionali, integrando informazioni provenienti da diverse sorgenti (multimodali) e includendo informazione di contesto in ambito medico.

Scoperta di nuovi materiali e farmaci. L'adozione di *GNNs* e *Diffusion Models* nel processo di scoperta dei farmaci sta accelerando significativamente la ricerca farmaceutica, riducendo il tempo e i costi associati allo sviluppo di nuovi farmaci, promettendo di portare sul mercato terapie innovative in tempi più rapidi rispetto al passato. Questi modelli si dividono in due categorie principali: la prima categoria include i modelli puramente generativi, ovvero in grado di generare direttamente nuove molecole, con le proprietà desiderate. Fanno parte di questa categoria i recenti modelli basati su *Diffusion Models* (Hoogeboom, Satorras, Vignac, & Welling, 2022) (Weiss, et al., 2023) per la sintesi di piccole molecole, per la generazione delle strutture cristalline di nuovi materiali (Yang, et al., 2023). La seconda categoria include invece tutti quei metodi che sono in grado di valutare rapidamente la plausibilità di un gran numero di molecole, materiali o complessi sintetizzati virtualmente (Corso, Stärk, Jing, Barzilay, & Jaakkola, 2023).

In conclusione, l'integrazione dell'IA nel settore sanitario e farmaceutico non solo sta migliorando l'efficacia delle diagnosi e dei trattamenti ma sta anche rivoluzionando la

⁸ <https://5000genomivda.it/it/>

ricerca farmaceutica. L'impiego di metodologie avanzate come *U-Net*, *Transformers*, *CNN*, e modelli di diffusione promette di giungere a una medicina più personalizzata, accurata e accessibile, segnando un'era di trasformazione digitale nella cura della salute.

3.6 Settore finanziario e bancario

I modelli di IA generativa, in particolare, hanno mostrato potenzialità significative in diverse aree applicative nel settore finanziario e bancario, sfruttando la capacità di elaborare e interpretare grandi volumi di dati con precisione e velocità superiori rispetto ai metodi tradizionali. Rispetto ad altri campi di applicazione, spesso i dati finanziari sono già disponibili in formato digitale e sono ragionevolmente strutturati, e possono quindi essere usati come sorgente per ottimizzare modelli per l'analisi e il *forecasting*.

Analisi predittiva per il trading algoritmico. L'impiego di reti neurali ricorrenti (RNN) e *transformers* nel trading algoritmico ha permesso di prevedere con maggiore accuratezza le fluttuazioni dei prezzi dei mercati finanziari. Questi modelli analizzano le serie storiche dei prezzi, identificando schemi e tendenze che potrebbero sfuggire all'analisi di una singola persona od organizzazione, per automatizzare le decisioni di trading. La ricerca ha dimostrato che l'integrazione dell'IA nel trading algoritmico migliora la redditività, riducendo contemporaneamente il rischio di perdite significative, segnalando fattori di rischio difficilmente computabili con altre tecniche. Aladdin è un sistema elettronico realizzato da *BlackRock Solutions*, la divisione di gestione del rischio di una delle più grandi società di gestione degli investimenti al mondo. Si basa su una tecnologia open source e utilizza NLP per analizzare grandi volumi di dati provenienti da documenti, come notizie e rapporti dei broker. Un'applicazione di questo sistema è l'analisi di dati sull'attività di trading al fine di rilevare modelli complessi e prevedere le transazioni che hanno maggiori probabilità di non avere un esito positivo.

Automazione del servizio clienti con *chatbot* intelligenti. L'automazione del servizio clienti nel settore bancario e finanziario attraverso l'uso di *chatbot* intelligenti (§ 3.2) si sta rivelando una svolta significativa che consente alle banche di offrire un servizio clienti efficiente e personalizzato su larga scala. Questi *chatbot*, alimentati da tecnologie di intelligenza artificiale (IA) come il *Natural Language Processing* (NLP) e il *machine learning*, sono capaci di comprendere ed elaborare le richieste dei clienti in linguaggio naturale, offrendo risposte immediate e accurate. Questi *chatbot* non solo rispondono a domande frequenti, ma sono anche in grado di eseguire operazioni bancarie come trasferimenti di fondi, pagamento di bollette e gestione di carte di credito, il tutto con un intervento umano diretto ridotto al minimo.

La capacità di apprendere dalle interazioni passate permette a questi assistenti virtuali di migliorare continuamente la qualità del servizio offerto, personalizzando l'esperienza in base alle preferenze e alle esigenze specifiche di ciascun cliente.

Prevenzione delle frodi finanziarie. L'adozione di modelli GAN per il rilevamento di anomalie ha segnato un progresso significativo nella lotta contro le frodi finanziarie. Il modello viene addestrato per generare frodi sintetiche che il discriminatore cerca di

analizzare per capire se siano vere o false (Cheah, Yang, & Lee, 2023). In questo modo è possibile risolvere il problema del bilanciamento dei dati, dove le transazioni corrette sono in numero maggiore rispetto a quelle attribuibili a frodi. Questo permette di utilizzare il discriminatore per analizzare le transazioni in tempo reale, identificando comportamenti sospetti potenzialmente indicativi di tentativi di frode, permettendo alle banche di intervenire prontamente per prevenire perdite economiche. Per esempio, i servizi finanziari CO-OP in collaborazione con Feedzai includono un sistema per la valutazione del rischio della transazione basato sull'apprendimento automatico. Il sistema funziona con tutti i tipi di pagamento, comprese carte, voucher, *token* di carte prepagate o bitcoin. Inoltre, i maggiori circuiti di carte di credito hanno dichiarato di far uso massicciamente di strumenti di IA per l'approvazione delle transazioni in base allo storico dell'utente e alle informazioni di contesto (Roy, et al., 2018).

Automazione del processo di esame documentale. Questa tecnologia è particolarmente importante per gli istituti finanziari, dove la necessità di esaminare accuratamente contratti e documenti legali è fondamentale per la gestione del rischio, la conformità normativa e l'efficienza operativa. I modelli di *machine learning* hanno rivoluzionato la valutazione del rischio di credito, fornendo previsioni più accurate sulla solvibilità dei richiedenti. Analizzando un vasto insieme di dati, anche non strutturati, questi modelli offrono una valutazione del rischio più granulare, permettendo decisioni più rapide e informate sull'erogazione di credito. La ricerca in questo campo ha mostrato che l'IA può ridurre significativamente i tassi di inadempienza, migliorando la stabilità finanziaria delle banche. Inoltre, l'esame manuale di documenti legali e contratti è un processo che richiede molto tempo, è soggetto a errori umani e rappresenta un costo significativo per le banche e le istituzioni finanziarie. L'introduzione di sistemi IA in questo contesto può trasformare radicalmente l'efficienza e l'accuratezza della gestione di questi documenti (Hassani, Huang, Silva, & Ghodsi, 2020). Un esempio emblematico di questa applicazione è il sistema COiN (Contract Intelligence) implementato da JP Morgan. Questo sistema utilizza tecnologie di *machine learning* per automatizzare l'analisi e la revisione di contratti commerciali. La piattaforma è capace di estrarre in pochi secondi dati rilevanti, identificare clausole, obblighi e diritti, un compito che tradizionalmente richiederebbe centinaia di ore di lavoro umano.

3.7 Professione legale e sviluppo di modelli IA ottimizzati

Nel contesto legale, l'intelligenza artificiale sta emergendo come uno strumento che offre ai professionisti la possibilità di semplificare l'accesso alla grande vastità di documenti legali (Rodgers, Armour, & Sako, 2023), mediante applicativi di ricerca giuridica che analizzano vasti archivi di leggi, precedenti, articoli e altri documenti legali, identificando il materiale rilevante. L'impiego di tecnologie di IA riguarda prevalentemente motori di *Natural Language Processing* (NLP), che grazie alla capacità di elaborare dati testuali possono migliorare l'efficienza con cui gli avvocati e gli studi legali accedono alle informazioni, in modalità simili a quanto illustrato nella sezione § 3.6 per il settore finanziario.

Modelli di NLP come BERT e GPT-3 possono essere ottimizzati e addestrati nuovamente per comprendere la struttura del linguaggio giuridico (Yue, et al., 2023). Un primo caso di applicazione a questo dominio è LEGAL-BERT (Chalkidis, Fergadiotis, Malakasiotis, Aletras, & Androutsopoulos, 2020), una specializzazione di un modello del linguaggio BERT (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2019) all'ambito legale, in seguito testato su diversi compiti o *task* legali con un dataset in lingua inglese estratto da diversi contesti giuridici internazionali (europeo, inglese e USA). Come già indicato nella sezione § 2, la raccolta di dati di qualità gioca un ruolo fondamentale per l'addestramento di un modello. Mediante tecniche di *web scraping* da database disponibili online come EURLEX, HUDOC, SEC-EDGAR, è stato raccolto un corpus di dati di 12 Gigabyte, per un totale di più di 360 mila documenti. L'addestramento del modello segue sia tecniche standard di *fine-tuning*, ossia utilizza i parametri di un modello standard BERT, ottimizzato in seguito utilizzando i dati di testi legali, sia un addestramento da zero, che apprende il modello esclusivamente dal linguaggio legale. I compiti possono essere considerati comuni nella comunità NLP e riguardano la classificazione dei documenti legali, il riconoscimento delle persone giuridiche, e la risposta a domande di natura giuridica. La tecnica di *fine-tuning* risulta la più promettente per i compiti valutati, in concordanza con diversi esperimenti di adattamento e specializzazione del modello del linguaggio in diversi ambiti scientifici (per esempio biologia, fisica e medicina).

Nel contesto italiano, il modello del linguaggio LamBERTa (Tagarelli & Simeri, 2022) utilizza una procedura simile a LEGAL-BERT, con la differenza che il modello è addestrato e ottimizzato sull'intero Codice civile italiano. Il problema affrontato nello specifico è il recupero di articoli di legge, ossia identificare articoli di interesse che possono essere d'aiuto per dare una risposta adeguata a una domanda che esprime un quesito giuridico. Il problema viene affrontato con una modalità supervisionata, avendo a disposizione durante l'addestramento sia il quesito giuridico sia l'indicazione degli articoli afferenti allo stesso. Le complessità specifiche riguardano l'elevato numero di variabilità delle domande e il loro contesto, unitamente alla scarsità di dati per l'addestramento. Il modello utilizza un modello BERT pre-addestrato in italiano, con un corpus di dati di 81 Gigabyte, successivamente specializzato su una sequenza di *task* di classificazione basati sul Codice civile italiano. Il problema principale sorge durante l'addestramento sul testo del Codice civile, data l'assenza di un dataset annotato. Questo problema è risolto utilizzando una tecnica di NLP non-supervisionata per etichettare i vari articoli nel testo, per associare una particolare categoria ad uno specifico articolo senza ricorrere all'intervento umano. Questa procedura ha il vantaggio di creare un alto numero di dati per l'addestramento, ma presenta difficoltà nella valutazione dell'accuratezza del processo non-supervisionato.

Il modello ITALIAN-LEGAL-BERT (Licari & Comandè, 2024) estende e adatta la procedura di LEGAL-BERT, utilizzando dati estratti dal sistema legislativo italiano per eseguire un ulteriore *fine-tuning*. L'addestramento di ITALIAN-LEGAL-BERT si avvale di un set di dati composto da 235 mila documenti che riguardano casi di diritto civile. Per rendere possibile l'addestramento da zero del modello italiano, si è resa necessaria un'ulteriore parte di testo, con circa 300.000 documenti relativi a casi di diritto penale. È

importante osservare che i documenti legali utilizzati in questo studio non sono disponibili pubblicamente, al contrario sono stati forniti direttamente da diversi tribunali italiani. I compiti eseguiti per la valutazione del modello riguardano l'identificazione dei soggetti nominati nella sentenza, la classificazione delle parti di una sentenza, la similarità tra due sentenze, e la classificazione del tipo di documento. In questo caso, la scelta del miglior modello (con *fine-tuning* o da zero) dipende in particolare dal tipo di compito eseguito: si osservano risultati migliori nei modelli con *fine-tuning*, mentre i modelli addestrati da zero mostrano una migliore abilità in contesti più specifici. Le attuali limitazioni di questi modelli riguardano soprattutto l'esigenza di avere a disposizione ulteriore tempo di elaborazione, risorse di calcolo e capacità computazionali durante l'addestramento. La dimensione dei dataset (Niklaus, et al., 2023) rappresenta un'altra condizione limitante che potrebbe migliorare avendo a disposizione informazioni su tutte le possibili sentenze, e non ristrette solo a taluni campi.

4 BIBLIOGRAFIA

- Alattas, R. J., Patel, S., & Sobh, T. M. (2019). Evolutionary Modular Robotics: Survey and Analysis. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 95, 815–828.
- Ali, J., Kleindessner, M., Wenzel, F., Budhathoki, K., Cevher, V., & Russell, C. (2023). Evaluating the Fairness of Discriminative Foundation Models in Computer Vision. *Proceedings of the 2023 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (p. 809–833). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery.
- Baum, L. E., & Petrie, T. (1966). Statistical Inference for Probabilistic Functions of Finite State Markov Chains. *The Annals of Mathematical Statistics*, 37, 1554 – 1563.
- Bergonti, F., Nava, G., Wüest, V., Paolino, A., L’Erario, G., Pucci, D., & Floreano, D. (2023). Co-Design Optimisation of Morphing Topology and Control of Winged Drones. *ArXiv*, abs/2309.13948.
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., et al. (2021). On the Opportunities and Risks of Foundation Models. *arXiv preprint arXiv:2108.07258*.
- Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., . . . Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. F. Balcan, & H. Lin (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 33, p. 1877–1901. Curran Associates, Inc.
- Buonamici, F., Carfagni, M., Furferi, R., Volpe, Y., & Governi, L. (2020). Generative design: An explorative study. *Computer-Aided Design and Applications*, 18, 144 – 155.
- Carvalho, T. P., Soares, F. A., Vita, R., da P. Francisco, R., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.
- Chalkidis, I., Fergadiotis, M., Malakasiotis, P., Aletras, N., & Androutsopoulos, I. (2020, November). LEGAL-BERT: The Muppets straight out of Law School. In T. Cohn, Y. He, & Y. Liu (A cura di), *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020* (p. 2898–2904).
- Cheah, P. C., Yang, Y., & Lee, B. G. (2023). Enhancing Financial Fraud Detection through Addressing Class Imbalance Using Hybrid SMOTE-GAN Techniques. *International Journal of Financial Studies*, 11.
- Corso, G., Stärk, H., Jing, B., Barzilay, R., & Jaakkola, T. (2023). DiffDock: Diffusion Steps, Twists, and Turns for Molecular Docking. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- Costamagna, P., Giorgi, A. D., Moser, G., Serpico, S. B., & Trucco, A. (2019). Data-driven techniques for fault diagnosis in power generation plants based on solid oxide fuel cells. *Energy Conversion and Management*, 180, 281-291.
- Cunningham, H., Ewart, A., Riggs, L., Huben, R., & Sharkey, L. (2023). Sparse Autoencoders Find Highly Interpretable Features in Language Models. *ArXiv*, abs/2309.08600.
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 248-255.

- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019, June). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In J. Burstein, C. Doran, & T. Solorio (A cura di), *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)* (p. 4171–4186). Minneapolis: Association for Computational Linguistics.
- Dong, L., Xu, S., & Xu, B. (2018). Speech-Transformer: A No-Recurrence Sequence-to-Sequence Model for Speech Recognition. *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, (p. 5884-5888).
- Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Houshy, N. (2021). An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *International Conference on Learning Representations*.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., . . . Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. In Z. Ghahramani, M. Welling, C. Cortes, N. Lawrence, & K. Q. Weinberger (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 27. Curran Associates, Inc.
- Haleem, N., Bustreo, M., & Del Bue, A. (2021). A computer vision based online quality control system for textile yarns. *Computers in Industry*, 133, 103550.
- Hasan, I., Setti, F., Tsesmelis, T., Belagiannis, V., Amin, S., Del Bue, A., Galasso, F. (2021, April). Forecasting People Trajectories and Head Poses by Jointly Reasoning on Tracklets and Vislets. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 43(4), 1267-1278.
- Hassani, H., Huang, X., Silva, E., & Ghodsi, M. (2020). Deep Learning and Implementations in Banking. *Annals of Data Science*, 7, 433–446.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016, June). Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Hestness, J., Narang, S., Ardalani, N., Diamos, G., Jun, H., Kianinejad, H., . . . Zhou, Y. (2017). Deep learning scaling is predictable, empirically. *arXiv preprint arXiv:1712.00409*.
- Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising Diffusion Probabilistic Models. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. F. Balcan, & H. Lin (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 33, p. 6840–6851. Curran Associates, Inc.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997, November). Long Short-Term Memory. *Neural Comput.*, 9, 1735–1780.
- Hoogeboom, E., Satorras, V. G., Vignac, C., & Welling, M. (2022). Equivariant Diffusion for Molecule Generation in 3D. In K. Chaudhuri, S. Jegelka, L. Song, C. Szepesvari, G. Niu, & S. Sabato (A cura di), *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning*. 162, p. 8867–8887. PMLR.
- Huang, S., Yang, J., Fong, S., & Zhao, Q. (2020). Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges. *Cancer Letters*, 471, 61-71.
- Huiling, E., Goh, B., & Ai, “. (2017, February 26). Robotics and Mobility as a Service: the Case of Singapore. *Field Actions Science Reports. The journal of field actions* p. 26-29
- Huysamen, K., de Looze, M., Bosch, T., Ortiz, J., Toxiri, S., & O'Sullivan, L. W. (2018). Assessment of an active industrial exoskeleton to aid dynamic lifting and lowering manual handling tasks. *Applied Ergonomics*, 68, 125-131.

- Kaplan, J., McCandlish, S., Henighan, T., Brown, T. B., Chess, B., Child, R., . . . Amodei, D. (2020). Scaling laws for neural language models. *arXiv preprint arXiv:2001.08361*.
- Karras, T., Aila, T., Laine, S., & Lehtinen, J. (2018). Progressive Growing of GANs for Improved Quality, Stability, and Variation. *International Conference on Learning Representations*.
- Karras, T., Laine, S., & Aila, T. (2019, June). A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Karras, T., Laine, S., Aittala, M., Hellsten, J., Lehtinen, J., & Aila, T. (2020, June). Analyzing and Improving the Image Quality of StyleGAN. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Kerikmäe, T., & Pärn-Lee, E. (2021). Legal dilemmas of Estonian artificial intelligence strategy: in between of e-society and global race. *AI & SOCIETY*, 36, 561–572.
- Khemani, B., Patil, S., Kotecha, K., & Tanwar, S. (2024). A review of graph neural networks: concepts, architectures, techniques, challenges, datasets, applications, and future directions. *Journal of Big Data*, 11, 18
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *CoRR*, abs/1412.6980.
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2014). Autoencoding Variational Bayes. *International Conference on Learning Representations*.
- Kipf, T. N., & Welling, M. (2017). Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. *International Conference on Learning Representations*.
- Klumpp, M. (2018). Automation and artificial intelligence in business logistics systems: human reactions and collaboration requirements. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 21, 224-242.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In F. Pereira, C. J. Burges, L. Bottou, & K. Q. Weinberger (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 25. Curran Associates, Inc.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.
- Li, Y., & Vasconcelos, N. (2019, June). REPAIR: Removing Representation Bias by Dataset Resampling. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Li, Y., Zhou, X., & Pan, M. (2022). Graph Neural Networks in Urban Intelligence. In L. Wu, P. Cui, J. Pei, & L. Zhao (A cura di), *Graph Neural Networks: Foundations, Frontiers, and Applications* (p. 579–593). Singapore: Springer Nature Singapore.
- Licari, D., & Comandè, G. (2024). ITALIAN-LEGAL-BERT models for improving natural language processing tasks in the Italian legal domain. *Computer Law & Security Review*, 52, 105908.
- Lorenzini, M., Lagomarsino, M., Fortini, L., Gholami, S., & Ajoudani, A. (2023). Ergonomic human-robot collaboration in industry: A review. *Frontiers in Robotics and AI*, 9.
- Ma, S., Simon, T., Saragih, J., Wang, D., Li, Y., De la Torre, F., & Sheikh, Y. (2021, June). Pixel Codec Avatars. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (p. 64-73).

- Mahler, J., & Goldberg, K. (2017). Learning Deep Policies for Robot Bin Picking by Simulating Robust Grasping Sequences. In S. Levine, V. Vanhoucke, & K. Goldberg (A cura di), *Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning*. 78, p. 515–524. PMLR.
- Martelli, S., Mazzei, L., Canali, C., Guardiani, P., Giunta, S., Ghiazza, A., . . . Del Bue, A. (2018). Deep Endoscope: Intelligent Duct Inspection for the Avionic Industry. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14, 1701-1711.
- Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021, July). A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Comput. Surv.*, 54.
- Mirza, M., & Osindero, S. (2014). Conditional Generative Adversarial Nets. *Conditional Generative Adversarial Nets*.
- Mittelstadt, B., Wachter, S., & Russell, C. (2023, January 20). The Unfairness of Fair Machine Learning: Levelling down and strict egalitarianism by default. In *Michigan Technology Law Review (forthcoming)*, Available at SSRN.
- Mohammadi, S. S., Duarte, N. F., Dimou, D., Wang, Y., Taiana, M., Morerio, P., . . . Santos-Victor, J. (2023). 3DSGrasp: 3D Shape-Completion for Robotic Grasp. *2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 3815-3822.
- Moor, M., Banerjee, O., Abad, Z. S., Krumholz, H. M., Leskovec, J., Topol, E. J., & Rajpurkar, P. (2023). Foundation models for generalist medical artificial intelligence. *Nature*, 616, 259–265.
- Mor, B., Garhwal, S., & Kumar, A. (2021). A Systematic Review of Hidden Markov Models and Their Applications. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28, 1429–1448.
- Moradi, R., Berangi, R., & Minaei, B. (2020). A survey of regularization strategies for deep models. *Artificial Intelligence Review*, 53, 3947–3986.
- Morerio, P., Cavazza, J., Volpi, R., Vidal, R., & Murino, V. (2017, October). Curriculum Dropout. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Nichol, A. Q., Dhariwal, P., Ramesh, A., Shyam, P., Mishkin, P., Mcgrew, B., . . . Chen, M. (2022). GLIDE: Towards Photorealistic Image Generation and Editing with Text-Guided Diffusion Models. In K. Chaudhuri, S. Jegelka, L. Song, C. Szepesvari, G. Niu, & S. Sabato (A cura di), *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning*. 162, p. 16784–16804. PMLR.
- Niklaus, J., Matoshi, V., Rani, P., Galassi, A., Sturmer, M., & Chalkidis, I. (2023). LEXTREME: A Multi-Lingual and Multi-Task Benchmark for the Legal Domain. *ArXiv*, abs/2301.13126.
- Nishida, R., Onishi, M., & Hashimoto, K. (2023). Crowd Simulation Incorporating a Route Choice Model and Similarity Evaluation using Real Large-scale Data. *Proceedings of the 2023 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems* (p. 2751–2753).
- Richland: International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
- Noroozi, M., & Favaro, P. (2016). Unsupervised Learning of Visual Representations by Solving Jigsaw Puzzles. In B. Leibe, J. Matas, N. Sebe, & M. Welling (A cura di), *Computer Vision – ECCV 2016* (p. 69–84). Cham: Springer International Publishing.
- Oh, S., Jung, Y., Kim, S., Lee, I., & Kang, N. (2019, September). Deep Generative Design: Integration of Topology Optimization and Generative Models. *Journal of Mechanical Design*, 141, 111405.

- Orts-Escolano, S., Rhemann, C., Fanello, S., Chang, W., Kowdle, A., Degtyarev, Y., . . . Izadi, S. (2016). Holoportation: Virtual 3D Teleportation in Real-time. *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology* (p. 741–754). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery.
- Padalkar, M. G., Beltrán-González, C., Bustreo, M., Del Bue, A., & Murino, V. (2021). A Versatile Crack Inspection Portable System based on Classifier Ensemble and Controlled Illumination. *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, (p. 4009-4016).
- Radford, A., & Narasimhan, K. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. *OpenAI blog*.
- Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. (2015). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. *CoRR*, *abs/1511.06434*.
- Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C., & Chen, M. (2022). Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents. *arXiv preprint arXiv:2204.06125*.
- Rezende, D. J., Mohamed, S., & Wierstra, D. (2014). Stochastic backpropagation and approximate inference in deep generative models. *International conference on machine learning*, (p. 1278–1286).
- Rodgers, I., Armour, J., & Sako, M. (2023). How Technology Is (or Is Not) Transforming Law Firms. *Annual Review of Law and Social Science*, *19*.
- Roller, S., Dinan, E., Goyal, N., Ju, D., Williamson, M., Liu, Y., . . . Weston, J. (2021, April). Recipes for Building an Open-Domain Chatbot. In P. Merlo, J. Tiedemann, & R. Tsarfaty (A cura di), *Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Main Volume* (p. 300–325).
- Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022, June). High-Resolution Image Synthesis With Latent Diffusion Models. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (p. 10684-10695).
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In N. Navab, J. Hornegger, W. M. Wells, & A. F. Frangi (A cura di), *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* (p. 234–241). Cham: Springer International Publishing.
- Rosado, L., Gonçalves, J., Costa, J., Ribeiro, D., & Soares, F. (2016). Supervised learning for Out-of-Stock detection in panoramas of retail shelves. *2016 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)* (p. 406–411). Chania: IEEE Press.
- Rosenblatt, F. (1958, November). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, *65*(6), 386-408.
- Roth, K., Pemula, L., Zepeda, J., Schölkopf, B., Brox, T., & Gehler, P. (2022, June). Towards Total Recall in Industrial Anomaly Detection. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, (p. 14318-14328).
- Roy, A., Sun, J., Mahoney, R., Alonzi, L., Adams, S., & Beling, P. (2018). Deep learning detecting fraud in credit card transactions. *2018 Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS)*, (p. 129-134).
- Roy, D., & Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*, *9*, 59.

- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533–536.
- Scarpellini, G., Fiorini, S., Giuliari, F., Morerio, P., & Del Bue, A. (2024). DiffAssemble: A Unified Graph-Diffusion Model for 2D and 3D Reassembly. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Scarselli, F., Gori, M., Tsoi, A. C., Hagenbuchner, M., & Monfardini, G. (2008). The graph neural network model. *IEEE transactions on neural networks*, 20, 61–80.
- Scotto Di Luzio, M. (2021). L'impatto dell'intelligenza artificiale nel settore bancario: Chatbot e customer experience. *Tesi*.
- Serradilla, O., Zugasti, E., Rodriguez, J., & Zurutuza, U. (2022). Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects. *Applied Intelligence*, 52, 10934–10964.
- Shih, Y.-J., Wu, S.-L., Zalkow, F., Müller, M., & Yang, Y.-H. (2022). Theme Transformer: Symbolic Music Generation with Theme-Conditioned Transformer. *IEEE Transactions on Multimedia*.
- Shirzad, H., Velingker, A., Venkatachalam, B., Sutherland, D. J., & Sinop, A. K. (2023). Exphormer: Sparse transformers for graphs. *International Conference on Machine Learning*.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. In Y. Bengio, & Y. LeCun (A cura di), *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015, Conference Track Proceedings*.
- Soda, P., D'Amico, N. C., Tessadori, J., Valbusa, G., Guarrasi, V., Bortolotto, C., . . . Papa, S. (2021, December). AIforCOVID: Predicting the clinical outcomes in patients with COVID-19 applying AI to chest-X-rays. An Italian multicentre study. *Medical image analysis*, 74, 102216.
- Sohl-Dickstein, J., Weiss, E. A., Maheswaranathan, N., & Ganguli, S. (2015). Deep unsupervised learning using nonequilibrium thermodynamics. *Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning - Volume 37* (p. 2256–2265).
- Sohn, K., Lee, H., & Yan, X. (2015). Learning Structured Output Representation using Deep Conditional Generative Models. *Neural Information Processing Systems*.
- Son, T. H., Weedon, Z., Yigitcanlar, T., Sanchez, T., Corchado, J. M., & Mehmood, R. (2023). Algorithmic urban planning for smart and sustainable development: Systematic review of the literature. *Sustainable Cities and Society*, 94, 104562.
- Song, Y., & Ermon, S. (2019). Generative Modeling by Estimating Gradients of the Data Distribution. In H. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d\textquotesingle Alché-Buc, E. Fox, & R. Garnett (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 32. Curran Associates, Inc
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014, June). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929-1958.
- Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). Sequence to sequence learning with neural networks. *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2* (p. 3104–3112). Cambridge: MIT Press.

- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., . . . Rabinovich, A. (2015, June). Going Deeper With Convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Tagarelli, A., & Simeri, A. (2022). Unsupervised law article mining based on deep pre-trained language representation models with application to the Italian civil code. *Artificial Intelligence and Law*, 30, 417–473.
- Thomas W. Sanchez, T. G., & Lim, T. (2023). The prospects of artificial intelligence in urban planning. *International Journal of Urban Sciences*, 27, 179-194.
- Tirupachuri, Y., Nava, G., Rapetti, L., Latella, C., & Pucci, D. (2019). Trajectory Advancement during Human-Robot Collaboration. *2019 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, (p. 1-8).
- Tomczak, J. M. (2022). Why Deep Generative Modeling? In *Deep Generative Modeling* (p. 1–12). Cham: Springer International Publishing.
- Tyen, G., Brenchley, M., Caines, A., & Buttery, P. (2022, July). Towards an open-domain chatbot for language practice. In E. Kochmar, J. Burstein, A. Horbach, R. Laarmann-Quante, N. Madnani, A. Tack, . . . T. Zesch (A cura di), *Proceedings of the 17th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications (BEA 2022)* (p. 234–249). Seattle: Association for Computational Linguistics.
- Vahdat, A., & Kautz, J. (2020). NVAE: A Deep Hierarchical Variational Autoencoder. *Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*.
- Van Der Malsburg, C. (1986). Frank Rosenblatt: Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. In G. Palm, & A. Aertsen (A cura di), *Brain Theory* (p. 245–248). Berlin: Springer Berlin Heidelberg.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., . . . Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (A cura di), *Advances in Neural Information Processing Systems*. 30. Curran Associates, Inc.
- Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Liò, P., & Bengio, Y. (2018). Graph Attention Networks. *International Conference on Learning Representations*.
- Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., & Manzagol, P.-A. (2008). Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. *Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning* (p. 1096–1103). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery.
- Weiss, T., Mayo Yanes, E., Chakraborty, S., Cosmo, L., Bronstein, A. M., & Gershoni-Poranne, R. (2023). Guided diffusion for inverse molecular design. *Nature Computational Science*, 3, 873–882.
- Yang, M., Cho, K., Merchant, A., Abbeel, P., Schuurmans, D., Mordatch, I., & Cubuk, E. D. (2023). Scalable Diffusion for Materials Discovery. *arXiv e-prints*.
- You, J., Ying, R., Ren, X., Hamilton, W. L., & Leskovec, J. (2018). GraphRNN: Generating Realistic Graphs with Deep Auto-regressive Models. *International Conference on Machine Learning*.
- Yu, C., Ma, X., Ren, J., Zhao, H., & Yi, S. (2020). Spatio-Temporal Graph Transformer Networks for Pedestrian Trajectory Prediction. *Computer Vision – ECCV 2020: 16th*

- European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part XII* (p. 507–523). Berlin: Springer-Verlag.
- Yu, Y., Gong, Z., Zhong, P., & Shan, J. (2017). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Neural Network for Remote Sensing Images. In Y. Zhao, X. Kong, & D. Taubman (A cura di), *Image and Graphics* (p. 97–108). Cham: Springer International Publishing.
- Yue, S., Chen, W., Wang, S., Li, B., Shen, C., Liu, S., . . . Wei, Z. (2023). DISC-LawLLM: Fine-tuning Large Language Models for Intelligent Legal Services. *ArXiv, abs/2309.11325*.
- Zang, X., Zhao, X., & Tang, B. (2023). Hierarchical Molecular Graph Self-Supervised Learning for property prediction. *Communications Chemistry, 6*, 34.
- Zhang, S., Fan, R., Liu, Y., Chen, S., Liu, Q., & Zeng, W. (2023). Applications of transformer-based language models in bioinformatics: a survey. *Bioinformatics advances, 3*(1), vbad001.
- Zhou, Y., Wilkinson, D., Schreiber, R., & Pan, R. (2008). Large-Scale Parallel Collaborative Filtering for the Netflix Prize. *Proceedings of the 4th International Conference on Algorithmic Aspects in Information and Management* (p. 337–348). Berlin: Springer-Verlag.
- Zonta, T., da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., da Trindade, E. S., & Li, G. P. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering, 150*, 106889.
- Zunino, A., Bargal, S. A., Morerio, P., Zhang, J., Sclaroff, S., & Murino, V. (2021). Excitation Dropout: Encouraging Plasticity in Deep Neural Networks. *International Journal of Computer Vision, 129*, 1139–1152.

