

Tecnologie digitali e disarticolazione del mercato del lavoro: evidenze e determinanti*

di Paolo Lupi

1. Introduzione

Mentre nel capitolo precedente si sono esaminati principalmente gli effetti dell'intelligenza artificiale su occupazione e salari, dedicando uno spazio limitato ai suoi effetti sulle competenze e sulle specifiche professioni, questo capitolo approfondisce proprio la relazione tra IA e trasformazione del lavoro. Gli studi precedentemente citati hanno toccato questi aspetti solo nella misura in cui integravano l'analisi macroeconomica dell'occupazione con l'osservazione delle dinamiche a livello di singole professioni. L'attenzione si sposta ora su come la tecnologia stia ridisegnando il panorama professionale: non si tratta solo di modifiche strutturali alle occupazioni esistenti, ma di una profonda trasformazione delle competenze richieste. Il processo in atto vede infatti la scomparsa di alcune professioni a causa dell'automazione dei loro compiti caratterizzanti, mentre altre figure emergono *ex novo* o si evolvono, con una ridefinizione delle mansioni in cui alcuni *task* vengono automatizzati e altri diventano complementari alle capacità dell'IA.

Per comprendere appieno come l'IA stia cambiando la domanda di competenze e le occupazioni, sarebbe necessario disporre di informazioni dettagliate su come queste tecnologie vengono utilizzate nelle imprese dei vari settori. Tuttavia, tali informazioni sono limitate, come del resto è limitata l'adozione dell'IA nelle aziende e ancor più nella pubblica amministrazione. Questo non deve sorprendere: come già evidenziato, e come riportato nel focus di Rossana Arcano in calce a questo capitolo, secondo i dati

* È il testo del capitolo I della Parte Seconda del libro di ASTRID, *Intelligenza artificiale e mercato del lavoro*, a cura di Paolo Lupi e Antonio Perrucci, Firenze, Passigli Editori, 2025

pubblicati nel Digital Economy and Society Index (DESI) della Commissione Europea, nel 2023 solo l'8% delle imprese in Europa ha integrato tecnologie IA nei propri processi, con l'Italia che registra un tasso di adozione ancora più basso, fermo al 5.

La limitata diffusione dell'IA ostacola la possibilità di ricostruire un quadro esaustivo e rappresentativo degli effetti di questa tecnologia su ampia scala. La maggior parte delle informazioni attualmente disponibili proviene da studi pilota o esperimenti limitati a singole aziende o industrie.¹ In aggiunta, la definizione stessa di intelligenza artificiale varia tra le diverse indagini e questa mancanza di uniformità rende difficile il confronto tra i dati provenienti da diverse fonti e la creazione di statistiche aggregate affidabili. Anche i dati provenienti da sondaggi effettuati fra i lavoratori o da *case studies* a livello aziendale offrono solo una visione frammentaria e spesso non rappresentativa delle dinamiche complessive, limitando la possibilità di trarre conclusioni generalizzabili.

A causa delle difficoltà nel rilevare l'impatto diretto dell'IA a livello macroeconomico, la ricerca si sta concentrando sempre più sull'utilizzo di *proxy* indirette per misurare il grado di adozione e l'impatto di tali tecnologie sui mercati del lavoro. Due approcci metodologici emergono dalla letteratura, ciascuno con i propri punti di forza e le proprie debolezze; peraltro, è interessante notare come questi due approcci siano evoluti nel tempo, incorporando diverse sofisticazioni metodologiche e si siano, a volte, anche ibridati fra loro.

¹ Si vedano a questo proposito i già citati Brynjolfsson, Li, e Raymond (2023), circa gli incrementi di produttività degli operatori di *call center* che utilizzavano IA generativa nonché Noy e Zhang (2023), in merito a un esperimento aziendale sull'utilizzo dell'IA nella redazione di testi. Anche Dell'Acqua *et al.* (2023) esplorano, nell'ambito di un esperimento randomizzato controllato, gli effetti dell'intelligenza artificiale sulla produttività e sulla qualità del lavoro di lavoratori impegnati in compiti di consulenza aziendale. I risultati mostrano come l'adozione dell'IA possa migliorare significativamente la produttività dei lavoratori, ma anche come la valutazione dell'impatto dell'IA sulla qualità del lavoro sia un'operazione più complessa e dipenda da vari fattori contestuali. Sebbene questi studi forniscano evidenze autorevoli e interessanti, ciò che da essi emerge non è facilmente generalizzabile all'intera economia.

2. I principali approcci metodologici

Un primo approccio, connotato da una forte continuità metodologica e concettuale tra i diversi studi, è di tipo *task-based*. Partendo dalla condivisione delle intuizioni del lavoro seminale di Autor, Levy e Murnane (2003) gli autori che utilizzano questo approccio *task-based* partono dalla scomposizione delle attività lavorative nei task che devono essere svolti per compierle, per poi identificare i *task* più simili a ciò che l'IA è in grado di fare autonomamente, ossia quelli più facilmente automatizzabili. Rapportando il numero e la rilevanza dei *task* automatizzabili rispetto al complesso dei *task* che caratterizzano un'occupazione, è possibile stimarne la cosiddetta *esposizione all'IA*; quest'ultima è dunque una misura, espressa per mezzo di una percentuale o (più spesso) di un punteggio, del grado di sovrapposizione tra i vari *task* che compongono un lavoro e quelli che l'IA è teoricamente in grado di automatizzare.

Una volta identificate le occupazioni più esposte all'IA è poi possibile, utilizzando l'ampia produzione statistica sul mercato del lavoro, derivare stime circa il numero di lavoratori impiegati nelle occupazioni esposte all'IA, il loro genere, il loro livello di istruzione, *etc.* L'immediata integrabilità con le statistiche ufficiali è uno dei principali vantaggi dell'approccio *task-based* e lo rende particolarmente adatto per analisi comparative a livello geografico, settoriale e per fasce di reddito. Questo filone di ricerca, pur ricco di contributi significativi, non sempre è stato interpretato correttamente nel dibattito pubblico, dove la distinzione tra potenziale di automazione ed effettiva implementazione tecnologica tende ad essere trascurata.²

Un elemento comune alla gran parte degli studi che utilizza l'approccio *task-based* è il ricorso al database O*NET per ottenere informazioni sui singoli *task* necessari a svolgere un'occupazione. Questo database, sviluppato dal Dipartimento del Lavoro degli Stati Uniti, contiene informazioni dettagliate, raccolte attraverso rilevazioni

² Emblematico in questo senso è il caso del già citato contributo seminale di Frey e Osborne, che ha dato il via ad una serie di visioni catastrofiste, nonostante gli autori avessero chiarito che i risultati erano da intendersi come *potenziali* e non come *previsti*.

condotte fra i lavoratori, oppure fra esperti dei vari settori lavorativi, su oltre mille occupazioni, per ciascuna delle quali fornisce dati sulle competenze di base necessarie a svolgerle (o ad acquisire competenze specifiche necessarie a svolgerle), le capacità – cognitive, psicomotorie, fisiche e sensoriali – da possedere, ossia quegli attributi dell’individuo che ne influenzano la *performance*, le attività – acquisire informazioni, utilizzare i computer, mantenere rapporti interpersonali, *etc.* – da saper compiere, la lista dei *task* specifici da svolgere nonché il livello di importanza di ogni competenza e capacità.³

Sebbene sia focalizzato sul mercato del lavoro statunitense, O*NET viene ampiamente utilizzato per analisi internazionali, sulla base dell’assunzione che le competenze chiave che definiscono un’occupazione non varino sostanzialmente tra paesi.

L’elemento cruciale dell’approccio *task-based* è la modalità con la quale si valuta la capacità dell’IA di svolgere i vari *task* che compongono un’occupazione, per poi derivarne l’esposizione all’IA. Fra le tante analisi, vale la pena ricordare quella di Felten, Raj e Seamans (2018; 2021), una fra le più utilizzate.

Il punto di partenza di Felten e dei suoi coautori è l’identificazione di dieci applicazioni concrete dell’IA selezionate fra le venti i cui progressi sono monitorati dalla Electronic Frontier Foundation nell’ambito del progetto *Artificial Intelligence Progress Measurement*.⁴ Queste applicazioni, che vanno dal riconoscimento delle

³ Nello specifico il database O*NET contiene – a fine 2024 – informazioni su 1.016 occupazioni tassonomizzate secondo lo Standard Occupational Classification (SOC) *system* del 2018, il sistema utilizzato dalle agenzie statistiche federali USA per classificare i lavoratori e i lavori in categorie occupazionali al fine di raccogliere, calcolare, analizzare o diffondere dati. Alle 1.016 occupazioni corrispondono circa 2087 *detailed work activities* (DWA), attività tipiche che possono essere svolte nell’ambito di molteplici occupazioni, più ampie dei *task*, che essendo 18.797 possono risultare troppo specifici per molti tipi di analisi.

⁴ L’*Artificial Intelligence Progress Measurement* è un progetto della *Electronic Frontier Foundation*, proseguito fino al 2017 e non più aggiornato, volto a monitorare sistematicamente i progressi dell’intelligenza artificiale attraverso metriche specifiche in diverse categorie di attività come i giochi di strategia astratta e il riconoscimento delle immagini. Attingendo da un’ampia gamma di fonti (letteratura accademica, *blog* e siti *web* specializzati, *etc.*) il progetto si è proposto come il primo database integrato contenente informazioni sulle prestazioni dei sistemi più avanzati di IA, fornendo così uno strumento utile per ricercatori, decisori politici e utilizzatori della tecnologia.

immagini alla comprensione del linguaggio, dai giochi strategici alla traduzione automatica, rappresentano le aree in cui l'IA ha fatto i progressi più significativi e che, secondo gli autori, si diffonderanno più rapidamente nel medio termine.⁵

Per mettere in relazione queste applicazioni e le caratteristiche reali del lavoro, Felten e i suoi colleghi, utilizzando il database O*NET, ricavano una mappatura dettagliata di 52 capacità (o abilità) umane – come la memorizzazione, l'originalità, la destrezza manuale e la forza fisica – richieste nelle varie occupazioni. Il passaggio cruciale è la creazione di una matrice di relazione tra le applicazioni IA e queste capacità. Per costruire questa matrice, gli autori hanno utilizzato la piattaforma di *crowdsourcing* Amazon Mechanical Turk per somministrare un questionario a circa 2.000 “gig workers” volto a stimare quanto ogni applicazione dell'IA sia collegata a ciascuna capacità: in questa maniera, è possibile ottenere una misura di relazione, un punteggio, che indica quanto sia stretto il legame fra un'applicazione dell'IA e una particolare capacità umana.

Una volta stabilite queste relazioni di base, il metodo procede aggregando i punteggi relativi a ciascuna capacità (pesati in base all'importanza e alla frequenza di tale capacità nell'occupazione) per determinare una misura finale, la Artificial Intelligence Occupational Exposure (AIOE), dell'esposizione complessiva di un'occupazione all'IA. Questo passaggio è importante perché considera l'effetto cumulativo di tutte le applicazioni IA su ciascuna capacità. Per esempio, una capacità come il riconoscimento dei *pattern* potrebbe essere influenzata sia dalle applicazioni di riconoscimento delle immagini, sia da quelle di comprensione del linguaggio.⁶

⁵ Successivamente, E. W. Felten, Raj, e Seamans (2023) hanno modificato la propria metodologia per dar conto della diffusione dei *large language models*, enfatizzando, nell'ambito delle dieci applicazioni, il ruolo della comprensione e manipolazione del testo. I risultati però non sono significativamente differenti, le attività lavorative che prima della modifica metodologica risultavano più esposte all'IA sono sostanzialmente le medesime di quelle più esposte dopo la modifica. L'unica differenza di qualche rilievo riguarda la maggiore esposizione delle professioni legate al settore dell'istruzione avanzata (*business schools, computer training, etc.*).

⁶ In un'ottica simile a quella di Felten, Brynjolfsson, Mitchell, e Rock (2018) hanno sviluppato un approccio basato una tabella di corrispondenza (*rubric*) per valutare se e in che misura ciascun *task* possa essere esposto all'IA, sfruttando le caratteristiche dei *task* stessi. Gli autori hanno chiesto a un ampio numero di esperti di

È importante notare come l'interpretazione dell'esposizione all'IA sia evoluta nel tempo. Nei primi studi, quale quello di Frey e Osborne (2017), l'esposizione era vista principalmente come una misura del rischio di automazione. Come abbiamo appena visto, studi più recenti hanno adottato una visione più sfumata, considerando l'esposizione come una misura del "collegamento" tra un'occupazione e l'IA, collegamento che può assumere sia la forma di sostituzione, sia quella di complementarità. In altre parole, a un valore più alto dell'esposizione corrisponde una maggiore probabilità che l'IA possa *i*) automatizzare talune mansioni (riducendo il carico di lavoro umano o sostituendo alcune funzioni) o *ii*) facilitare il lavoratore nello svolgimento di parti del proprio lavoro o comunque aumentare la produttività.

Un contributo significativo in questa direzione è stato fornito da Pizzinelli (2023), che ha proposto un'estensione della misura di Felten per distinguere tra potenzialità di sostituzione e di complementarità. Il suo approccio si basa su due informazioni rinvenibili (ancora una volta!) dal database O*NET: i contesti di lavoro e le “*job zones*”. I contesti di lavoro catturano fattori fisici e sociali che influenzano la natura del lavoro (come il tipo e la frequenza della comunicazione e dell'interazione con altre persone, oppure la responsabilità sulla salute e la sicurezza di altre persone e, più in generale, sui risultati del lavoro) e possono indicare la probabilità che le attività chiave di un'occupazione vengano delegate all'IA senza supervisione umana. Le *job zones* riflettono invece il livello di istruzione e formazione richiesto, che può influenzare la capacità di integrare l'IA come tecnologia di supporto.

Pizzinelli integra queste informazioni nella misura di Felten per creare un indicatore che valuta il potenziale di complementarità delle tecnologie IA per ciascuna occupazione. Occupazioni che richiedono un alto livello di interazione umana,

valutare 23 caratteristiche che possono rendere ciascun *task* adatto alla sostituzione attraverso il machine learning, derivando un indice di idoneità al *machine learning*. Secondo questa metrica, i *task* adatti al *machine learning* sono distribuiti trasversalmente tra le occupazioni e la correlazione di questa misura con i livelli salariali è piuttosto bassa. Gli autori concludono che l'adozione del *machine learning* comporterà probabilmente una riallocazione dei *task* all'interno dei lavori, piuttosto che una completa sostituzione di alcuni di essi.

comunicazione e competenze cognitive e decisionali, specie se a queste competenze sono associati elevati carichi di responsabilità, sono considerate più propense a beneficiare dell'IA come supporto, piuttosto che a essere sostituite. Ad esempio, lavori che richiedono la capacità di negoziare, giudicare, diagnosticare, coordinare o di risolvere problemi complessi, sono generalmente classificati come complementari, poiché l'IA può facilitare il processo decisionale senza sostituire completamente l'elemento umano.

Quindi, a differenza di Felten e coautori – che producono una singola misura di “AI exposure” – Pizzinelli elabora un modello in cui l’“esposizione” è scomposta nelle due componenti di sostituzione e di complementarità (o augmentation).

Questo consente di creare un quadro più dettagliato del rischio e delle opportunità legate all'automazione, aiutando a formulare strategie di intervento più mirate. La metodologia di Pizzinelli rappresenta un passo avanti rispetto all'approccio di Felten e coautori poiché fornisce una visione che prende in considerazione l'adattabilità dei lavoratori e l'evoluzione delle competenze necessarie, distinguendo chiaramente tra rischio di sostituzione e possibilità di complementarità. Questa distinzione è fondamentale per lo sviluppo di politiche del lavoro che promuovano la riqualificazione e l'integrazione tecnologica in modo equo e sostenibile.

Infine, Eloundou et al. (2023) si sono concentrati specificamente sui *large language models* ed hanno assegnato una valutazione (esposto direttamente/esposto indirettamente/non esposto) a ciascun *task* nel database O*NET, basandosi sia sul giudizio di esperti, sia sul giudizio di GPT-4. Gli autori trovano che l'esposizione occupazionale è presente a tutti i livelli salariali, ma soprattutto nei lavori ad alto reddito. È interessante notare che la loro misura è positivamente correlata con i lavori che richiedono competenze di scrittura e programmazione, mentre è negativamente correlata con i lavori che richiedono pensiero critico.

I vantaggi dell'approccio *task-based* sono molteplici. In primo luogo, esso permette di quantificare l'esposizione all'IA in modo sistematico e comparabile tra occupazioni

e paesi. Inoltre, collegandosi alle statistiche sul lavoro esistenti, consente di fare proiezioni sull'impatto potenziale dell'IA su diverse dimensioni del mercato del lavoro. Infine, come abbiamo appena visto, le versioni più recenti di questo approccio permettono di distinguere tra effetti di sostituzione e complementarità, fornendo una visione più articolata e realistica dell'impatto dell'IA.

Tuttavia, l'approccio *task-based* presenta anche alcune limitazioni. La più evidente è la soggettività intrinseca nella valutazione della suscettibilità dei *task* all'automazione: fatta eccezione per pochi studi, tra cui quello di Webb, nella quasi totalità dei casi, la misura dell'esposizione è affidata al giudizio di esperti, i quali utilizzano matrici valutative che - sulla base di criteri prestabiliti - associano a ciascun *task* un punteggio di esposizione all'IA. Il punto è che non sempre, in questa operazione, si riesce a cogliere la complessità e l'ampio spettro di tecnologie IA esistenti.

Inoltre, l'approccio *task-based* è necessariamente statico, essendo basato sulla natura attuale delle occupazioni, così come sono codificate nel database O*NET e non può quindi catturare come l'IA possa modificare i *task* che caratterizzano le occupazioni o come l'IA possa creare nuove occupazioni non ancora esistenti. La variabilità nell'esposizione all'automazione all'interno delle stesse occupazioni è stata esplicitamente considerata da Nedelkoska e Quintini (2018) che hanno utilizzato i dati del Programma per la valutazione internazionale delle competenze degli adulti dell'OECD che ha permesso loro di tenere esplicitamente conto del fatto che lavori con lo stesso titolo occupazionale possono in realtà comportare mansioni molto diverse e quindi di riconoscere l'esistenza di differenze nei *task* svolti dai lavoratori nell'ambito stessa occupazione.⁷

⁷ Il Programma per la valutazione internazionale delle competenze degli adulti o PIAAC (Programme for the International Assessment of Adult Competencies) è un'iniziativa dell'OECD volta alla valutazione delle competenze della popolazione adulta tra i 16 ed i 65 anni di età. Il fine principale del PIAAC è quello di fornire informazioni statistiche aggiornate, confrontabili a livello internazionale, sulle competenze degli adulti nei Paesi OECD, da utilizzare nella definizione delle politiche educative e del lavoro.

Un'altra limitazione importante è che questo approccio non tiene conto dei vincoli all'implementazione dell'IA che esistono nella realtà, come la disponibilità di infrastrutture adeguate, i costi relativi di lavoro e capitale, e le preferenze sociali riguardo l'uso dell'IA in determinati contesti lavorativi. Questi fattori possono significativamente influenzare l'effettiva adozione dell'IA e quindi il suo impatto sul mercato del lavoro.

Nonostante queste limitazioni, gli studi basati sull'approccio *task-based* hanno prodotto risultati interessanti e convergenti. Da questi studi infatti emerge che l'IA ha fatto i maggiori progressi nell'automatizzare *task* cognitivi non routinari, distinguendosi così dalle precedenti ondate di automazione che hanno principalmente interessato i *task* manuali e routinari. Questo suggerisce che l'impatto dell'IA sul mercato del lavoro potrebbe essere qualitativamente diverso da quello delle precedenti innovazioni tecnologiche, interessando anche (se non principalmente) occupazioni ad alta qualificazione che finora erano state relativamente protette dall'automazione.

Va detto che molti studi rilevano che i lavori che richiedono principalmente intelligenza sociale, come la capacità di gestire relazioni interpersonali complesse, prendersi cura degli altri o mostrare sensibilità culturale, risultano più resistenti all'automazione, così come le occupazioni che richiedono elevata intelligenza cognitiva, manifestata attraverso creatività e ragionamento complesso o quelle che richiedono percezione e manipolazione fisica in ambienti non strutturati, dove la versatilità e l'adattabilità umana rimangono superiori alle capacità delle macchine.

Il secondo approccio si basa sull'analisi delle offerte di lavoro online, i cosiddetti *job posting*. I ricercatori, utilizzando strumenti di analisi testuale, sostanzialmente "spulciano" i siti delle piattaforme di reclutamento *online* per vedere la frequenza dei riferimenti all'intelligenza artificiale nelle descrizioni delle posizioni lavorative. Tale frequenza viene interpretata come indicatore *proxy* della domanda di competenze specifiche o anche, in una prospettiva più ampia, del tasso di adozione tecnologica dell'IA a livello settoriale o ancora, con ulteriori aggregazioni, di sistema economico.

La principale fonte di dati utilizzata in letteratura è *Lightcast*,⁸ una piattaforma che raccoglie gli annunci di lavoro da oltre 50.000 siti *web* e piattaforme specializzate e che, nell'ambito di questo tipo di analisi, gioca un ruolo simile a quello del database O*NET nell'ambito delle analisi *task-based*. Per il mercato europeo si può anche fare affidamento sui dati del Web Intelligence Hub (WIH), una piattaforma creata da Eurostat per uniformare metodi e strumenti per la raccolta di dati dal web, ed in particolare sui dati del progetto WIH-OJA, sviluppato congiuntamente con il Centro europeo per lo sviluppo della formazione professionale (Cedefop), che mette a disposizione una amplissima raccolta di annunci di lavoro pubblicati sul web.

Un aspetto cruciale di questa metodologia riguarda la rappresentatività dei dati. Sebbene non tutti i posti di lavoro vengano pubblicizzati online, diversi studi hanno validato la rappresentatività degli annunci online confrontandoli con dati ufficiali sull'occupazione. Ad esempio, Acemoglu et al. (2022) hanno riscontrato per gli Stati Uniti un'elevata sovrapposizione tra i dati di Lightcast e i risultati della rilevazione periodica del *Bureau of Labor Statistics* statunitense circa le posizioni lavorative aperte e il turnover del lavoro (Job Openings and Labor Turnover Survey - JOLTS), con una buona corrispondenza sia nelle tendenze temporali, sia nella distribuzione settoriale.

La metodologia dei *job posting* consente di identificare sia la domanda diretta di competenze legate all'IA, sia la domanda indiretta di altre competenze. La maggior parte di questi studi utilizza strumenti di analisi testuale per identificare gli annunci nei quali vengono richieste competenze di IA (ricorrendo a parole chiave come *machine learning*, *natural language processing*, *computer vision* o altre tecniche più sofisticate) e per tracciarne l'evoluzione nel tempo e tra i settori. Borgonovi et al. (2023) hanno documentato una rapida crescita degli annunci richiedenti competenze di IA a partire

⁸ La copertura degli annunci pubblicati online di Lightcast (precedentemente nota come *Burning Glass Technologies*) è pressoché universale e, per garantire l'eterogeneità dei dati, l'azienda applica un limite del 5% di *vacancies* provenienti da una singola fonte. Lightcast applica algoritmi di deduplicazione e converte gli annunci in un formato strutturato adatto all'analisi dei dati, classificando le posizioni aperte per occupazione, industria e area geografica, e soprattutto estraendo dal testo degli annunci informazioni dettagliate sulle competenze richieste.

dal 2015, con particolare concentrazione nei settori ICT, nei servizi professionali e nella finanza. La loro analisi, basata su dati di 14 paesi OCSE, mostra che la quota di annunci in cui si richiedono competenze in IA è aumentata del 33% tra il 2019 e il 2022, pur rimanendo inferiore all'1% del totale delle posizioni lavorative richieste.

La metodologia dei *job posting* permette anche di studiare come l'esposizione all'IA modifichi la domanda di competenze non-IA. Attraverso l'analisi longitudinale degli annunci di lavoro è possibile osservare come le imprese più esposte all'IA cambino nel tempo le competenze richieste, sia in termini di competenze che diventano obsolete, sia di nuove competenze che emergono. Questo tipo di analisi fornisce evidenze sugli effetti di sostituzione e complementarità tra IA e lavoro umano. Sempre Acemoglu et al. (2022), in un'analisi molto granulare, a livello di stabilimento produttivo, hanno mostrato che gli stabilimenti in cui si svolgono attività più esposte all'IA hanno ridotto le assunzioni non-IA di circa il 7,2% tra il 2010 e il 2018, con effetti particolarmente marcati dopo il 2015.⁹ L'analisi ha evidenziato anche cambiamenti significativi nelle competenze richieste, con una riduzione della domanda di competenze amministrative e gestionali di base e un aumento della domanda di competenze complementari all'IA.

Le evidenze empiriche ottenute finora attraverso questa metodologia suggeriscono che l'IA sta avendo effetti significativi ma eterogenei sul mercato del lavoro. A livello di singolo stabilimento produttivo, si osserva che una maggiore esposizione all'IA è associata a una riduzione delle assunzioni non-IA ed a significativi cambiamenti nelle competenze richieste. Tuttavia, questi effetti non sono ancora rilevabili a livello

⁹ Un vantaggio chiave della metodologia dei *job posting*, come evidenziato anche da Deming e Noray (2020), è la capacità di osservare questi cambiamenti in maniera molto granulare – fino al livello di singola impresa o di stabilimento. Questo approccio consente di eliminare l'influenza di fattori nascosti o difficili da misurare, che potrebbero altrimenti distorcere i risultati. Ciò è reso possibile dall'utilizzo di modelli di regressione che includono i cd. effetti fissi, i quali permettono di isolare e controllare le differenze specifiche tra aziende o stabilimenti, concentrandosi esclusivamente sui cambiamenti rilevanti. Questo permette di identificare in modo più convincente gli effetti causali dell'IA, superando alcune limitazioni degli studi basati solo su dati settoriali o occupazionali aggregati.

aggregato di settore o per occupazione, probabilmente perché l'adozione dell'IA è ancora limitata a una parte relativamente piccola dell'economia.

La metodologia dei *job posting* presenta però anche alcune limitazioni importanti. In primo luogo, essa è in grado di catturare solo la domanda di lavoro espressa attraverso canali online e, benché, come si è già menzionato, vi siano studi che hanno validato la rappresentatività globale di questa metodologia, si rischia di perdere l'effetto di dinamiche importanti in segmenti del mercato del lavoro che utilizzano altri canali di reclutamento o di identificare i settori che usano meno gli annunci online, come settori in cui la domanda di lavoro è in riduzione. In particolare, come notano Carnevale, Jayasundera, e Repnikov (2014) essa tende a sovrarappresentare le posizioni altamente qualificate e a sottorappresentare i lavori che utilizzano canali di recruiting informali.¹⁰ Inoltre, le aziende potrebbero pubblicare un solo annuncio per assumere più persone, o pubblicare annunci senza realmente assumere, solo per sondare il mercato. Queste pratiche rendono difficile interpretare il numero di annunci come misura diretta della domanda di lavoro.

In secondo luogo – come nel caso dell'approccio *task-based* – l'identificazione delle competenze di IA e le analisi che ne conseguono, sono sottoposte a diversi elementi di arbitrarietà. Come notano Colombo e Trentini (2023), gli annunci di lavoro contengono sempre un elemento di discrezionalità, in quanto il potenziale datore di lavoro evidenzia i tratti del profilo occupazionale più caratterizzanti e utili al suo fine e non il profilo occupazionale completo; quindi non sempre le descrizioni delle posizioni lavorative permettono al ricercatore di catturare pienamente le modifiche che avvengono nelle mansioni effettivamente svolte e la trasformazione delle mansioni sul luogo di lavoro.

Inoltre, le analisi dei *job posting* sono più adatte a catturare gli effetti dell'IA legati alla sostituzione di *task* esistenti, non essendo in grado di stimare gli effetti positivi

¹⁰ Carnevale e i suoi colleghi stimano che l'80-90% delle posizioni che richiedono una laurea sono online, contro il 40-60% di quelle che richiedono un diploma.

sull'occupazione derivanti dallo sviluppo di nuovi prodotti e nuovi servizi abilitati dall'IA (ma è in grado di stimare la domanda di nuovi *skill*).

Nonostante questi limiti l'analisi dei *job posting online* rappresenta uno strumento prezioso per studiare l'evoluzione della domanda di competenze e l'impatto delle nuove tecnologie sul mercato del lavoro. La ricchezza e granularità dei dati, combinata con tecniche appropriate di *text mining* e analisi econometrica, permette di ottenere evidenze empiriche difficilmente ricavabili da altre fonti. Con l'ulteriore diffusione dell'IA nei prossimi anni, questa metodologia diventerà probabilmente ancora più rilevante per comprendere le trasformazioni in corso nel mondo del lavoro.

In un'ottica di confronto con l'approccio *task based*, possiamo dire che lo studio dei *job posting* permette di ricavare con estrema tempestività la domanda di competenze, consentendo di rilevarne i cambiamenti nel breve periodo.¹¹ D'altra parte, l'approccio *task-based* permette di individuare il grado di esposizione delle occupazioni sulla base della struttura delle attività svolte dai lavoratori, fornendo una visione più approfondita del potenziale impatto dell'IA sui singoli settori lavorativi. Tale metodo è più adatto a comprendere i rischi di sostituzione e le opportunità di complementarità, ma è limitato da una natura statica della definizione delle occupazioni. Questo significa che, sebbene il metodo *task-based* sia efficace nell'identificare i compiti attuali esposti all'automazione, potrebbe non essere in grado di prevedere come le occupazioni cambieranno man mano che le tecnologie IA si diffondono e si evolvono.

Inoltre, se le analisi *task-based* hanno difficoltà a misurare le competenze non tecniche come la creatività, l'empatia e le capacità interpersonali, sempre più rilevanti in un'ottica di complementarità con l'IA in un mercato del lavoro sempre più

¹¹ Sempre (Colombo e Trentini 2023) notano che grazie all'analisi dei *job posting* è possibile individuare velocemente le competenze che sono relativamente più richieste dal mercato e quindi la direzione del cambiamento della domanda, il che rende talia analisi particolarmente utili nell'ambito delle politiche attive del lavoro, sia per identificare le tipologie di formazione più interessanti per il mercato, sia per studiare nel dettaglio i profili di occupabilità delle persone in cerca di lavoro.

automatizzato, queste competenze – spesso definite *soft skill* – sono ben evidenziate negli annunci di lavoro e quindi più facilmente rilevabili dalle analisi dei *job posting*.

Appare opportuno a questo punto menzionare che vi sono alcuni studi in cui le due metodologie sono state utilizzate congiuntamente. Ad esempio, nel già citato Acemoglu et al. (2022) vengono utilizzati entrambi gli approcci per validare reciprocamente i risultati. Gli autori mostrano che la misura di esposizione all'IA di Felten, Raj e Seamans (2018; 2021) è significativamente correlata con la pubblicazione di offerte di lavoro che richiedono competenze in IA, fornendo così una validazione esterna alla misura di esposizione. Anche Georgieff e Hye (2022) combinano l'analisi dei *job posting* con misure *task-based* di esposizione all'IA per fornire evidenza cross-country sugli effetti dell'IA sull'occupazione.

Dunque, l'integrazione metodologica permette di sfruttare la complementarità fra i due approcci, unendo alla granularità e tempestività dei *job posting*, la completezza e la struttura teorica dell'approccio *task-based*. Inoltre, l'uso congiunto delle due metodologie permette di mitigare le più importanti limitazioni di ciascuna di esse – la staticità della definizione delle occupazioni per le analisi *task-based* e la copertura della sola domanda di lavoro espressa on-line per le analisi dei *job posting* – oltre a fornire la possibilità di validare reciprocamente i risultati.

3. Gli effetti dell'IA in termini di competenze

Concentrandoci invece sui risultati più che sulla metodologia, rileviamo che le già citate ricerche, principalmente dell'OCSE, sull'impatto dell'Intelligenza Artificiale nel mercato del lavoro – di cui si darà più ampiamente conto nel primo capitolo della sezione tre, a cura di Angelica Salvi del Pero e Stefano Scarpetta della Direzione per l'Occupazione, il Lavoro e gli Affari Sociali dell'OCSE – dipingono un quadro complesso, che sfugge a facili semplificazioni. Gli studi più recenti (Lane 2024; Borgonovi et al. 2023; Green e Lamby 2023) evidenziano come l'IA stia influenzando

in modo diseguale diverse categorie di lavoratori, con effetti che variano significativamente in base al livello di istruzione, all'età e al tipo di occupazione.

Un dato emerge con chiarezza: i lavoratori più esposti all'impatto dell'IA, soprattutto quella generativa, sono quelli altamente qualificati, le cui mansioni richiedono competenze cognitive avanzate. Secondo l'analisi di Lane (2024), condotta su 22 paesi OCSE, professioni come manager, professionisti IT e specialisti scientifici mostrano i più alti livelli di "esposizione all'IA"; al contrario, le occupazioni che richiedono principalmente abilità manuali e forza fisica mostrano una bassa esposizione.

Questo pattern si riflette nella composizione socio-demografica dei lavoratori più esposti all'IA. I dati mostrano una forte sovrarappresentazione di lavoratori con istruzione terziaria nelle occupazioni ad alta esposizione (70% contro il 9% nelle occupazioni a bassa esposizione). L'istruzione emerge come il principale determinante del livello di esposizione all'IA, mediando anche la relazione con altre caratteristiche demografiche (Georgieff e Hye, 2022).

4. Discriminazioni e pregiudizi nel mercato del lavoro

Un aspetto cruciale che emerge dalle ricerche dell'OCSE riguarda il potenziale dell'IA di amplificare o ridurre i *bias* esistenti nel mercato del lavoro. Come documentato da Salvi del Pero, Wyckoff, e Vourc'h (2022), l'IA può rendere sistematici e amplificare pregiudizi preesistenti, soprattutto nei processi di reclutamento e valutazione del personale. Un caso emblematico citato da Kim (2019) riguarda l'uso di algoritmi di Facebook che escludevano i lavoratori più anziani dalla visualizzazione di determinate offerte di lavoro. Inoltre, i *bias* possono emergere anche involontariamente: se un dataset di training per il reclutamento di specialisti IT contiene prevalentemente profili maschili, l'algoritmo tenderà a favorire i candidati uomini, perpetuando la sottorappresentazione femminile nel settore. Tuttavia, la ricerca evidenzia anche il potenziale dell'IA di ridurre le discriminazioni.

Un dato particolarmente interessante emerge dall'analisi delle differenze di genere nell'impatto dell'IA. Sebbene uomini e donne mostrino livelli simili di esposizione all'IA, la crescita occupazionale associata all'IA è stata più forte per le donne. Tuttavia, Lane (2024) e Georgieff e Hye (2022) suggeriscono che questo trend potrebbe riflettere più in generale un declino della segregazione occupazionale di genere che un effetto specifico dell'IA.

La ricerca evidenzia anche significative disparità nell'accesso alle opportunità legate all'IA. Borgonovi et al. (2023) mostrano come la "forza lavoro IA" sia fortemente concentrata in un segmento demografico ristretto, prevalentemente maschile e con alta istruzione. Pattern simili si riscontrano tra gli "utilizzatori di IA", che tendono ad essere più giovani, maschi e laureati rispetto ai non utilizzatori.

Un dato preoccupante riguarda i lavoratori stranieri e quelli con bassa istruzione, che mostrano maggiori difficoltà ad accedere alle opportunità offerte dall'IA. Questo gap riflette divari preesistenti nelle competenze digitali e nella partecipazione alla formazione continua (Lane, 2024).

Un aspetto promettente invece riguarda il potenziale dell'IA di aprire nuove opportunità per gruppi tradizionalmente svantaggiati. Come evidenziato da Touzet (2023), le tecnologie IA possono facilitare l'accesso al lavoro per le persone con disabilità attraverso soluzioni come il riconoscimento vocale per persone con disartria o sistemi di sottotitolazione in tempo reale per non udenti. Inoltre, la capacità dell'IA di tradurre in tempo reale può aumentare le opportunità di impiego per i lavoratori non madrelingua.

Particolarmente rilevante è l'impatto dell'IA sui lavoratori più anziani. I case study OCSE, riportati da Milanez (2023), evidenziano come questi lavoratori siano oggetto di preconcetti circa la loro capacità di adattarsi alle nuove tecnologie. Tuttavia, la ricerca suggerisce anche che la loro esperienza e anzianità aziendale possono offrire un certo livello di protezione rispetto alla perdita del posto di lavoro, con molte aziende che optano per la riqualificazione invece del licenziamento.

Le ricerche suggeriscono che l'IA potrebbe sia amplificare che ridurre le disuguaglianze esistenti. Da un lato, l'IA può perpetuare ed esacerbare pregiudizi e discriminazioni, dall'altro offre potenzialità per aprire nuove opportunità a gruppi tradizionalmente sottorappresentati, ad esempio attraverso strumenti di traduzione in tempo reale o tecnologie assistive per lavoratori con disabilità.

Le ricerche dell'OCSE sottolineano l'importanza di politiche mirate per garantire che i benefici dell'IA siano distribuiti equamente. Particolare attenzione viene posta sulla necessità di colmare i divari nelle competenze digitali e nella partecipazione alla formazione continua, che attualmente penalizzano soprattutto i lavoratori con bassa istruzione e gli immigrati. Come evidenziato da Lane (2024), questi gap rischiano non solo di escludere questi gruppi dalle opportunità offerte dall'IA, ma anche di limitare la loro capacità di adattarsi ai cambiamenti che l'IA porta nel mondo del lavoro.

Riferimenti Bibliografici

- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell, e Pascual Restrepo. 2022. «Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies». *Journal of Labor Economics* 40 (S1): S293–340. <https://doi.org/10.1086/718327>.
- Autor, David H., Frank Levy, e Richard J. Murnane. 2003. «The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration». *The Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279–1333.
- Borgonovi, Francesca, Flavio Calvino, Chiara Criscuolo, Lea Samek, Helke Seitz, e Julia Nitschke. 2023. «Emerging Trends in AI Skill Demand across 14 OECD Countries». Paris: OECD. <https://doi.org/10.1787/7c691b9a-en>.
- Brynjolfsson, Erik, Danielle Li, e Lindsey Raymond. 2023. «Generative AI at Work». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2304.11771>.
- Brynjolfsson, Erik, Tom Mitchell, e Daniel Rock. 2018. «What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy?» *AEA Papers and Proceedings* 108 (maggio):43–47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>.
- Carnevale, Anthony P., Tamara Jayasundera, e Dmitri Repnikov. 2014. «Understanding Online Job Ads Data: A Technical Report». Washington D.C.: Georgetown University Center on Education and the Workforce. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED558184.pdf>.
- Colombo, Emilio, e Francesco Trentini. 2023. «Il cambiamento delle professioni come cambiamento delle competenze: evidenze dagli annunci di lavoro online in cinque paesi europei». *Rivista di Politica Economica*, fasc. 1.
- Dell’Acqua, Fabrizio, Edward McFowland, Ethan R. Mollick, Hila Lifshitz-Assaf, Katherine Kellogg, Saran Rajendran, Lisa Krayer, François Candelon, e Karim R. Lakhani. 2023. «Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality». *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4573321>.
- Deming, David J, e Kadeem Noray. 2020. «Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers*». *The Quarterly Journal of Economics* 135 (4): 1965–2005. <https://doi.org/10.1093/qje/qjaa021>.
- Felten, Edward, Manav Raj, e Robert Seamans. 2021. «Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses». *Strategic Management Journal* 42 (12): 2195–2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>.
- Felten, Edward W., Manav Raj, e Robert Seamans. 2018. «A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities». *AEA Papers and Proceedings* 108:54–57.
- . 2023. «How Will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?» *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4375268>.
- Frey, Carl Benedikt, e Michael A. Osborne. 2017. «The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?» *Technological Forecasting and Social Change* 114 (gennaio):254–80. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- Georgieff, Alexandre, e Raphaela Hye. 2022. «Artificial Intelligence and Employment: New Cross-Country Evidence». 265. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. OECD. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2022.832736/full>.
- Green, Andrew, e Lucas Lamby. 2023. «The Supply, Demand and Characteristics of the AI Workforce across OECD Countries». OECD Social, Employment and Migration Working Papers 287. Vol. 287. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. <https://doi.org/10.1787/bb17314a-en>.
- Kim, Pauline. 2019. «Big Data and Artificial Intelligence: New Challenges for Workplace Equality». Washington University in St. Louis - School of Law - Legal Studies Research Paper 18-12–04. St. Louis: Washington University in St. Louis - School of Law.

- Lane, Marguerita. 2024. «Who Will Be the Workers Most Affected by AI?» 26. OECD Artificial Intelligence Papers. OECD.
- Milanez, Anna. 2023. «The Impact of AI on the Workplace: Evidence from OECD Case Studies of AI Implementation». OECD Social, Employment and Migration Working Papers 289. Vol. 289. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. <https://doi.org/10.1787/2247ce58-en>.
- Nedelkoska, Ljubica, e Glenda Quintini. 2018. «Automation, Skills Use and Training». OECD Social, Employment and Migration Working Papers 202. Vol. 202. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>.
- Noy, Shakked, e Whitney Zhang. 2023. «Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence». *Science* 381 (luglio):187–92.
- Pizzinelli, Carlo. 2023. «Labor Market Exposure to AI: Cross-Country Differences and Distributional Implications». *IMF Working Papers* 2023 (216): 1. <https://doi.org/10.5089/9798400254802.001>.
- Salvi del Pero, Angelica, Peter Wyckoff, e Anna Vourc'h. 2022. «Using Artificial Intelligence in the Workplace: What Are the Main Ethical Risks?» OECD Social, Employment and Migration Working Papers 273. Vol. 273. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. <https://doi.org/10.1787/840a2d9f-en>.
- Touzet, Chloé. 2023. «Using AI to Support People with Disability in the Labour Market: Opportunities and Challenges». OECD Artificial Intelligence Papers 7. Vol. 7. OECD Artificial Intelligence Papers. <https://doi.org/10.1787/008b32b7-en>.