



XI CONSILIATURA 2023 - 2028

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

CASI E MATERIALI DI DISCUSSIONE:  
MERCATO DEL LAVORO E CONTRATTAZIONE COLLETTIVA

N. 7 | 2024

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

# 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 del Centro Ricerche Enrico  
Fermi

*Il CREF è membro del gruppo di lavoro su IA istituito dal Presidente del CNEL.*

*Le opinioni espresse nel presente documento sono personali e non impegnano la responsabilità del  
CNEL.*

---

CASI E MATERIALI DI DISCUSSIONE:

MERCATO DEL LAVORO E CONTRATTAZIONE COLLETTIVA

N. 7 | 2024

Aprile 2024

## 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.

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

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.

## INDICE

---

<b>1 INTRODUZIONE.....</b>	<b>6</b>
1.1 IL FRAMEWORK DELLA ECONOMIC COMPLEXITY.....	8
<b>2. I DATI .....</b>	<b>10</b>
2.1 ON*ET.....	10
<b>3. LO STATO DELL'ARTE .....</b>	<b>12</b>
<b>4. RISULTATI PRELIMINARI.....</b>	<b>20</b>
4.1 STUDIO DELLE CONNESSIONI TRA IA E SETTORI INDUSTRIALI.....	20
4.2 FITNESS DELLE OCCUPAZIONI VS INDICE DI IA EXPOSURE OCCUPAZIONALE .....	20
<b>5. ANALISI DELLE ATTIVITA' ECONOMICHE ITALIANE .....</b>	<b>32</b>
<b>6. DISCUSSIONI E PROSPETTIVE .....</b>	<b>37</b>
6.1 UN DATASET ALTERNATIVO: IL JRC-EUROFOUND TASKS FRAMEWORK.....	37
6.2 LIMITAZIONI DEGLI INDICI DI ESPOSIZIONE OCCUPAZIONALE .....	38
6.3 SVILUPPI FUTURI CON GLI ANNUNCI DI LAVORO ONLINE .....	40
6.3.1 IL CONTESTO .....	40
6.3.2 L'APPLICAZIONE DEI METODI DI ECONOMIC COMPLEXITY AGLI AN- NUNCI DI LAVORO.....	41
<b>7. DISCUSSIONE GENERALE E CONCLUSIONI .....</b>	<b>43</b>
<b>8. BIBLIOGRAFIA .....</b>	<b>47</b>
<b>APPENDICE .....</b>	<b>54</b>

## 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

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

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](http://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

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

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](http://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.

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

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  $\theta$  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  $\theta_i$  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

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

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.

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

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.

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

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.

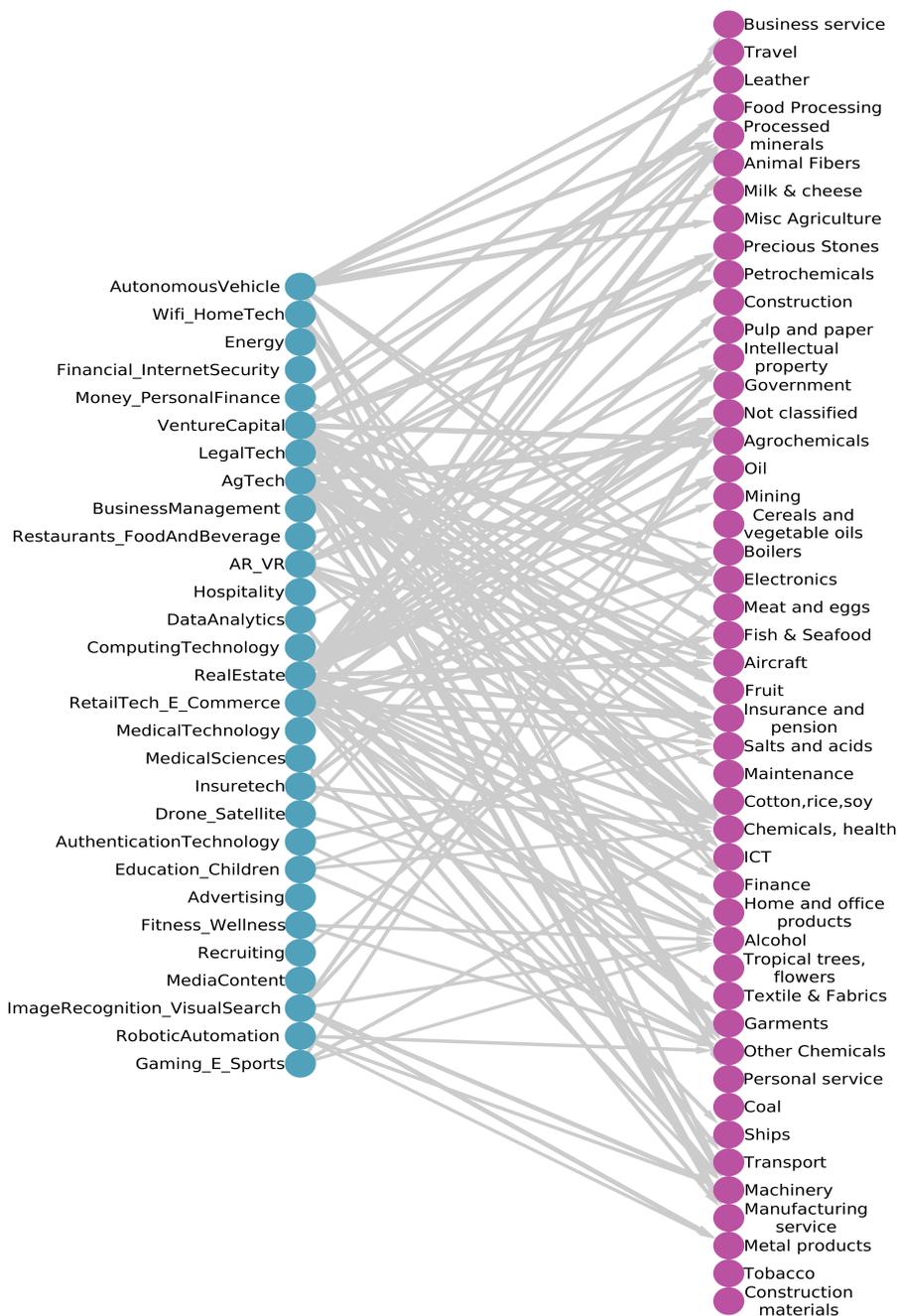
## L'IMPATTO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE SUL MERCATO DEL LAVORO NELLA PROSPETTIVA DI ECONOMIC COMPLEXITY

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.

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

Figura 1

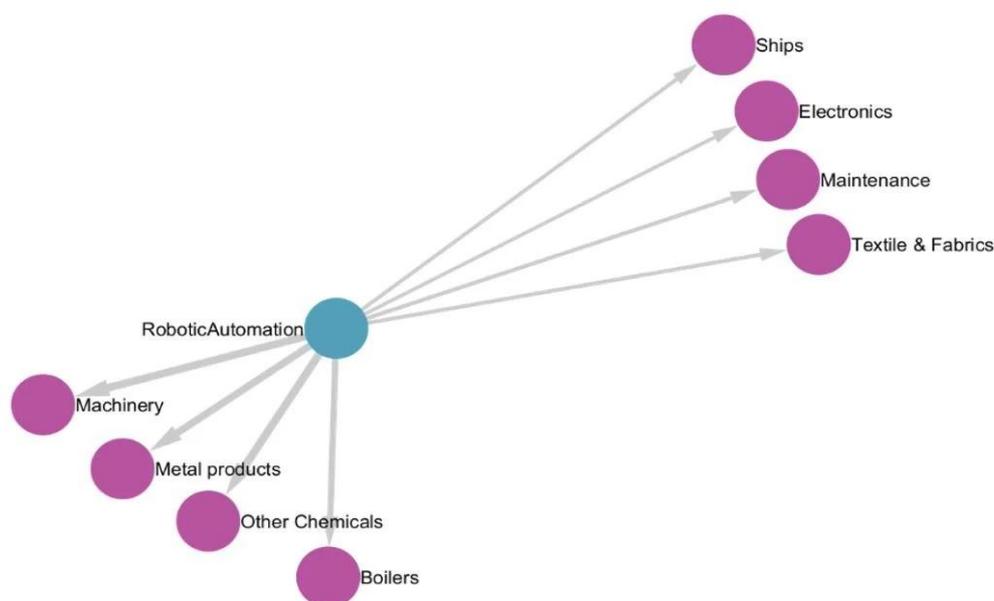


**Figura 1:** Relazione tra i settori di IA e le loro ricadute industriali. Investendo in specifici settori IA (a sinistra) si hanno ricadute industriali nei settori (prodotti e servizi) rappresentati sulla destra della Figura. Sono evidenziati alcuni settori e link di esempio, come il settore WiFi e home Technologies che influisce

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

*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.

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

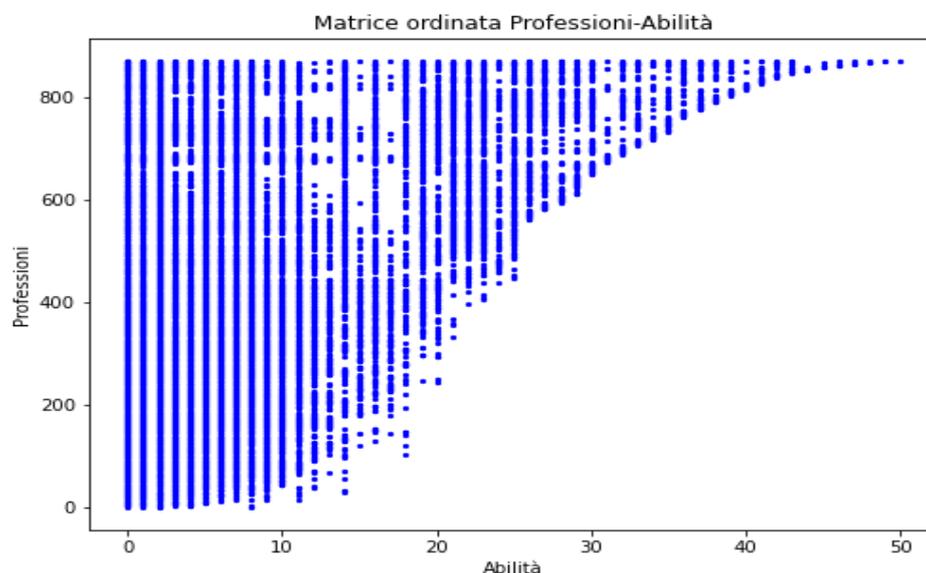
La Complessità viene vista come indicatore di sofisticatezza di una competenza, che è alta quando tutti i lavori che la richiedono sono fit, ma anche un solo lavoro non fit può indicare una competenza meno sofisticata, a causa della natura non lineare dell'algoritmo.

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

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:

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

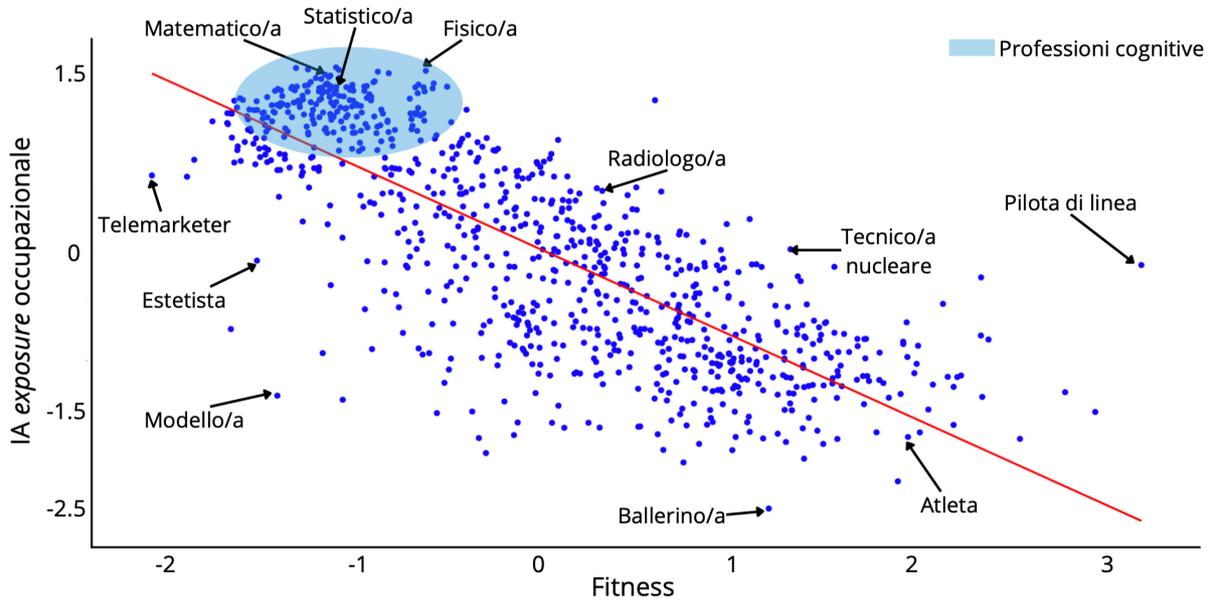
dove  $A_i$ , detto livello di *exposure* dell'*abilità*  $i$ , corrisponde alla somma delle correlazioni (o intensità) tra tutte le 10 applicazioni IA considerate da Felten et al. e l'*abilità*  $i$ ,  $s_{ij}$  è l'*importanza* dell'*abilità*  $i$  per il lavoro  $j$ , mentre  $r_{ij}$  è la *rilevanza* 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 *modello/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.

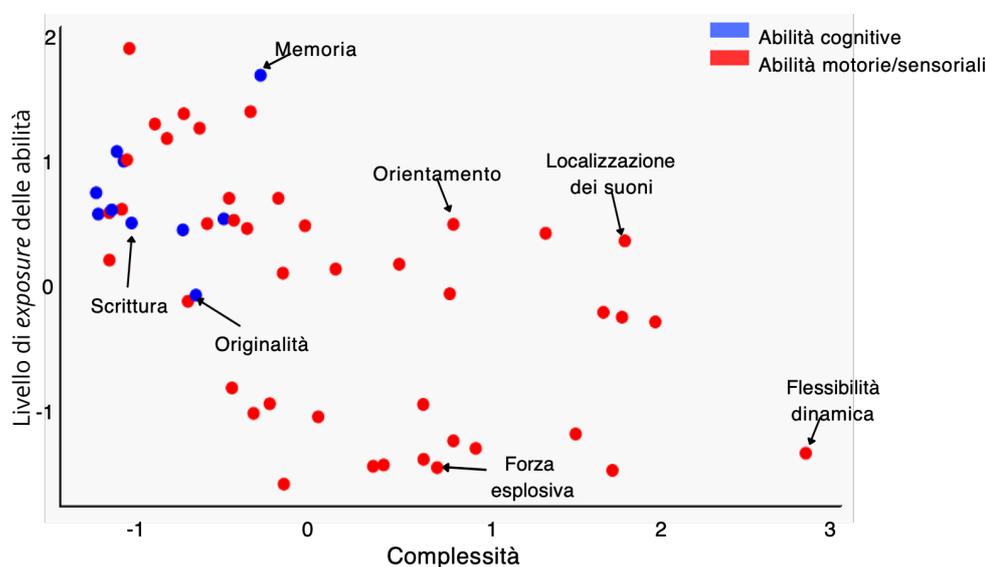
Si osservi inoltre che le professioni classificate nell'area con alto AIOE e bassa Fitness tendono prevalentemente ad essere di natura cognitiva, in contraddizione con l'intuizione comune che le professioni ad alta componente cognitiva siano anche di elevata Complessità. Come approfondiamo nella Sezione 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 Fit-ness, 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

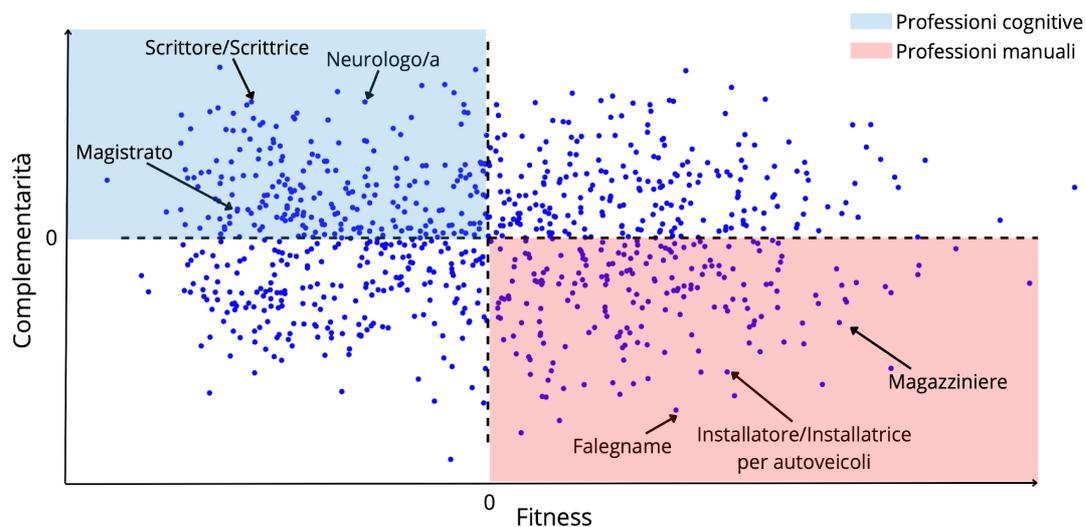
## L'IMPATTO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE SUL MERCATO DEL LAVORO NELLA PROSPETTIVA DI ECONOMIC COMPLEXITY

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  $\theta$  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  $\theta$  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.

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



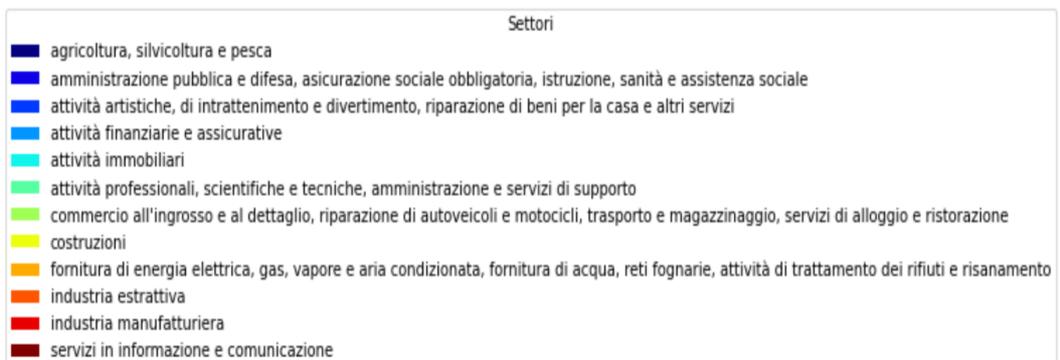
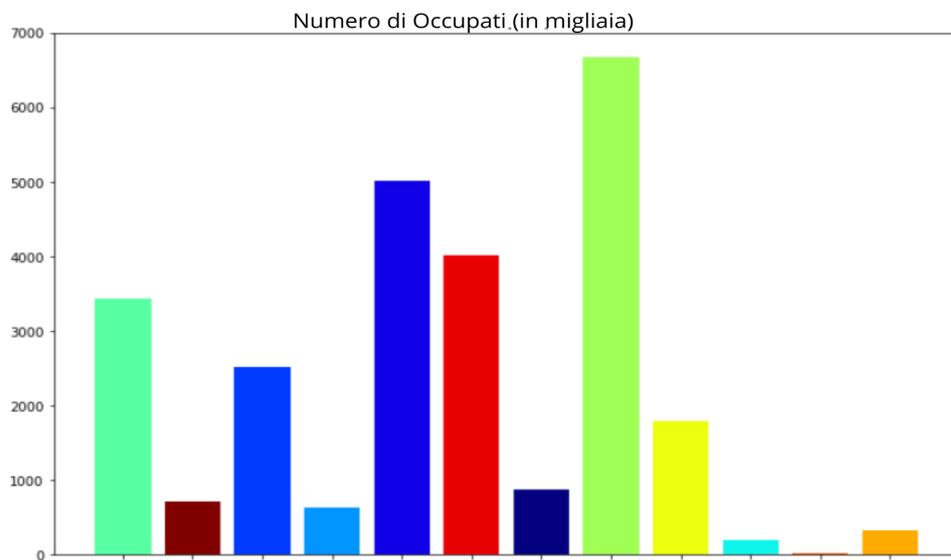
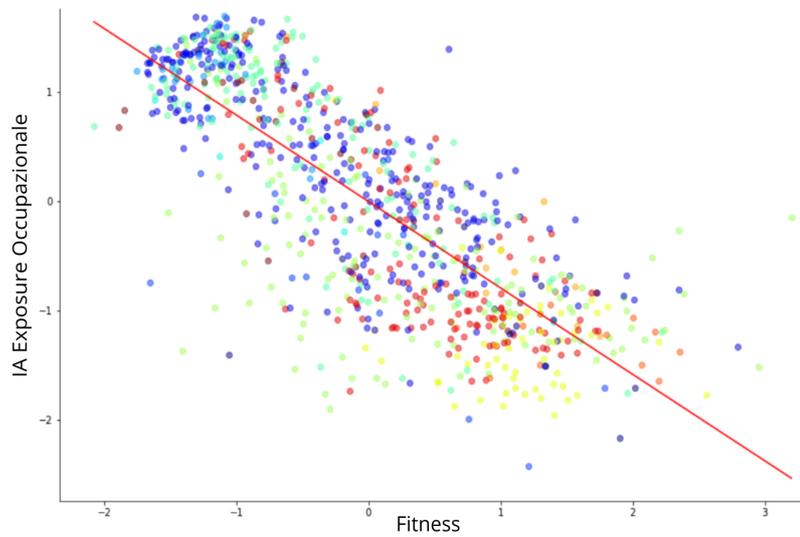
*Figura 6: Indice di complementarità vs Fitness. Quest'ultima è stata calcolata tramite la matrice professioni-abilità non binarizzata, ed entrambe le variabili sono state standardizzate per una più facile comparazione.*

## 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.

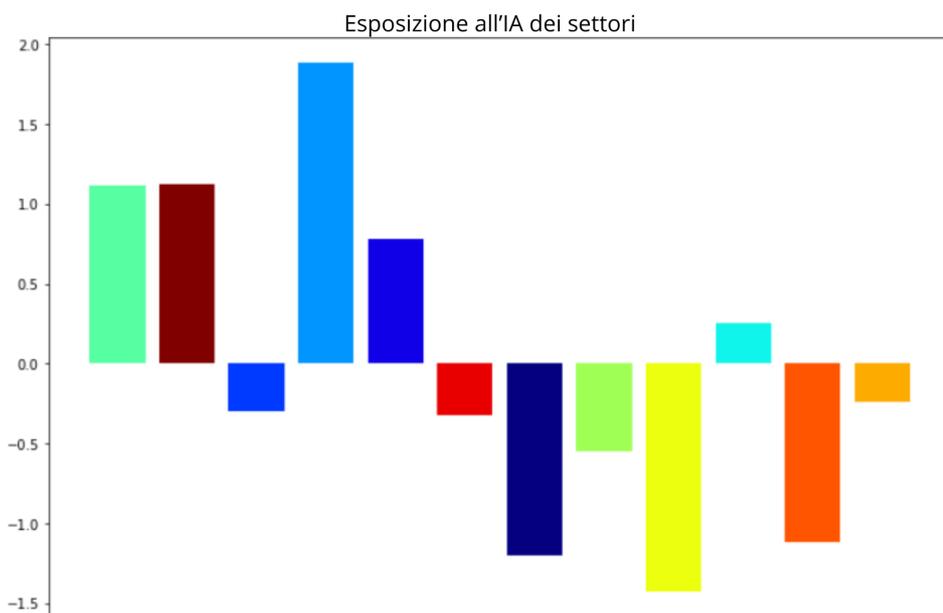
# L'IMPATTO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE SUL MERCATO DEL LAVORO NELLA PROSPETTIVA DI ECONOMIC COMPLEXITY



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

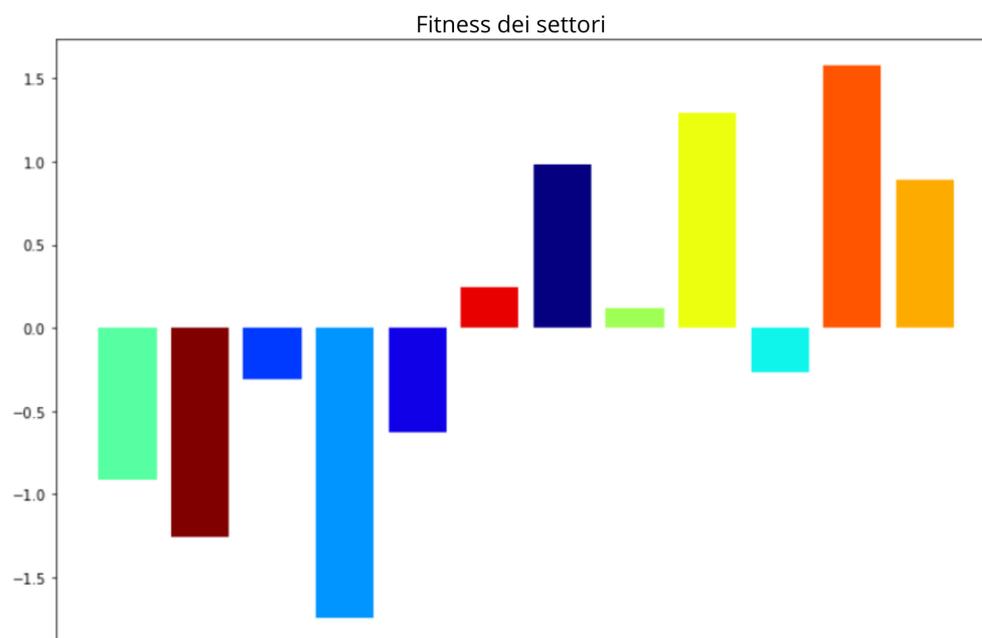
*Figura 7 Sopra: Indice di esposizione occupazionale vs Fitness. Ogni punto, rappresentante un'occupazione, è colorato in base al settore economico di appartenenza. Sotto: Numero di occupati (in migliaia) in Italia per settore.*

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).*

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



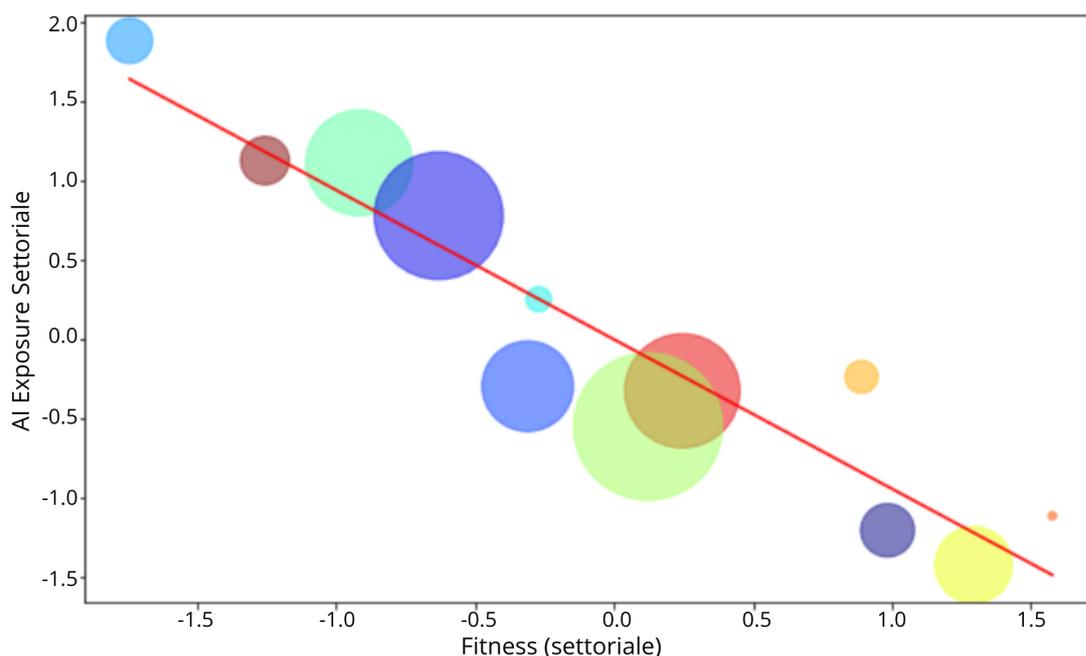
**Figura 9:** Fitness per ogni settore economico. I valori della Fitness sono stati standardizzati, dunque i valori sopra lo zero indicano una complessità superiore alla media, mentre i valori negativi indicano una complessità inferiore alla media (i colori sono gli stessi della legenda in figura 7).

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

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

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).<sup>1</sup> 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 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"<sup>2</sup> 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.

---

<sup>1</sup> 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](https://joint-research-centre.ec.europa.eu/publications/comparative-national-tasks-database_en).

<sup>2</sup> La tabella di corrispondenza "Dizionario Competenze-Task" può essere trovata su: <https://doi.org/10.5281/zenodo.6488230>.

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**.

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 *xapacità*. 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

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

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

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

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.

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

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 Torrej'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.pewresearch.org/longitudinal/wp-content/uploads/2014/08/online-job-ads-technical-report.pdf) , 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 Mercurio, 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.

SaurabhMishra,AndreaZaccaria,andIsraelOsoriRodarte.*ArtificialIntelligence(AI) can help developing economiesdiversify,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.

Songül 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.

Le altre pubblicazioni dei “Casi e materiali di discussione: mercato del lavoro e contrattazione collettiva”:

1 | 2024 “L'archivio nazionale dei contratti e degli accordi collettivi di lavoro (art. 17, comma 4, legge n. 936/186) - Prima edizione”

2 | 2024 “La banca dati sul mercato del lavoro. Articolo 17, comma 4, legge n. 936/186) - Prima edizione”

3 | 2024 “Intelligenza Artificiale e mercati del lavoro” – Prima rassegna ragionata della letteratura economica e giuridica”

4 | 2024 “Malattie professionali e infortuni sul lavoro: i dati INAIL 2003 – 2023”

5 | 2024 “Intelligenza Artificiale e mercati del lavoro - Evidenze e prospettive dall'indagine conoscitiva della XI Commissione della Camera (lavoro pubblico e privato)”

6 | 2024 “Intelligenza Artificiale, processi produttivi, servizi pubblici - Prima rassegna ragionata della letteratura sui modelli computazionali per l'intelligenza artificiale generativa”

## 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 prospettive, 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.

