

Corso di laurea in Strategic Management
Cattedra di Dinamiche Industriali

"L'impatto delle tecnologie digitali e dell'intelligenza artificiale sul mercato del lavoro: un'analisi delle disuguaglianze salariali".

RELATORE

Prof.ssa Valentina Meliciani

CORRELATORE

Prof.ssa Sara Lombardi

CANDIDATO

Leonardo Pancotto

763071

Anno Accademico 2023/2024

INTRODUZIONE	1
CAPITOLO 1 REVIEW DELLA LETTERATURA	3
1.1 CONTESTUALIZZAZIONE DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE	3
1.1.1 <i>Una nuova regolamentazione: AI ACT</i>	5
1.1.2 <i>I sottocampi dell'Intelligenza Artificiale</i>	7
1.1.3 <i>L'impatto multiforme dell'IA: tra opportunità, disuguaglianze e nuovi orizzonti occupazionali</i>	10
1.2 PROSPETTIVE E OPINIONI CONTRAPPOSTE SULLA SOSTITUZIONE DELL'UOMO DA PARTE DELLE MACCHINE	11
1.2.1 <i>Nuovi scenari nel panorama dell'occupazione</i>	11
1.2.2 <i>Sostituzione</i>	14
1.2.3 <i>Complementarità</i>	22
1.3 IMPATTO DELL'IA SUL LAVORO QUALIFICATO E NON QUALIFICATO	35
1.3.1 <i>Settori a Rischio e Sostituzione di Competenze</i>	35
1.3.2 <i>Variazioni salariali, disuguaglianze e accesso alle opportunità di aggiornamento delle competenze</i>	36
1.4 IMPATTO DELL'IA SUL LAVORO ROUTINIZZATO E NON ROUTINIZZATO	40
1.4.1 <i>L'impatto della digitalizzazione sui lavori routinari</i>	41
1.4.2 <i>Computerizzazione nei compiti cognitivi non di routine</i>	42
1.4.3 <i>Computerizzazione nei compiti manuali non di routine</i>	43
CAPITOLO 2 EFFETTI DEGLI INVESTIMENTI IN TECNOLOGIE DIGITALI SULLA POLARIZZAZIONE DEL LAVORO	46
2.1 OBIETTIVI E DOMANDA DI RICERCA	46
2.2 METODOLOGIA.....	48
2.3 ANALISI DESCRITTIVE.....	50
2.4 ANALISI EMPIRICA DEI RISULTATI	56
2.5 CONCLUSIONI E RICERCHE FUTURE	61
BIBLIOGRAFIA	63

INTRODUZIONE

Gli ultimi decenni hanno visto progressi impressionanti nelle tecnologie dell'intelligenza artificiale (IA), ormai entrata a far parte della nostra vita quotidiana, aiutandoci a prenotare vacanze, chiamare un taxi, scattare foto e scoprire nuovi contenuti multimediali. Tuttavia, i suoi usi vanno ben oltre: ad esempio, grazie all'elevata competenza dell'IA nel riconoscimento delle immagini, gli operatori sanitari possono ora diagnosticare con maggiore precisione alcune malattie. La realtà aumentata, alimentata dall'IA, aiuta persone con disabilità uditive e visive a gestire la loro vita quotidiana. La tecnologia di previsione è in grado di scansionare centinaia di documenti legali, trovare i contenuti più rilevanti, riassumere testi e prevedere possibili decisioni basate su precedenti sentenze legali. I sistemi di matching potenziati dall'IA aiutano le aziende e le persone in cerca di lavoro a connettersi ed a condividere le informazioni. I consulenti di carriera digitali basati sull'IA aiutano le persone in cerca di lavoro a creare CV e lettere di presentazione interessanti (Ozkiziltan, D., & Hassel, A. (2022).

È ormai opinione diffusa che, se il potenziale dell'IA venisse utilizzato per sostituire la manodopera, anziché crearne la domanda, potrebbe aggravare le disuguaglianze di reddito esistenti (Ernst et al., 2018, Acemoglu e Restrepo, 2019b, Felten et al., 2019, Servoz, 2019). In considerazione delle sue enormi capacità, molti esperti la considerano una tecnologia unica piuttosto che semplicemente l'ultimo sviluppo delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (TIC). La differenza principale consiste nel fatto che gli algoritmi di IA possono utilizzare feedback umani strutturati per imparare dagli esempi e migliorare le loro prestazioni. Questo sviluppo costituisce una significativa differenza rispetto alle tecnologie digitali basate su software che si basano su descrizioni dettagliate di regole e procedure per eseguire i compiti (Brynjolffson e McAfee, 2017, Frey, 2019a, Jarrahi, 2019).

L'elaborato si articola in due capitoli. L'obiettivo del primo capitolo, suddiviso in quattro paragrafi, sarà quello di fornire una visione complessiva e articolata del ruolo dell'IA nell'economia moderna, esaminando non solo le potenziali opportunità offerte dalle tecnologie emergenti ma anche le sfide e le implicazioni sociali ed economiche che ne derivano, attraverso un'approfondita review della letteratura esistente. Il primo paragrafo avrà il ruolo di contestualizzare l'uso dell'IA, presentando anche il nuovo contesto normativo. Nel secondo paragrafo, verranno esplorate opinioni e prospettive contrastanti inerenti alla relazione tra uomini e macchine nell'era dell'IA. Nel terzo paragrafo, verrà approfondito l'effetto dell'IA sul lavoro qualificato e non qualificato, concludendo, nel quarto paragrafo, mediante un'altra classificazione dei lavoratori, l'effetto sul lavoro routinizzato e non routinizzato.

Di seguito si riporta una breve definizione delle categorie discusse nella letteratura.

I *lavoratori non qualificati* sono coloro che svolgono compiti semplici a livello base con poca riflessione astratta. I *lavoratori qualificati*, invece, eseguono compiti complicati che richiedono esperienza, competenza, pensiero astratto e autonomia.

Un compito viene considerato "di routine" quando può essere svolto da macchine seguendo regole esplicite programmate. Tuttavia, "ci sono molti compiti che le persone comprendono tacitamente e portano a termine senza sforzo, ma per i quali né i programmatori di computer né chiunque altro possono enunciare regole o procedure esplicite" (Autor, 2015b, p.11). Tali categorie vengono etichettate come "non di routine". In altre parole, se il compito comporta risoluzione di problemi, attività di comunicazione complesse e conoscenza taciuta, allora è chiamato "non di routine".

Il secondo capitolo affronta il tema della polarizzazione del lavoro nel contesto italiano, presentando uno studio quantitativo che, attraverso i dati a disposizione ed in assenza di studi econometrici complessi, tenta di delineare le dinamiche attuali e le prospettive future in ottica dell'impatto della digitalizzazione nel mondo del lavoro. Viene suddiviso in quattro paragrafi con lo scopo di verificare empiricamente l'associazione tra digitalizzazione e polarizzazione salariale. Verranno presentati obiettivi e domande di ricerca (par. 2.1), la metodologia utilizzata (par. 2.2), le analisi delle statistiche descrittive delle principali variabili utilizzate (par. 2.3) ed infine i risultati finali dell'analisi empirica (par. 2.4), seguiti dalle relative conclusioni (par. 2.5).

CAPITOLO 1 REVIEW DELLA LETTERATURA

1.1 Contestualizzazione dell'Intelligenza Artificiale

Nonostante la grande importanza e attenzione dedicata ad essa, ad oggi, l'IA non presenta una definizione precisa che ne stabilisca confini e caratteristiche. Si tratta di un termine generico, utilizzato per definire la capacità di una macchina di imitare il modo in cui un essere umano percepisce le cose, trae deduzioni e comunica. Le soluzioni di IA spesso fanno uso dei metodi di apprendimento automatico (Machine Learning-ML); ad una macchina è possibile insegnare ad identificare fenomeni con l'aiuto di metodi matematici e statistici, dove per insegnamento si fa riferimento al caricamento di numerose immagini, valori numerici o testo che rappresentano il fenomeno da apprendere in un algoritmo, il quale diviene gradualmente in grado di migliorarsi costantemente nell'identificazione di un particolare topic.

Nella relazione del Centro comune di ricerca della Commissione europea sull'IA, il concetto è stato definito come: "Un termine generico che si riferisce a qualsiasi macchina o algoritmo in grado di osservare il proprio ambiente, apprendere e, sulla base delle conoscenze e dell'esperienza acquisita, intraprendere azioni intelligenti o proporre decisioni" (Craglia et al., 2018: 18). In aggiunta, il gruppo di esperti di IA, la presenta come: "un sistema basato su una macchina che può, per un dato insieme di obiettivi definiti dall'uomo, fare previsioni, raccomandazioni o decisioni che influenzano ambienti reali o virtuali, utilizzando input basati sulla macchina e/o sull'uomo per percepirli; astrae tali percezioni in modelli (in modo automatizzato, ad esempio con machine learning o manualmente); e utilizza l'inferenza del modello per formulare opzioni di informazione o azione. I sistemi di IA sono progettati per operare con vari livelli di autonomia.

D'altro canto, IBM risulta essere più propensa al concetto di "intelligenza aumentata" piuttosto che a quello di IA, in quanto, secondo il loro punto di vista quest'ultimo "fa pensare alla nozione di sostituzione dell'intelligenza umana con qualcosa di sintetico" (Rossi, 2016: 1). Per questo motivo, viene definita come: "la capacità di un programma informatico di eseguire compiti o processi di ragionamento che di solito viene associata all'intelligenza in un essere umano. Spesso ha a che fare con la capacità di prendere una buona decisione anche in presenza di incertezza, vaghezza o troppe informazioni da gestire" (Rossi, 2016: 1).

Essendo stati programmati per eseguire compiti precisamente specificati in un dominio, questi sistemi non sono in grado di trasferire le loro abilità al di fuori del loro habitat naturale, né di apprendere realmente alcune abilità umane come l'intelligenza emotiva (Brynjolffson e McAfee, 2017, Dickson, 2017b, Miaillhe e Hode, 2017, Pettersen, 2019, Zysman e Nitzberg, 2020).

Per affrontare queste ambiguità e gettare le basi per una definizione operativa, Samoili et al. (2020) hanno condotto una revisione delle definizioni raccolte da 55 documenti importanti, i quali includevano pubblicazioni di ricerca, rapporti di mercato, relazioni politiche e istituzionali sull'IA.

Sulla base di questi studi, gli autori hanno identificato caratteristiche comuni:

- percezione dell'ambiente e della complessità del mondo reale;
- elaborazione delle informazioni: raccolta e interpretazione degli input;
- processo decisionale, che comprende il ragionamento, l'apprendimento e l'esecuzione di azioni;
- raggiungimento di obiettivi predefiniti (Samoili et al., 2020: 4).

Tuttavia, anche loro, non forniscono una definizione operativa, ma prendono come riferimento quella proposta dal Gruppo di esperti di alto livello sull'IA della Commissione europea, secondo cui i sistemi di IA fanno riferimento a: “sistemi software (eventualmente hardware) progettati dall'uomo che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale, percependo l'ambiente circostante attraverso l'acquisizione di dati, interpretando i dati strutturati o non strutturati raccolti, ragionando sulla conoscenza, o elaborando le informazioni, derivate da questi dati e decidendo le migliori azioni da intraprendere per raggiungere l'obiettivo dato”.

Le forme di IA utilizzate sul campo possono essere categorizzate in:

- intelligenza automatizzata: automatizzazione di compiti cognitivi, manuali, routinari e non routinari;
- intelligenza assistita: aiutare le persone a completare i compiti più rapidamente ed efficacemente;
- intelligenza aumentata: supporta le persone nella presa di decisioni più sagge;
- intelligenza autonoma: rimozione dell'intervento umano dai processi decisionali attraverso l'automazione.

Tabella 1 - Definizioni IA

Autore e data	Definizione	Concept
Craglia et al., 2018	“Un termine generico che si riferisce a qualsiasi macchina o algoritmo in grado di osservare il proprio ambiente, apprendere e, sulla base delle conoscenze e dell'esperienza acquisita, intraprendere azioni intelligenti o proporre decisioni”	Sistemi progettati per operare con vari livelli di autonomia
Rossi, 2016	“La capacità di un programma informatico di eseguire compiti o processi di ragionamento che di solito viene associata all'intelligenza in un essere umano. Spesso ha a che fare con la capacità di prendere una buona decisione anche in presenza di incertezza, vaghezza o troppe informazioni da gestire”	Intelligenza aumentata

Esperti IA della Commissione Europea	“Sistemi software (eventualmente hardware) progettati dall'uomo che, dato un obiettivo complesso, agiscono nella dimensione fisica o digitale, percependo l'ambiente circostante attraverso l'acquisizione di dati, interpretando i dati strutturati o non strutturati raccolti, ragionando sulla conoscenza, o elaborando le informazioni, derivate da questi dati e decidendo le migliori azioni da intraprendere per raggiungere l'obiettivo dato”	Sistemi progettati per raggiungere obiettivi definiti
--------------------------------------	---	---

Fonte: Propria elaborazione

Nel contesto di questo rapido avanzamento delle tecnologie di intelligenza artificiale (IA), la necessità di una regolamentazione efficace diventa sempre più pressante. L'IA, con le sue promesse di trasformazione e miglioramento in svariati settori, rappresenta una doppia sfida: da un lato, offre vantaggi significativi in termini di efficienza, innovazione e miglioramento della qualità della vita; dall'altro, solleva interrogativi etici, legali e socio-economici che richiedono risposte concrete. In questo contesto, il Parlamento Europeo ed il Consiglio Europeo hanno recentemente adottato una legislazione pionieristica sull'IA, nota come AI Act, con l'obiettivo di bilanciare i benefici dell'IA con la protezione dei diritti fondamentali, della democrazia e dell'ambiente.

Nel sottoparagrafo che segue, verranno esplorate le principali disposizioni e implicazioni dell'AI Act, riportate direttamente dal sito del Parlamento Europeo, delineandone i suoi obiettivi, restrizioni ed implicazioni per imprese e cittadini europei.

1.1.1 Una nuova regolamentazione: AI ACT

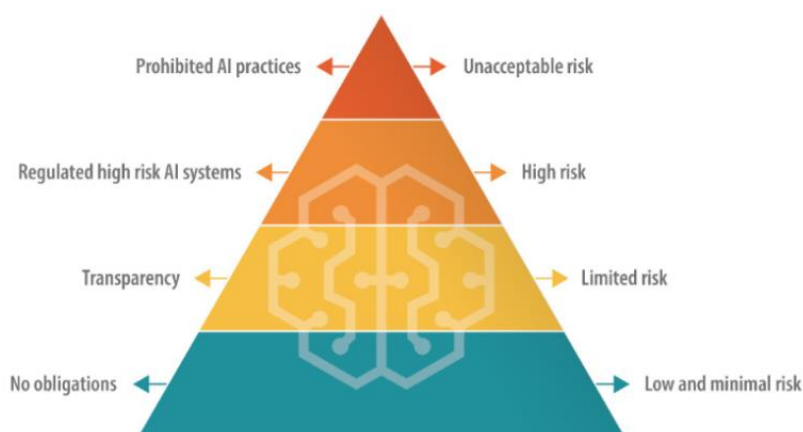
Mercoledì 13 Marzo 2024, il Parlamento Europeo ha approvato la legge sull'intelligenza artificiale con l'obiettivo di proteggere i diritti fondamentali, la democrazia, lo Stato di diritto e la sostenibilità ambientale dai sistemi di IA ad alto rischio, promuovendo al contempo l'innovazione ed assicurando all'Europa un ruolo guida nel settore, costituendo il primo tentativo di emanare una regolamentazione orizzontale per tale tema. La Commissione Europea, sulla base degli articoli 16 e 114 del Trattato sul Funzionamento dell'UE (TFUE) ha proposto di stabilire una definizione tecnologicamente neutrale dei sistemi IA nel diritto dell'UE e di stabilirne una classificazione, requisiti e obblighi attraverso un “approccio basato sul rischio”. Le nuove norme riguardano aziende ed enti pubblici che forniscono o utilizzano sistemi di IA in Europa, valevole anche per chi non ha sede in un paese europeo, ma l'output del sistema viene utilizzato all'interno dell'Ue. Inoltre, la legge obbliga anche altri soggetti, come importatori e distributori. Successivamente, in data 21 Maggio la legge è stata approvata dal Consiglio Europeo. Entrerà in vigore venti giorni dopo la pubblicazione in Gazzetta ufficiale dell'UE ed inizierà ad applicarsi 24 mesi dopo, salvo: divieti relativi a pratiche vietate, che si applicheranno a partire da sei mesi dopo l'entrata in vigore; codici di buone pratiche (9 mesi dopo); norme sui

sistemi di IA per finalità generali, compresa la governance (12 mesi) ed obblighi per i sistemi ad alto rischio (36 mesi) (Madiega, T.,2021). Il regolamento non viene applicato ai sistemi di IA per scopi militari, difesa, sicurezza nazionale, per finalità di ricerca scientifica e a quelli rilasciati con licenze free ed open source (salvo rischio). Inoltre, vengono escluse attività di ricerca, prova e sviluppo dell'IA e l'uso personale non professionale da parte di singoli individui.

In particolare, i sistemi IA vengono classificati in 4 livelli di rischio:

1. rischio inaccettabile;
2. alto rischio;
3. rischio limitato;
4. rischio basso o minimo.

Figura 1 “Classificazione dei 4 livelli di rischio sistemi IA”



(Fonte: Madiega, T. (2021). Artificial intelligence act. European Parliament: European Parliamentary Research Service)

I sistemi IA che presentano un “rischio inaccettabile” per la sicurezza delle persone saranno vietati ed il Regolamento amplia l'elenco delle pratiche vietate per includere usi intrusivi e discriminatori dell'IA, come:

- sistemi di identificazione biometrica remota in tempo reale in spazi accessibili al pubblico;
- sistemi di identificazione biometrica a distanza, salvo che per finalità di contrasto nell'accertamento di reati gravi e solo previa autorizzazione giudiziaria;
- sistemi di categorizzazione biometrica che utilizzano caratteristiche sensibili come genere, razza, etnia, cittadinanza, religione o orientamento politico;
- sistemi di polizia predittiva basati su profilazione, posizione o comportamento criminale pregresso;
- sistemi di riconoscimento delle emozioni impiegati nelle forze dell'ordine, nella gestione delle frontiere, nei luoghi di lavoro e nelle istituzioni educative;

- raccolta indiscriminata di immagini facciali da Internet o filmati CCTV per la creazione di database di riconoscimento facciale, in violazione dei diritti umani e della privacy.

L'uso del riconoscimento facciale è stato uno degli argomenti più rilevanti del dibattito ed il Parlamento europeo ha deciso di vietarlo in modalità live, confermando tuttavia la possibilità di concedere esenzioni per situazioni delicate quali la sicurezza nazionale ed esigenze di applicazione della legge.

Le applicazioni ad “alto rischio” comprendono i sistemi di IA in grado di arrecare danni significativi a salute, sicurezza, diritti fondamentali o all'ambiente delle persone, includendo i sistemi utilizzati per l'influenza degli elettori, i risultati delle elezioni ed i sistemi di raccomandazione utilizzati dalle piattaforme dei social media con una base utenti superiore a 45 milioni. Questi sistemi saranno soggetti a determinati vincoli prima di poter essere utilizzati: obbligo di fornire ex ante adeguata documentazione, contenente le informazioni necessarie sullo scopo del sistema affinché le autorità possano valutarne la conformità; predisposizione di una valutazione dei rischi, garanzia sulla tracciabilità dei risultati. Infine, dovranno avere marcatura CE ed essere registrati in un database europeo.

I sistemi IA che presentano un rischio “limitato”, come ad esempio quelli che interagiscono con gli esseri umani (chatbot), sistemi di riconoscimento delle emozioni e di categorizzazione biometrica (non inclusi tra quelli vietati), di generazione o manipolazione di immagini (c.d. “deep fake), saranno oggetto di determinati obblighi di trasparenza. Immagini e contenuti audio/video manipolati dovranno espressamente esser etichettati come “deep fake”.

Tutti gli altri sistemi di IA che presentano rischio “basso” o “minimo” potrebbero essere sviluppati e utilizzati nell'UE senza conformarsi ad alcun obbligo giuridico aggiuntivo. Tuttavia, la proposta di legge prevede la creazione di codici di condotta atti ad incoraggiare i fornitori di sistemi di IA non ad alto rischio ad applicare volontariamente i requisiti obbligatori per quelli ad alto rischio (Madiega, T., 2021).

I sistemi di IA per finalità generali, ed i modelli su cui si basano, dovranno soddisfare determinati requisiti di trasparenza e rispettare le norme UE sul diritto d'autore durante le fasi di addestramento.

I modelli più potenti, che potrebbero comportare rischi sistemici, dovranno rispettare anche altri obblighi, ad esempio quello di effettuare valutazioni dei modelli, valutare e mitigare i rischi sistemici e di riferire in merito agli incidenti.

1.1.2 I sottocampi dell'Intelligenza Artificiale

Il termine Intelligenza Artificiale rappresenta un termine generico comprendente un'ampia gamma di tecniche radicate nell'ingegneria e nella scienza, tra cui: sistemi esperti, robotica, apprendimento automatico.

I *sistemi esperti*, facendo uso di grandi quantità di conoscenze esperte accessibili, modellano il modo in cui gli esperti umani prendono decisioni in situazioni complesse. Questi derivano dalle regole “if-then”, utilizzate con successo negli anni '80 in settori come la sintesi chimica e biologica, la diagnosi medica e l'esplorazione del petrolio e dei minerali (Hunt, 1986).

La *robotica*, invece, non è propriamente una sezione completa dell'IA. Nonostante ciò, poiché auto a guida autonoma e robot umanoidi combinano funzioni motorie innovative con capacità cognitive avanzate, gli attuali progressi hanno spazio per l'IA. In questo modo, sono in grado di gestire l'ambiente fisico complesso, dinamico e imprevisto (Dickson, 2017b, Miailhe e Hode, 2017, AI HLEG, 2019a).

L'*apprendimento automatico (ML)*, la tecnica più utilizzata, consente ai sistemi informatici di migliorare le prestazioni dei compiti per cui sono stati progettati, risolvere problemi non quantificabili e apprendere dati (Dickson, 2017a, AI HLEG, 2019a). Il ML si basa sull'inferenza statistica computazionale, utilizzando grandi insiemi di dati e producendo risultati positivi in aree problematiche ben definite e ristrette (Eldred, 2019, Zysman e Nitzberg, 2020). Al suo interno, è possibile identificarne diversi approcci, tra cui: supervisionato, non supervisionato, profondo e per rinforzo.

Nell'**apprendimento automatico supervisionato**, al computer vengono forniti esempi di risposte corrette ad una particolare problematica. Per esempio, se è necessario identificare correttamente gli animali dalle fotografie, la macchina viene alimentata con migliaia, milioni di fotografie di animali etichettati con precisione. Successivamente al periodo di addestramento, il sistema li dovrebbe identificare correttamente in nuove fotografie non etichettate e non presenti nei dati di addestramento (Brynjolffson e McAfee, 2017, Zande et al., 2020).

I **sistemi di apprendimento non supervisionato** sono progettati per apprendere da dati non etichettati e senza o con pochissimo coinvolgimento umano. In questo modo, il computer dovrebbe fare inferenze e trovare modelli precedentemente sconosciuti all'uomo (Brynjolffson e McAfee, 2017, Dickson, 2017a, Zande et al., 2020). Un esempio comune di apprendimento non supervisionato è il clustering dei dati, ampiamente utilizzato nelle ricerche di mercato per individuare gruppi di clienti adatti a un prodotto o a un servizio in base alla loro età, istruzione, livello di reddito ecc.

L'**apprendimento profondo (Deep Learning)** si basa su reti neurali artificiali che simulano la configurazione e la funzionalità del cervello umano. Un sistema DL elabora i dati facendoli passare attraverso i suoi diversi strati di reti neurali, producendo ogni volta diversi strati di informazioni per l'output finale (Dickson, 2017a, AI HLEG, 2019a). Secondo gli esperti, questi algoritmi fanno un uso migliore di grandi insiemi di dati, in quanto migliorano con l'aumentare di essi, caratteristica che li mette in una posizione migliore rispetto ai vecchi algoritmi di apprendimento, dato che miglioravano con l'aggiunta di dati solo fino a un certo punto, dopo il quale l'aumento non portava più a previsioni più accurate (Brynjolffson e McAfee, 2017, Dickson,

2017a). La DL ha un'ampia gamma di applicazioni commerciali, come il riconoscimento vocale, la traduzione linguistica e l'etichettatura delle immagini.

L'**apprendimento per rinforzo (RL)** è progettato per imparare dall'esperienza. I programmatori descrivono la situazione, l'obiettivo da raggiungere, azioni consentite e i vincoli. Il sistema può sperimentare liberamente varie combinazioni di azioni consentite per raggiungere l'obiettivo e l'algoritmo RL riceve un segnale di ricompensa positivo quando raggiunge l'obiettivo e un segnale negativo quando fallisce. Il sistema mira a massimizzare le ricompense positive seguendo le regole fornite (Brynjolffson e McAfee, 2017, Dickson, 2017a). La RL è incorporata in complessi giochi per computer e in una varietà di applicazioni, come i veicoli a guida autonoma, i droni, gli strumenti di trading in borsa e le tecnologie di difesa (Craglia et al., 2018).

Il metodo Machine Learning (ML) è una forma di inferenza statistica; quindi, i suoi risultati avranno poco senso, se non nullo, quando viene richiesto all'algoritmo di ML di lavorare con dati con poca o nessuna somiglianza con quelli di addestramento (Eldred, 2019, Zysman e Nitzberg, 2020). Secondo Eldred (2019), questo ne limita il suo uso a domini problematici non dinamici e ristretti, dove l'ambiente di analisi risulta essere strettamente definito e stabile. Tuttavia, anche quando sono disponibili insiemi di dati simili, tali algoritmi possono non raggiungere il loro obiettivo di accuratezza, portando alla seconda limitazione: mancanza di flessibilità. Secondo gli osservatori, la maggior parte delle soluzioni e/o delle competenze di IA sono uniche per un settore specifico o per un'operazione in un ambiente di lavoro, rendendone difficoltosa la sua estrapolazione in un ecosistema più ampio è difficile (Couzin-Frankel, 2019, Eldred, 2019, Szabo, 2019, Heavenarchive, 2020, Neff et al., 2020).

Tabella 2 - I sottocampi dell'IA

Autore e data	Sottocampo	Descrizione
Hunt, 1986	Sistemi esperti	Usando grandi quantità di conoscenze accessibili, modellano il modo in cui gli esperti umani prendono decisioni
Dickson, 2017 Miaillhe e Hode, 2017 AI HLEG, 2019	Robotica	Modalità di gestione di ambienti fisici complessi, dinamici e imprevedibili attraverso l'uso di capacità cognitive avanzate e funzioni motorie innovative

<p>Dickson, 2017 AI HLEG, 2019</p>	<p>Apprendimento continuo (ML)</p>	<p>Miglioramento delle prestazioni per sistemi informatici, risoluzione di problemi non quantificabili e apprendimento dati. Approcci: supervisionato, non supervisionato, Deep Learning e per rinforzo (RL)</p>
--	------------------------------------	--

Fonte: Propria elaborazione

1.1.3 L'impatto multiforme dell'IA: tra opportunità, disuguaglianze e nuovi orizzonti occupazionali

L'IA offre opportunità senza precedenti per risolvere problemi complessi, fare previsioni più accurate, migliorare la presa di decisioni e la qualità della vita. Tuttavia, i suoi effetti sull'economia e sulla società sono incerti a causa della sua vasta e flessibile applicabilità in molti campi (Ilzetzki and Jain 2023).

L'automazione è caratterizzata dalla sua focalizzazione sull'ottimizzazione di compiti ripetitivi per aumentare la produttività piuttosto che sulla produzione di nuovi contenuti, suggerendo un futuro impatto sulle funzioni lavorative e nella divisione del lavoro.

Sebbene l'IA abbia il potenziale per applicazioni orientate alla produzione, il suo effetto sarà probabilmente misto: in alcuni settori in cui la supervisione umana dell'IA risulta necessaria, potrebbe amplificare la produttività dei lavoratori e la domanda di lavoro, mentre in altri potrebbe aprire la strada a significativi displacements lavorativi. Un aumento della produttività aggregata dell'economia potrebbe rafforzare la domanda economica complessiva, creando potenzialmente maggior opportunità di lavoro per gran parte dei lavoratori, generando un effetto a catena. Inoltre, come si vedrà successivamente, questa evoluzione potrebbe portare sia alla creazione di nuovi settori e ruoli lavorativi, così come alla scomparsa di altri, andando oltre la semplice riallocazione intersettoriale.

Un nuovo aspetto da considerare è che l'IA mette in discussione la convinzione secondo la quale la tecnologia influisce principalmente sui lavori di medio livello e, in alcuni casi, su quelli a bassa qualifica.

Nonostante ciò, l'IA può promuovere produttività e redditività, oltre ad essere un motore di una nuova cultura aziendale. "Il potenziale offerto dall'uso di software intelligenti risiede in una nuova qualità del lavoro che, tra le altre, fa un uso più efficace delle risorse, promuove lo sviluppo personale e delle risorse legate alla salute, rende i processi più ecologici, consente nuovi modelli di lavoro con partecipazione diretta, crea maggiore trasparenza o supporta le persone con sistemi assistenziali, portando ad una cultura lavorativa produttiva e umana" (Offensive Mittelstand, 2019). Dal punto di vista dello sviluppo del lavoro, si prevede che i sistemi autonomi e l'IA porteranno a lavori sicuri, buoni impieghi, e ad un significativo miglioramento dell'equilibrio tra lavoro e vita. La formazione e l'educazione continua vengono considerate prerequisiti centrali per lo sfruttamento del potenziale delle tecnologie intelligenti (Barner et al, 2015).

Uno studio del Fraunhofer IAO conclude che uomini e macchine lavoreranno insieme in modo stretto ed in partnership in futuro e che IA e ML arricchiranno il mondo del lavoro. Le tecnologie digitali vengono descritte come un'opportunità per rendere il lavoro più flessibile, interessante e centrato sull'essere umano, vedendo la tecnologia meno come un sostituto e più come un supporto per il lavoro umano (Peissner et al, 2019).

D'altro canto, molte previsioni ottimistiche riguardanti le applicazioni dell'IA in azienda e nella società sono state messe in dubbio da molti autori (Hirsch-Kreinsen and Karacic, 2019; Itermann and Neuhaus, 2018; Matuschek et al, 2018).

Sono presenti paure fondate rispetto alle conseguenze sociali dei sistemi autonomi e dell'IA: possibili perdite di lavoro nei contesti lavorativi manuali e cognitivi, pericoli di dequalificazione, nonché un controllo significativamente aumentato, la flessibilizzazione forzata e la precarizzazione, oltre ad uno stress crescente sul lavoro (Hirsch-Kreinsen et al, 2018), che verranno approfondite nei prossimi paragrafi.

1.2 Prospettive e Opinioni Contrapposte sulla Sostituzione dell'Uomo da Parte delle Macchine

Al termine di questa contestualizzazione dell'IA e compreso l'argomento in modo generale, adesso è il momento di approfondirlo, presentando inizialmente i "Nuovi scenari nel panorama dell'occupazione", molteplici, dovuti dall'elevata incertezza riguarda al futuro (par. 1.2.1). In generale, la letteratura si divide in due macro-correnti contrapposte: quella della sostituzione, dove i sostenitori temono che l'avanzamento dell'IA possa portare alla distruzione di posti di lavoro da parte delle macchine (par.1.2.2); quella della complementarità, secondo la quale si intravede un potenziale di collaborazione ed integrazione tra capacità umane ed artificiali (par.1.2.3).

1.2.1 Nuovi scenari nel panorama dell'occupazione

L'attuale ansia legata all'automazione e alla possibile perdita di posti di lavoro non è senza precedenti (Mokyr, Vickers e Ziebarth, 2015). Nei primi anni dell'800 in Inghilterra (1811-16), le rivolte dei "Luddisti", durante le quali i lavoratori distrussero macchinari tessili, furono in parte attribuite alla paura di essere sostituiti dalle macchine; paura che riemerse negli Stati Uniti negli anni '60 quando la disoccupazione era alta. La recente problematica della disoccupazione a seguito della Grande Recessione del 2007-09, durante la quale si stima che 12 milioni di americani abbiano perso il lavoro, ha ulteriormente accentuato l'ansia legata all'automazione. Nel corso della storia, l'occupazione umana e i redditi hanno mostrato una costante crescita nonostante le continue ondate di meccanizzazione che hanno colpito tutti i settori.

Tuttavia, la sensazione che "questa volta è diverso" continua a destare preoccupazione, derivante dal fatto che, in passato, la meccanizzazione non è mai stata in grado di sostituire le complesse funzioni cognitive umane, a differenza di IA e machine learning che sembrano esserne in grado.

La domanda cruciale che bisogna porsi è: "quale sarà il ruolo degli esseri umani in un momento in cui computer e robot potrebbero svolgere altrettanto bene, se non meglio e molto più economicamente, praticamente tutte le attività che gli umani svolgono attualmente?"

Makridakis, S. (2017) presenta quattro scenari che cercano di rispondere a questa domanda.

Gli ottimisti: Tra questi troviamo Kurzweil, che insieme ed altri, prevede un futuro utopico e quasi "fantascientifico" in cui Genetica, Nanotecnologia e Robotica (GNR) rivoluzioneranno il mondo, consentendo agli esseri umani di sfruttare velocità, capacità di memoria e di condivisione delle conoscenze dei computer, con il cervello direttamente connesso al cloud. La Genetica permetterà di modificare i nostri geni per evitare malattie e rallentare, o addirittura invertire, l'invecchiamento, estendendo notevolmente l'aspettativa di vita, con la visione di raggiungere l'immortalità. La Nanotecnologia, utilizzando stampanti 3D, consentirebbe di creare qualsiasi prodotto fisico da informazioni e materiali economici, portando alla creazione illimitata di ricchezza. Infine, i robot farebbero tutto il lavoro effettivo, lasciando agli umani la scelta se trascorrere il tempo facendo attività o lavorando, quando vogliono, in lavori che li interessano.

I pessimisti: In un articolo della rivista Wired risalente al 2000, Bill Joy scrisse: "Le nostre tecnologie più potenti del XXI secolo - robotica, ingegneria genetica e nanotecnologia - minacciano di rendere gli esseri umani una specie in via d'estinzione". Joy evidenziò che con l'aumentare dell'intelligenza delle macchine e dei problemi della società sempre più complessi, le persone permetteranno alle macchine di prendere tutte le decisioni più importanti per loro, poiché porteranno a risultati migliori. Questa situazione porterà, alla fine, le macchine a controllare tutto in modo efficace, con le persone dipendenti da esse e timorose di prendere le proprie scelte. Joy ed altri scienziati, tra cui Cellan-Jones e insieme ad alcuni filosofi, come Bostrom, ritengono che Kurzweil e i suoi sostenitori sottovalutino abbondantemente l'entità della sfida ed i potenziali pericoli derivanti da macchine pensanti e robot intelligenti. Sottolineano che nel mondo utopico dell'abbondanza, dove tutto il lavoro sarà svolto da macchine e robot, gli esseri umani potrebbero essere ridotti a uno status di seconda classe (definiti "animali domestici informatici"), dal momento che computer e robot più intelligenti di loro saranno disponibili in gran numero e le persone non saranno motivate a lavorare, lasciandoli responsabili di prendere tutte le decisioni importanti.

I pragmatici: ad oggi, la maggioranza delle opinioni sulle implicazioni future dell'IA sono negative, influenzate dalle potenziali conseguenze distopiche (Elon Musk, CEO di Tesla, afferma che è come "evocare il demone" e chiama le conseguenze peggiori di quanto possano fare le armi nucleari). Tra i pragmatici si trovano figure come Sam Altman e Michio Kaku (Peckham, 2016), i quali ritengono che le tecnologie dell'IA possano essere controllate grazie ad "OpenAI" e ad una regolamentazione efficace. John Markoff, inoltre,

distingue il campo dell'IA in due categorie, dove la prima cerca di duplicare l'intelligenza umana, mentre la seconda di ampliarla, espandendo le abilità umane, sfruttando la potenza dei computer per potenziare la presa di decisioni. Secondo il loro punto di vista è possibile imparare a sfruttare la potenza dei computer per potenziare le abilità, rimanendo sempre in vantaggio rispetto all'IA, o almeno non essere svantaggiati. I pragmatici ritengono anche che, nel peggiore dei casi, potrebbe essere inserito un chip in tutte le macchine/robot pensanti per renderle non operative in situazione di pericolo.

I dubitativi: Non credono che l'IA sia possibile e che possa mai diventare una minaccia per l'umanità. Dreyfus (1972), il suo principale sostenitore, sostiene che intelligenza umana ed esperienza non possono essere replicate e catturate in regole formali, ritenendo l'IA solo come una moda promossa dall'industria informatica. Per affermare la sua tesi, mette in risalto le previsioni non rispettate, come ad esempio quelle fatte da Herbert A. Simon nel 1958 secondo cui "un computer sarebbe stato il campione mondiale di scacchi entro dieci anni" e nel 1965 "le macchine saranno capaci, entro vent'anni, di fare qualsiasi lavoro un uomo può fare" (Crevier, 1993). Dreyfus sostiene che l'ottimismo di Simon era totalmente ingiustificato in quanto basato su false supposizioni. Anche se queste critiche potevano essere ritenute valide nel secolo scorso, non lo sono rispetto ai nuovi sviluppi nell'IA. Ad esempio, Deep Blue è diventato il campione mondiale di scacchi nel 1997 (sfidando la previsione di Simon di ventuno anni) mentre oggi non si è lontani da macchine capaci di fare tutto il lavoro che gli umani possono fare. Inoltre, i dubitativi reputano sbagliato credere che una volta che i computer verranno dotati di algoritmi sufficientemente avanzati, saranno in grado di migliorare e replicare il modo in cui funziona la nostra mente. Secondo loro (Jankel, 2015), i computer non potranno mai raggiungere l'apice della capacità umana, la creatività, dal momento che farlo richiede la rottura di regole ed essere anti-algoritmici.

Tabella 3 - I 4 scenari del futuro secondo Makridakis

Autore e data	Approccio	Concept	Effetti
Kurzweil	Ottimistico	Visione "fantascientifica" del futuro. Come GNR potenzieranno gli umani.	La genetica (G) influirà positivamente su malattie, invecchiamento avendo come obiettivo l'immortalità; La nanotecnologia (N) porterà alla creazione illimitata di ricchezza; la robotica (R) sostituirà gli umani nel lavoro effettivo

Bill Joy, Cellan-Jones, Bostrom 2000	Pessimistico	GNR porteranno all'estinzione del genere umano	Le macchine sostituiranno completamente gli umani prendendo anche le decisioni più complesse, riducendo questi ultimi ad essere ridotti in uno status di "animali domestici informatici"
Sam Altman, Michio Kaku, John Markoff, 2016	Pragmatico	L'IA può esser controllata	Regolamentazione e OpenAI possono essere strumenti di controllo efficaci per l'IA. L'obiettivo è sfruttarne il potenziale, continuando a percepirsi avvantaggiati rispetto all'IA
Dreyfus, 1972	Dubitativo	L'IA non potrà mai diventare una minaccia per l'umanità	Intelligenza ed esperienza umana non possono esser replicate e catturate in regole formali. In realtà, la tecnologia ha creato più posti di lavoro rispetto a quanti ne abbia distrutti, anche se potrebbe esserci un periodo di disoccupazione temporanea

Fonte: Propria elaborazione

1.2.2 Sostituzione

La sostituzione del lavoro umano da parte delle macchine guidate da IA, si riferisce al processo in cui attività e mansioni precedentemente svolte da lavoratori umani vengono automatizzate e gestite da dispositivi, robot o sistemi informatici, riducendo o eliminando la necessità di intervento umano in quelle specifiche funzioni lavorative. Tutto ciò sta avvenendo ed avverrà in prima battuta a livello di compiti piuttosto che di lavoro e, nello specifico, per compiti di "bassa" intelligenza, più facili e meno complessi da eseguire per l'IA rispetto agli impiegati umani (Huang & Rust, 2018). Nonostante ciò, parte della letteratura considera che, avendo capacità di svolgere compiti, pensare e sentire come gli esseri umani, l'IA sostituirà completamente il lavoro umano, portando ad una scomparsa delle relazioni umane (Huang & Rust, 2018). Si consideri, ad esempio, l'impatto potenziale degli assistenti virtuali come Siri che, gestendo richieste e fornendo supporto-clienti a livello internazionale, permettono alle organizzazioni di operare 24 ore al giorno, senza il coinvolgimento di dipendenti nei luoghi fisici (Glavas et al., 2019). Predominantemente nelle industrie dei paesi sviluppati (con costi del lavoro elevati), automazione ed uso di robot di produzione comportano significativi risparmi in termini di costo del lavoro e di prodotti.

Nello studio “Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work” del 2023, pubblicato dal Fondo monetario internazionale (FMI), viene esaminato il potenziale impatto dell’IA sul mercato del lavoro globale. I risultati ottenuti risultano essere sorprendenti: viene stimato che quasi il 40% dell’occupazione globale appare esposta all’IA. Storicamente, automazione e tecnologia dell’informazione hanno avuto la tendenza ad influenzare le attività di routine, ma una delle cose che distingue l’IA, è la sua capacità di avere un impatto anche sui lavori altamente qualificati.

Con l'emergere di auto senza conducente, droni senza pilota e vari sistemi di vendita automatica, i computer stanno ridefinendo i confini dei compiti e delle occupazioni che in passato si pensava fossero improbabili o difficili da sostituire con la tecnologia (Peters, M. A., 2019).

Come conseguenza, le economie avanzate si trovano ad affrontare maggiori rischi, ma anche opportunità, rispetto ai mercati emergenti e alle economie in via di sviluppo. Nelle economie avanzate, circa il 60% dei posti di lavoro potrebbe essere influenzato dall’IA e circa la metà di quelli esposti potrebbe trarne vantaggio, portando ad un miglioramento della produttività. Per l’altra metà, le applicazioni dell’IA potrebbero eseguire compiti chiave attualmente svolti dagli esseri umani, con la possibile riduzione della domanda di manodopera, portando a salari più bassi, riduzione delle assunzioni e, nei casi più estremi, alla scomparsa di alcuni posti di lavoro. Nei mercati emergenti e nei paesi a basso reddito l’esposizione all’IA dovrebbe essere rispettivamente del 40% e del 26%, suggerendo che queste realtà si trovano ad affrontare minori interruzioni immediate. Allo stesso tempo, molti di essi non disponendo di infrastrutture o forza lavoro qualificata in grado di sfruttare i vantaggi dell’IA, vedono aumentato il rischio di un possibile peggioramento nella disuguaglianza tra le nazioni.

In aggiunta, è previsto un impatto sull'ineguaglianza dei redditi e della ricchezza. A differenza delle precedenti ondate di automazione, che hanno avuto l'effetto più forte sui lavoratori con competenze medie, i rischi di sostituzione si estendono anche ai lavoratori con salari più alti. Tuttavia, la potenziale complementarità si correla positivamente al reddito, ragion per cui, l'effetto sull'ineguaglianza dei redditi dipende principalmente dalla misura in cui l'IA sostituisce o integra i lavoratori ad alto reddito. Il già citato studio “Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work” del FMI, afferma che, in presenza di elevata complementarità, i lavoratori ad alto reddito potrebbero aspettarsi un aumento più che proporzionale del loro reddito da lavoro, portando ad un aumento dell'ineguaglianza dei redditi e della ricchezza in quanto ricevono maggiori rendimenti del capitale. Il modo in cui i paesi definiscono i diritti di proprietà dell'IA, insieme alle loro politiche fiscali redistributive e altre misure, avrà un impatto sulla distribuzione del reddito e della ricchezza. I guadagni in produttività, se consistenti, potrebbero portare ad una crescita più elevata e redditi più alti per la maggior parte dei lavoratori. Grazie all'approfondimento del capitale ed a un aumento della produttività, ci si aspetta che l'adozione dell'IA aumenti il reddito totale. Se l'IA si unisce e completa fortemente il lavoro umano in determinate professioni e, se i guadagni di produttività sono sufficientemente alti, la crescita e la domanda di

lavoro potrebbero compensare più che sufficientemente la parziale sostituzione del lavoro umano da parte dell'IA, ed i redditi potrebbero aumentare lungo la maggior parte della distribuzione del reddito.

Il termine che viene utilizzato per esprimere la sostituzione dei lavoratori umani con i robot è quello di *"disoccupazione tecnologica"*, fenomeno esplorato attraverso le prospettive degli effetti delle ICT sul cambiamento strutturale e sulla digitalizzazione e routine, dovuto alla loro elevata flessibilità e alle modalità senza precedenti con cui hanno potenziato la mobilità di capitale e lavoro. Basandosi sul quadro proposto da Garcia-Murillo et al. (2018), questi impatti possono essere analizzati in termini di cambiamenti strutturali nelle industrie esistenti, innovazioni digitali nelle nuove ed emergenti industrie e nella localizzazione e produzione del lavoro. Le ICT hanno avuto impatti significativi sulla produttività marginale di capitale e lavoro, rendendo la produzione meno intensiva in fattori a svantaggio del lavoro (Garcia-Murillo et al., 2018). Con l'avanzamento delle nuove tecnologie, la riduzione dei costi e l'aumento della produttività, i lavoratori vengono resi ridondanti, costretti ad accettare salari bassi nella competizione per i posti di lavoro (Boyd, J. A., & Huettinger, M., 2019) e/o costretti a riqualificarsi per sfruttare le nuove opportunità di lavoro che richiedono la cooperazione tra esseri umani e robot (Novakova, L., 2020). Inoltre, le nuove tecnologie hanno avuto un impatto disruptive sulle opportunità di lavoro nelle industrie esistenti attraverso la proliferazione crescente di prodotti e servizi sostitutivi. I sostituti possono essere "ritardati" o "istantanei". I sostituti ritardati (esempio: servizi di Amazon lanciati nel 1995) forniscono ai player di mercato esistenti sufficiente tempo per adattarsi e contrattaccare tramite aggiornamenti tecnologici necessari e la formazione dei dipendenti per mitigare l'impatto della distruzione sui posti di lavoro. Al contrario, attori come Uber e Airbnb hanno interrotto il mercato con sostituti istantanei che offrono servizi significativamente più economici evitando costi di transazione elevati, ma avendo anche impatti più drastici sui posti di lavoro (Garcia-Murillo et al., 2018).

Acemoglu e Restrepo (2016) evidenziano come robotica ed IA siano già diffuse in molti settori, automatizzando diverse parti del processo produttivo. Acemoglu e Restrepo (2018b) hanno suddiviso il processo produttivo in attività umane ed automatizzate: si ricorda che l'automazione si manifesta quando una macchina svolge un lavoro che potrebbe essere eseguito da una persona (The White House, 2016a), facendo riferimento sia al lavoro fisico che mentale o cognitivo, riducendo inevitabilmente la quota salariale del valore aggiunto per tale compito, aumentando la quota del capitale o dei profitti nel valore aggiunto (Karabarbounis e Neiman, 2014). Più lavori vengono automatizzati e maggiore risultano essere le competenze richieste per eseguire adeguatamente i compiti rimanenti, sia per il funzionamento efficiente delle aziende che per l'utilizzo delle tecnologie dell'IA e di altre nel modo migliore possibile, comportando la ricerca di dipendenti talentuosi, al fine di ottenere e mantenere vantaggi competitivi rispetto ad altre aziende. La preoccupazione dei critici risiede nella velocità dell'obsolescenza dei posti di lavoro attraverso le tecnologie dell'IA, in particolare nel settore dei servizi. Affermano che, mentre ci sono voluti più di due secoli per osservare l'impatto completo della rivoluzione industriale e tre o quattro decenni per sperimentare quella digitale, potrebbe non essere necessario più di un decennio per osservare gli effetti completi della rivoluzione dell'IA (New Yorker, 2016).

Tuttavia, come si vedrà nel dettaglio nel paragrafo 1.2.3, l'innovazione tecnologica può portare anche alla creazione di nuovi compiti umani non esistenti in precedenza e non eseguibili (attualmente) dalle macchine (effetto di reintegrazione) aumentando l'occupazione umana. La combinazione di spostamento e gli effetti di reintegrazione distribuiscono i compiti tra lavoratori e macchine, aggiungendosi agli effetti di sostituzione e complementarità del modello tradizionale. La differenza cruciale con il tradizionale effetto di sostituzione è che quest'ultimo modifica la domanda di lavoratori e macchine senza una riallocazione dei lavoratori a compiti specifici.

Alcuni studiosi vanno oltre il modello basato sulle attività, cercando di anticipare l'impatto futuro dell'IA sull'occupazione, senza considerare l'occupazione complementare o gli effetti salariali. Un pioniere in questo dibattito risulta essere lo studio di Frey and Osborne (2017), secondo cui, ad eccezione delle occupazioni che richiedono l'uso di "intelligenza creativa", "intelligenza sociale" e "compiti di percezione e manipolazione", che essi definiscono "tre ostacoli ingegneristici", l'automazione di quasi qualsiasi lavoro è tecnicamente possibile, a patto che siano raccolti dati sufficienti per il riconoscimento dei modelli. Utilizzando i dati su 702 occupazioni provenienti dal database US O*NET del 2010, hanno stimato che il 47% dell'occupazione totale negli Stati Uniti risulta essere a rischio elevato di scomparsa entro il 2033. Nel corso degli anni, i ricercatori hanno applicato l'approccio di questo studio a vari casi regionali e nazionali, giungendo a numeri comparabili. Per completezza, utilizzando i dati dell'ILO, basati sul 2012 EU Labour Force Survey, Bowles (2014) stimò che tra il 45 e il 60% dei posti di lavoro in Europa è a rischio elevato di scomparire nei prossimi 20 anni. Analogamente, utilizzando i dati dalla Classificazione delle Occupazioni (KldB) del 2010, forniti dall'Agenzia Federale per l'Impiego, Brzeski e Burk (2015) scoprirono che il 59% dei posti di lavoro in Germania è a rischio elevato di sostituzione da parte dall'automazione entro il 2033. Le previsioni lanciate da Frey e Osborne hanno innescato un acceso dibattito sul quesito se le tecnologie avanzate abbiano o meno il potere di rendere superfluo il lavoro umano (Autor, 2015, Arntz et al., 2016a, Brynjolffson and McAfee, 2016, MGI, 2017, Nedelkoska and Quintini, 2018), provocando preoccupazioni. Tuttavia, come si vedrà successivamente, è doveroso considerare la complementarità tra attività umane ed automatizzate, in quanto solo alcune parti delle attività umane saranno automatizzate. Gli algoritmi, anche se guidano certe attività, non copriranno l'intero spettro delle competenze umane e molte attività richiederanno ancora la combinazione di diverse competenze, come nel caso del reclamo, che richiede conoscenza del settore e intelligenza sociale ed emotiva.

Inoltre, limitazioni metodologiche sono state identificate nello studio di Frey and Osborne (2017), che si è focalizzato solo sul lato negativo dell'automazione, esaminando le mansioni ad un livello piuttosto elevato di aggregazione professionale, portando così ad una sovrastima della sostituzione, ignorando la varietà di richieste anche all'interno di una categoria professionale. A tal proposito, un gruppo di autori ha contestato questo approccio, sostenendo che l'automazione sostituisce compiti piuttosto che lavori/occupazioni (Autor and Handel, 2013; Arntz et al., 2016; Nedelkoska and Quintini, 2018). Sviluppando questo argomento e utilizzando il database PIACC dell'OCSE del 2012 (Programme for the International Assessment of Adult

Competencies), Arntz et al. (2016a) hanno riesaminato la proporzione di posti di lavoro a rischio di automazione per 21 paesi dell'OCSE. Gli autori hanno concluso che in media il 9% dei posti di lavoro nei 21 paesi dell'OCSE risulta essere altamente automatizzabile, con variazioni leggermente diverse tra singoli paesi: 6% in Corea, 12% in Germania e 9% negli Stati Uniti.

Un altro studio, con l'obiettivo di analizzare il rischio di perdita di lavoro attraverso l'automazione, condotto da Nedelkoska e Quintini (2018), ha utilizzato il database PIACC per gli anni 2011/2012 e 2014/2015. Gli autori hanno calcolato che circa il 14% dei posti di lavoro nei paesi dell'OCSE è altamente automatizzabile, coinvolgendo oltre 66 milioni di lavoratori nei 32 paesi considerati nello studio. Inoltre, gli autori, hanno constatato che il rischio effettivo di automazione varia significativamente tra i paesi, dal 33% di tutti i posti di lavoro in Slovacchia, al 18% in Germania e al 6% in Norvegia.

Nel contesto tedesco, uno studio di Dengler e Matthes (2018) ha rafforzato la tesi secondo cui il potenziale di automazione dei lavori è molto inferiore a quanto calcolato da coloro che utilizzano la metodologia di Frey e Osborne. Utilizzando i dati del database dell'Agenzia Federale Tedesca per l'Impiego (BERUFNET), hanno osservato che il 25% dei lavoratori era impiegato in un'occupazione ad alto rischio di automazione nel 2016, con il rischio più elevato nelle professioni del trasporto e della logistica.

Lo studio di McKinsey "Dove le macchine potrebbero sostituire gli esseri umani - e dove non possono (ancora)" (Chui et al., 2016) distingue tre gruppi di attività occupazionali in: altamente sostituibili, meno sostituibili e difficilmente suscettibili da macchine e robot, i quali sostituiscono posti di lavoro attualmente eseguiti dagli esseri umani (il numero tra parentesi indica la percentuale stimata di sostituzione). Il primo gruppo include "raccolta di dati" (64%), "elaborazione di dati" (69%) e "lavoro fisico prevedibile" (78%); il secondo copre "interazioni tra gli stakeholder" (20%) e "lavoro fisico imprevedibile" (25%), mentre il terzo contiene "gestione di altri" (9%) e "applicazione di competenze" (18%).

Altri studi hanno scoperto che i lavori legati alle competenze sociali sono di importanza fondamentale (Rifkin, 2014; Mensel and Tholl, 2015) e sono cresciuti del 10% all'anno tra il 1980 e il 2012, mentre tutti gli altri sono diminuiti del 3% nello stesso periodo (Deming, 2016).

Lo studio di Wolter et al. (2016), utilizzando calcoli scenari per modellare gli effetti del passaggio a industria 4.0, conclude che l'impatto sull'occupazione totale entro il 2035 sarà piuttosto limitato, ma mostra la presenza di grandi rivolgimenti tra le occupazioni e i settori (Arntz et al, 2018). Anche McKinsey (2018) conclude che più della metà di tutte le attività possono essere automatizzate e che fino al 2030 circa il 15% della forza lavoro globale potrebbe essere sostituito dall'automazione. Tuttavia, nello stesso periodo, a causa della crescita economica, la domanda di lavoro aggiuntiva sarà del 21-33% della forza lavoro globale.

In questo contesto, i robot, come incarnazione fisica degli algoritmi di machine learning, svolgono un ruolo significativo nell'automazione industriale e dei servizi (Graetz & Michaels, 2017). Mentre la loro efficienza e

precisione migliora costantemente, emergono sfide riguardanti la riqualificazione della forza lavoro umana per adattarsi alle nuove esigenze del mercato (Aleksander, 2017).

Nello specifico, i "Robot" oggetto della discussione, sono macchine dotate di IA e devono essere distinti dalle macchine a scopo singolo (sebbene controllate da codici numerici computerizzati), come macchine per la stampatura di lamierini utilizzate nella produzione. A tal proposito, la Federazione Internazionale di Robotica (IFR) misura le consegne di "robot industriali manipolanti multipurpose" sulla base delle definizioni dell'Organizzazione Internazionale per la Standardizzazione (ISO). La norma ISO 8373, definisce un Robot industriale manipolante, come "un manipolatore multipurpose controllato automaticamente, riprogrammabile, programmabile su tre o più assi, che può essere fisso in un punto o mobile per l'uso in applicazioni di automazione industriale" (Graetz e Michaels, 2017, pagina 3). Per una maggiore comprensione, i robot industriali sono macchine in grado di svolgere diverse tipologie di compiti come pittura, saldatura, stiratura, assemblaggio e confezionamento con minimo intervento umano, capacità che distinguono chiaramente e differenziano l'attuale ondata di automazione basata su robot (IA) dalle tecnologie standard dell'informazione (IT) o dalle tecnologie abilitate dall'IT. Al contrario, un algoritmo viene descritto come "un processo o un insieme di regole definite in modo inequivocabile da seguire nei calcoli o in altre operazioni di risoluzione dei problemi, soprattutto da parte di un computer". Ogni robot viene guidato da un algoritmo sottostante che ne dirige le sue attività fisiche. Mentre tutti i robot incorporano un algoritmo, non tutti gli algoritmi guidano una macchina fisica, anche se il loro output deve connettersi a qualche interfaccia fisica per essere interpretabile dagli esseri umani. Se si assume che i robot possano solo sostituire lavori routine il risultato è probabile che sia ottimistico o meno pessimistico per due motivi. Da un lato, è possibile constatare la presenza di grandi classi di occupazioni non adatte all'automazione, dall'altro, la possibilità di introdurre nuovi compiti in cui il lavoro presenta un vantaggio comparato (Acemoglu e Restrepo, 2016), compensando la perdita di occupazioni derivante dall'automazione.

Susskind (2017) nel suo studio ipotizza che la gamma di compiti sostituibili dai robot potrebbe essere più ampia. L'autore distingue tra due tipi di capitale: "capitale tradizionale" e "capitale avanzato".

Il *capitale tradizionale* fa riferimento a macchinari che non possono eseguire gli stessi compiti del lavoro, mentre il *capitale avanzato* (robot) può svolgere compiti eseguiti dal lavoro, compresi quelli complessi. Inoltre, il lavoro può essere visto come l'esecuzione di un insieme di compiti completato dal capitale tradizionale. Il capitale avanzato può competere e sostituire tutti questi compiti, portando ad una drastica riduzione della quota di compiti totali disponibili al lavoro, suggerendo uno scenario pessimistico possibile data l'avanzata tecnologia in automazione e robotica.

È importante riconoscere che le capacità tecniche (funzionalità) dei robot industriali stanno migliorando rapidamente e che i loro costi operativi stanno diminuendo. Le nuove tecnologie (Internet delle cose che consente ai dispositivi di comunicare tra loro, robot collaborativi chiamati 'Cobots' ecc...) contribuiscono a

migliorare la produttività e creare domanda di lavoro che completa le attività di produzione e servizi. Un robot di produzione, dunque, potrebbe costare meno di un lavoratore in Cina; non si ammala, non ha figli, non va in sciopero, non ha diritto a ferie, non deve fare affidamento su componenti esterne e può lavorare in modo infallibile e continuo 24 ore su 24, 7 giorni su 7, con la possibilità di operare in zone pericolose. Di conseguenza, la sua precisione è maggiore rispetto a quella di un essere umano e non può essere deviata né dalla fatica né da altre circostanze esterne.

Studi come quello condotto da Chiacchio, Petropoulos e Pichler (2018), utilizzando dati del periodo 1995-2007 per sei paesi dell'Unione Europea, evidenziano l'effetto di spostamento: un robot in più ogni mille lavoratori nell'industria riduce il tasso di occupazione complessivo nell'economia. Questo impatto risulta essere particolarmente rilevante per i lavoratori mediamente qualificati ed i giovani, non riscontrandone un impatto significativo sui salari o sull'occupazione nel settore dei servizi. Un altro studio dell'UE sull'impatto dei robot a livello aziendale non mostra alcun effetto sull'occupazione (Fraunhofer Institute, 2015), così come quello di Dauth et al. (2018) in cui non vengono riscontrate prove che l'uso dei robot nel settore manifatturiero tedesco causi perdite complessive di posti di lavoro. Sebbene ogni robot distrugga due posti di lavoro in questa industria, ciò viene compensato da ulteriori posti di lavoro nei servizi. I lavoratori esposti ai robot hanno maggiori probabilità di mantenere il loro impiego originario. L'effetto sui salari mostra un impatto negativo per i lavoratori mediamente qualificati, mentre un beneficio per manager altamente qualificati. In generale, i robot aumentano la produttività del lavoro senza conseguenti aumenti salariali, contribuendo alla riduzione della quota del reddito da lavoro.

Acemoglu e Restrepo (2017) identificano ampi e robusti effetti negativi sull'occupazione e sui salari nelle zone pendolari degli Stati Uniti, specifici dei robot e distinti dall'impatto associato all'offshoring, al declino delle mansioni di routine o alle misure di capitale.

Gli autori evidenziano tre forze diverse che influenzano la domanda di lavoro (equilibrio parziale):

(a) *Effetto di Spostamento*: i robot sostituiscono i lavoratori, riducendo la domanda di lavoro, dato che una quantità data di output può essere prodotta con meno lavoratori grazie all'utilizzo di robot.

(b) *Effetto prezzo-produttività*: l'uso dei robot riduce i costi di produzione nel settore, abbassando il prezzo dell'output e portando maggiore produzione con un aumento della domanda di lavoro.

(c) *Effetto scala-produttività*: la riduzione dei costi comporta l'espansione della produzione in tutti i settori (produzione aggregata) e un aumento della domanda di lavoro in tutti i settori.

L'esito finale (*effetto equilibrio generale*) in termini di occupazione dipende dalla forza dell'effetto prezzo-scala-produttività rispetto all'effetto di spostamento. La magnitudine dell'effetto sulla produttività dipende dai risparmi di costo derivanti dalla sostituzione di robot al lavoro umano (automazione).

Graetz e Michaels (2017) hanno utilizzato dati sull'effettivo utilizzo dei robot nei paesi (per settori) per misurare l'impatto dei robot su produttività, salari e occupazione. Nel loro studio su scala internazionale, utilizzando dati panel sull'adozione dei robot in 17 paesi dal 1993 al 2007, osservano un forte calo del prezzo dei robot in sei economie sviluppate. Durante il periodo analizzato, trovano che la densità di robot (numero di robot per milione di ore lavorate) in 17 paesi è aumentata di oltre il 150%, da 0,58 a 1,48. Trovano che le industrie che hanno sperimentato aumenti rapidi nella densità di robot hanno anche tassi di crescita più elevati della produttività del lavoro. Il loro modello è fondato sull'approccio basato su compiti, assumendo che i lavoratori eseguano tutti i compiti, mentre i robot possano eseguire solo un insieme limitato di compiti, la cui quota varia per settore. La scelta tecnologica per un'azienda è semplice: adottare i robot solo sul lavoro per coprire almeno i costi fissi di installazione. Concludono che l'uso dei robot ha contribuito positivamente alla crescita annuale della produttività del lavoro senza ridurre significativamente l'occupazione totale.

Tuttavia, nel dibattito accademico, non è stato raggiunto un consenso unanime circa l'estensione del lavoro umano suscettibile di essere sostituito dalle tecnologie dell'IA nel prossimo futuro. Ciononostante, questa discussione sembra aver contribuito all'accordo accademico generale secondo cui la letteratura disponibile non è in grado di fornire una comprensione soddisfacente su come le tecnologie dell'IA influenzino i mercati del lavoro (Acemoglu and Restrepo, 2018a, Craglia et al., 2018, Ernst et al., 2018, Agrawal et al., 2019, Muro et al., 2019b, Servoz, 2019). Alla base di questa carenza, in primo luogo, risiede il fatto che le applicazioni dell'IA non sono ancora state adottate e comprese su larga scala dalle imprese (Bughin et al., 2017, Ransbotham et al., 2019), risultando quindi troppo presto per vedere l'impatto dell'IA sui mercati del lavoro (Acemoglu et al., 2020:21).

Gli effetti del fenomeno IA saranno più pronunciati nei paesi in via di sviluppo rispetto a quelli avanzati, per due ragioni: in primo luogo, poiché il lavoro non specializzato e semi-specializzato sarà sostituito da computer e robot, dunque, non ci sarà motivo per le aziende di spostare la loro produzione verso nazioni in via di sviluppo per sfruttare la loro fornitura economica di manodopera, aumentando la tendenza al "reshoring" nei paesi avanzati (Ford, 2016).

In secondo luogo, i paesi in via di sviluppo non potranno investire in costose tecnologie dell'IA, poiché ridurranno la domanda di lavoro umano, aumentando ulteriormente la disoccupazione. Sfortunatamente, non ci sono soluzioni facili, con la sfida più importante che risiede nel comprendere come educare i giovani a queste tecnologie e diventare in grado di attirare investimenti dall'estero e gestire lo sfruttamento dell'economia della condivisione" (Rifkin, 2014). In caso contrario, rimarranno indietro rispetto alle nazioni che sono riuscite a industrializzare le loro economie.

Detto ciò, questi studi forniscono preziosi approfondimenti sulla complessa dinamica tra tecnologia, automazione e mercato del lavoro. Mentre l'automazione può portare ad una dislocazione occupazionale in determinate occupazioni, può anche creare nuove opportunità e contribuire alla crescita complessiva della

produttività. Gli esiti specifici dipendono da vari fattori, tra cui la natura dei compiti, il grado di automazione e la risposta sia delle aziende che dei consumatori ai cambiamenti tecnologici

1.2.3 Complementarità

Esautorato il tema inerente alla sostituzione, ora si passerà all'approfondimento delle visioni e degli studi inerenti alla complementarità. Molti studi riferiscono che le macchine intelligenti spesso integrano il lavoro umano anziché sostituirlo (Brynjolffson and McAfee, 2017, Evans-Greenwood et al., 2017, Ransbotham et al., 2017, EPSC, 2018, Agrawal et al., 2019, Fossen and Sorgner, 2019, Jarrahi, 2019, Servoz, 2019). Inoltre, concordano sul fatto che, quando l'IA viene utilizzata per potenziare il lavoro umano, il risultato collaborativo ottenuto diventa particolarmente prezioso per gli esseri umani (Brynjolffson and McAfee, 2017, Evans-Greenwood et al., 2017, Agrawal et al., 2019), poiché in questo modo i lavoratori possono specializzarsi in compiti più complicati e/o piacevoli (OECD, 2019a, Servoz, 2019), lasciando alle macchine lo svolgimento di compiti ripetitivi, banali e pericolosi.

Di seguito, verranno approfonditi i principali temi della complementarità, iniziando dal concetto di "Intelligenza ibrida" (HI), evidenziandone la sua definizione, gli obiettivi ed i vantaggi. Durante la lettura, sarà possibile comprendere come esseri umani ed IA possano lavorare insieme come membri di un unico team per risolvere compiti complessi, sfruttando le rispettive competenze complementari. Attraverso esempi pratici, si illustrerà come l'HI possa migliorare l'efficacia e l'efficienza nei vari settori, dalla gestione aziendale alla chirurgia robotica.

Successivamente, si discuterà circa "Le nuove opportunità nel mercato del lavoro", concentrandosi sulle implicazioni dell'IA sulle dinamiche del mercato del lavoro, esaminando le sfide legate alla crescente domanda di competenze diversificate e su come le tecnologie emergenti ne richiedano un costante aggiornamento. In aggiunta, attraverso studi e previsioni, si analizzeranno le tendenze future dell'occupazione, inclusi i cambiamenti nei compiti e nei requisiti delle professioni.

Infine, l'analisi si concluderà osservando "Complessità economica, sfide sociali e prospettive di cooperazione uomo-macchina", dove si parlerà delle sfide economiche e sociali dovute dall'uso massivo dell'IA. Inoltre, è importante considerare i costi aggiuntivi di transizione, la fissazione dei salari e la necessità di riallocare competenze tra uomini e macchine.

Intelligenza ibrida

Dellermann et al. (2019, p. 640) definiscono l'intelligenza ibrida (Hybrid Intelligence, HI) come "la capacità di raggiungere obiettivi complessi combinando risorse umane ed IA, ottenendo risultati superiori a quelli che

ciascuno di essi avrebbe potuto ottenere separatamente, e migliorando continuamente, apprendendo l'uno dall'altro". In questo contesto, esseri umani e IA vengono considerati membri del team equivalenti che risolvono compiti in cooperazione (Siemon et al., 2021; Daugherty and Wilson, 2018b; EC, 2019; Saenz et al., 2020).

L'idea di complementarità si concentra sulla prima parte della definizione; da un lato, gli esseri umani possono fare affidamento sui loro sensi, percezioni, intelligenza emotiva ed abilità sociali (Braga and Logan, 2017), dall'altro, l'IA eccelle nel rilevare pattern o calcolare probabilità (Dellermann et al., 2019). Questo insieme di competenze complementari consentono prestazioni superiori in specifici compiti attraverso la collaborazione. Ad esempio, i manager possono utilizzare l'intelligenza emotiva per costruire relazioni e motivare i dipendenti a lavorare per l'azienda (Davenport and Kirby, 2016), mentre il lavoro ripetitivo e monotono può essere svolto dall'IA. Gli obiettivi dei sistemi HI sono molteplici, tra cui l'aumento dell'efficacia e dell'efficienza dell'esito di un compito specifico (Dellerman et al., 2019).

In un sistema ibrido, l'intelligenza umana può essere integrata in un sistema di IA per integrare le capacità della macchina durante tutto il suo ciclo di vita. Questi sistemi possono delegare compiti computazionali agli esseri umani su richiesta per superare le carenze dei sistemi di IA. La partecipazione umana può prevenire errori e fallimenti che verrebbero causati da un sistema totalmente autonomo; grazie al feedback degli esseri umani è possibile ottenere un ciclo virtuoso di miglioramento continuo del sistema attraverso l'apprendimento. Tornando alla robotica, questa può supportare i dipendenti umani offrendo loro opportunità per posizioni più tecniche create o potenziate dalle tecnologie robotiche (Chao & Kozlowski, 1986). La chirurgia robotica ne è un esempio notevole. Sebbene la robotica possa migliorare la precisione e ridurre gli errori se applicata correttamente, la conoscenza umana rimane una componente vitale (Jonsson et al., 2018), dal momento che vengono richieste le caratteristiche della tecnologia, così come le manipolazioni e la conoscenza del medico (Jonsson et al., 2018).

Il lavoro sulla robotica sottolinea i modi in cui le tecnologie robotiche possono eliminare attività ripetitive e routine gestite dai dipendenti umani, offrendo loro la possibilità di impegnarsi in opportunità per utilizzare le loro competenze in modo più efficace (Lindsay et al., 2014). Allo stesso tempo, questo crea nuove opportunità di apprendimento abbinate ad una formazione approfondita per consentire ai dipendenti di soddisfare le loro responsabilità modificate e acquisire le competenze necessarie per lavorare con un robot. Tuttavia, i dipendenti possono manifestare percezioni differenziate verso i robot in base alle loro occupazioni. Chao e Kozlowski (1986) trovano che i dipendenti altamente qualificati hanno atteggiamenti più positivi nei confronti dei robot e della loro implementazione, poiché offrono loro opportunità di espandere ulteriormente le loro competenze e conoscenze. Inevitabilmente, i lavori progettati, basandosi su tecnologie di IA e robotica, sono destinati a portare incertezza.

Le nuove opportunità nel mercato del lavoro

Al giorno d'oggi la sfida più importante consiste nell'aumentare l'offerta di persone qualificate con il giusto tipo di istruzione e formazione, per rispondere alla domanda di competenze diversificate nel prossimo futuro (Aleksander, 2017). L'importante cambiamento tecnologico nel XXI secolo implica che, affinché gli umani utilizzino la tecnologia come strumento o collaborino con robot e sistemi di intelligenza IA, devono abbracciare la sfida di riqualificarsi e migliorare continuamente le proprie competenze. Le tecnologie di oggi diventano presto obsolete, lasciando ai lavoratori umani il compito di rimanere al passo con i tempi, creando una nuova divisione del lavoro, in cui gli esseri umani vengono assegnati a compiti unicamente umani e difficilmente automatizzabili, mentre le macchine assumeranno compiti ripetitivi e pericolosi che richiederanno attenzione e resistenza costanti (Ozkiziltan, D., & Hassel, A. (2022).

Nel rapporto sul futuro dei lavori del 2018, il World Economic Forum ha notato che almeno il 54% dei lavoratori attuali richiederà una riqualificazione significativa e un aggiornamento delle competenze (Forum, W. E. 2018). Le “competenze legate all'IA”, note come “com AI”, comprendono la conoscenza generale dei computer, elevata familiarità con particolari software e hardware, capacità di interpretare e manipolare dati, elevati livelli di ragionamento logico e computazionale e l'attitudine nel riconoscere e risolvere complicazioni legate all'IA (Del Castillo, 2018), così come nanotecnologia, robotizzazione, Internet delle cose, realtà aumentata e digitalizzazione. La computerizzazione accentua il vantaggio strutturale ed il potere contrattuale delle occupazioni al centro dei flussi di informazioni, le quali includono coloro che hanno la tecnologia per riorganizzare, aggregare e trasferire (programmatori informatici, informazioni e manipolare i dati (manager e ingegneri) (Hammershøj, L. G., 2019). I lavoratori laureati si mostrano maggiormente preparati nel passaggio da lavori a rischio di sostituzione a quelli ad alta complementarità; i lavoratori più anziani potrebbero essere più vulnerabili alla trasformazione guidata dall'IA (Codagnone, 2009). Tuttavia, gli studiosi hanno fatto notare che le competenze del futuro non si limitano a quelle che consentono al lavoratore la conoscenza di utilizzo delle ICT come strumenti o la collaborazione con robot e sistemi di IA (Hammershøj, L. G. 2019, Van Laar et al., 2017, Poorani and Krishnan, 2023). Il futuro dell'istruzione risiede nello sviluppo delle capacità creative umane (Hammershøj, L. G. (2019), Cropley, A. (2020) fondamentale per capire le differenze tra le capacità umane e delle macchine.

Detto ciò, le tecnologie guidate dall'IA sono ampiamente previste per aumentare la domanda di una serie di lavori e attività esistenti (Makridakis, 2017, Manyika, 2018, Agrawal et al., 2019, OECD, 2019a, Servoz, 2019) come ICT, marketing, progettazione di prodotti, ingegneria, scienza, analisi dei dati, istruzione, assistenza sanitaria (Servoz, 2019), cura dei bambini e assistenza personale (Makridakis, 2017), i quali sono previsti essere molto richiesti, grazie alla diminuzione del costo delle attività automatizzate che stimolano l'economia (Acemoglu and Restrepo, 2019a).

Nonostante la digitalizzazione frammenta molte attività e le svuota di competenze (Gerst, 2019) - un processo che può essere descritto come "amazonizzazione del lavoro" (Butollo, Ehrlich e Engel, 2017), le persone non diventeranno superflue nella produzione automatizzata del futuro: la creatività umana, derivante dal pensiero non lineare e dalla competenza decisionale, nonché le abilità comunicative e socio-emotive, continueranno ad essere richieste dal momento che le persone possiedono intuizioni, motivazioni, esperienza, conoscenza del contesto e sono in grado di comprendere il significato (Gerst, 2019). Ancora, secondo Gerst (2019), il lavoro umano è necessario e richiesto per ulteriori due ragioni: i sistemi sono insufficientemente capaci di reagire a situazioni sconosciute, trasmettendo ripetutamente informazioni dubbie e, in caso di cambiamento delle priorità, potrebbe essere necessario deviare dalla routine automatizzata. L'intervento umano nella tecnologia ha senso anche quando si tratta di comunicazione diretta con i clienti, o quando è previsto che un dipendente, grazie alle sue conoscenze ed esperienza, sappia con precisione e prima quando sia necessaria la manutenzione o la modifica nella pianificazione della capacità. Dall'altra parte, l'IA risulta essere efficiente solo quando si tratta di preparare conoscenze fattuali o leggere modelli dai dati, non comprendendo il contesto più ampio in quanto priva di "senso comune e conoscenza di base" (Lenzen, 2018). Più sistemi autonomi e versatili agiscono, più stati del sistema possono assumere, meno le persone possono capire e prevedere le loro azioni, più la tecnologia restringe il campo d'azione dell'uomo per la sua stessa azione strategica.

Oltre ai posti di lavoro persi e guadagnati, anche più posti di lavoro verranno modificati poiché parte del lavoro umano sarà integrato dalle macchine (McKinsey, 2018). Gartner (2017) ha stimato che, entro il 2025, la creazione di posti di lavoro legati all'IA raggiungerà fino a due milioni di nuovi posti, tra lavori ad alta e bassa qualifica. Gli osservatori sostengono la probabile creazione di nuovi compiti e lavori per i mercati del lavoro delle economie avanzate (Stone et al., 2016; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Bessen, 2018; Shook and Knickrehm, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019b; Agrawal et al., 2019; Muro et al., 2019b; OECD, 2019; Servoz, 2019). Questa previsione viene supportata da prove storiche che dimostrano che, nelle precedenti ondate di automazione, l'umanità ha assistito alla creazione di nuovi compiti che richiedevano il lavoro umano (PEW, 2014; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Manyika, 2018). Secondo la ricerca del German Institute for Employment Research (IAB) (Dauth et al, 2017), un robot ha sostituito in media due lavoratori nel settore industriale in passato, mentre poco più di due posti di lavoro sono stati creati al di fuori dell'industria nello stesso periodo. Uno studio precedente dell'Istituto ZEW ha scoperto che, sebbene l'automazione abbia distrutto 1,6 milioni di posti di lavoro in Europa tra il 1999 e il 2010, ne ha creati 3,4 milioni. Detto ciò, ci si aspetta che l'IA si comporti in modo simile, seguendo un meccanismo di compensazione. Vengono tratte inferenze diverse a seconda dell'estensione dell'orizzonte previsionale per l'impatto dei sistemi autonomi e dell'IA sull'occupazione.

Si prevede che l'industria 4.0 richiederà inizialmente più lavoratori qualificati nel medio termine per costruire know-how e fare investimenti tecnologici iniziali, mentre nel lungo termine, tuttavia, le tecnologie dell'industria 4.0 potrebbero anche sostituire sempre più i lavoratori (Arntz et al, 2018). Tuttavia, gli

osservatori concordano anche sul fatto che è difficile prevedere esempi diretti, a causa della limitata diffusione delle attuali tecnologie legate all'IA (Manyika, 2018, Agrawal et al., 2019, Muro et al., 2019b, Servoz, 2019).

Secondo Manyika (2018) nuovi tipi di occupazioni, che non possiamo ancora immaginare, potrebbero costituire fino al 10% dei posti di lavoro creati entro il 2030. Nello studio globale di Accenture PLC "Come le aziende stanno reinventando i processi aziendali con l'IT" su oltre 1.000 grandi aziende che utilizzano o testano già sistemi di IA e apprendimento automatico, Wilson et al. (2017), hanno identificato l'emergere di intere categorie di nuovi lavori unicamente umani che non stanno sostituendo quelli vecchi, in quanto nuovi, i quali richiedono competenze e formazione senza precedenti. Le persone in questi ruoli completeranno i compiti eseguiti dalla tecnologia cognitiva, garantendo che il lavoro delle macchine sia efficace, responsabile, equo, trasparente e verificabile.

Secondo Daugherty and Wilson (2018b), nell'era dell'IA, tre nuove categorie di lavori, che richiedono la collaborazione tra umano e robot, saranno di primaria importanza: "istruttori", i quali migliorano le prestazioni degli algoritmi AI; "spiegatori", chiariscono algoritmi complessi a non specialisti; e "sostenitori", i quali assicurano che i sistemi AI operino in modo etico e responsabile.

Istruttori: questa categoria richiederà lavoratori umani per insegnare ai sistemi di IA come svolgere le loro funzioni. Da un lato, aiuteranno i processori di linguaggio naturale ed i traduttori linguistici a commettere meno errori, dall'altro, insegneranno agli algoritmi di IA come imitare i comportamenti umani. Ad esempio, le chatbot del servizio clienti devono essere addestrate per rilevare complessità e sfumature della comunicazione umana. Finora, gli ingegneri di Yahoo hanno sviluppato un algoritmo in grado di rilevare il sarcasmo su social media e siti web con un'accuratezza di almeno l'80%. La startup con sede a New York Kemoko Inc., nota anche come Koko, nata dal MIT Media Lab, ha sviluppato un sistema di apprendimento automatico che aiuta gli assistenti digitali come Siri di Apple e Alexa di Amazon a rispondere alle domande delle persone con simpatia e profondità. Attualmente, gli esseri umani stanno addestrandolo l'algoritmo di Koko a rispondere in modo più empatico ed ogni volta che Koko risponde in modo inappropriato, un formatore umano lo aiuta a correggere quell'azione, e nel tempo, l'algoritmo migliora.

Spiegatori (Explainers): colmeranno il divario tra tecnologia e leader aziendali; contribuiranno a fornire chiarezza, un aspetto sempre più importante a mano a mano che l'opacità dei sistemi di IA aumenta. Molti dirigenti sono preoccupati per la natura "black box" degli algoritmi sofisticati di machine learning, specialmente quando i sistemi che essi alimentano e raccomandano azioni che vanno contro il senso comune. Infatti, alcuni governi stanno già considerando normative in questo settore. Le aziende che utilizzano sistemi avanzati di IA avranno bisogno di un gruppo di dipendenti in grado di spiegare il funzionamento interno di algoritmi complessi a professionisti non tecnici. Ad esempio, gli analisti forensi degli algoritmi sarebbero responsabili di rendere gli algoritmi stessi responsabili dei loro risultati. Quando un sistema commette un errore o quando le sue decisioni portano a conseguenze negative non intenzionali, ci si aspetterebbe che

l'analista forense conducesse un "esame autoptico" dell'evento per capire le cause di quel comportamento, consentendo la correzione.

Sostenitori: contribuiranno a garantire che i sistemi di IA funzionino come progettato e che le conseguenze indesiderate siano affrontate con l'urgenza appropriata. Agiranno come guardiani e mediatori per sostenere norme di valori umani ed etica, intervenendo nel momento in cui un sistema di IA per l'approvazione del credito discriminasse persone in determinate professioni o aree geografiche specifiche. Il responsabile della conformità etica potrebbe collaborare con un analista forense dell'algoritmo per scoprire le ragioni sottostanti di tali risultati e quindi attuare le correzioni appropriate.

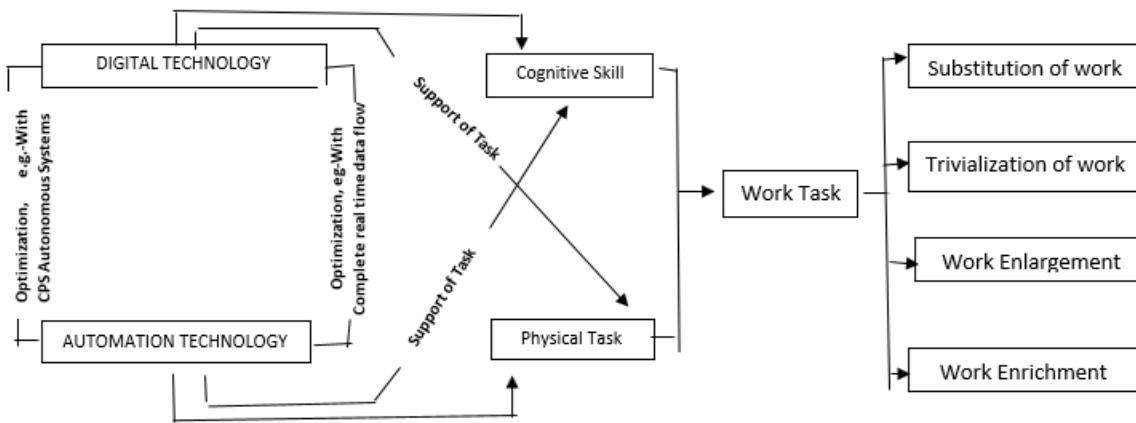
L'adattamento alle nuove prassi lavorative potrebbe comportare cambiamenti dal momento che i datori di lavoro ottimizzano le loro forze lavoro per rispondere alle esigenze delle ultime tecniche. Le organizzazioni possono aumentare la produttività, migliorare la soddisfazione dei dipendenti e raggiungere i loro obiettivi commerciali progettando efficacemente i lavori.

Un cambiamento nelle prassi lavorative può portare a modifiche nel design, come ad esempio:

- Ridisegno delle mansioni
- Sviluppo delle competenze
- Automazione
- Arricchimento del lavoro
- Team interfunzionali

Migliorare le prestazioni è fondamentale, dimostrando un profondo coinvolgimento nel processo produttivo. Questi cambiamenti hanno influenzato il modo in cui vengono progettate le occupazioni ed hanno portato le aziende alla riorganizzazione del lavoro, formazione e gestione del personale, e all'ottimizzazione delle loro operazioni per adattarsi alle nuove realtà. L'impatto della tecnologia sul disegno del lavoro può essere categorizzato in: automazione, potenziamento o aggiunta di incarichi. L'automazione può essere utilizzata solo per alcune attività, ma la tecnologia può sostenere lo sforzo umano in altre situazioni. L'impatto delle nuove tecnologie può variare anche nel tempo; tuttavia, mansioni manuali, cognitive e sociali sono difficili da automatizzare, in quanto richiedono abilità di pensiero di ordine superiore, capacità e l'empatia di comunicare con colleghi e clienti e attività fisiche che richiedono l'osservazione.

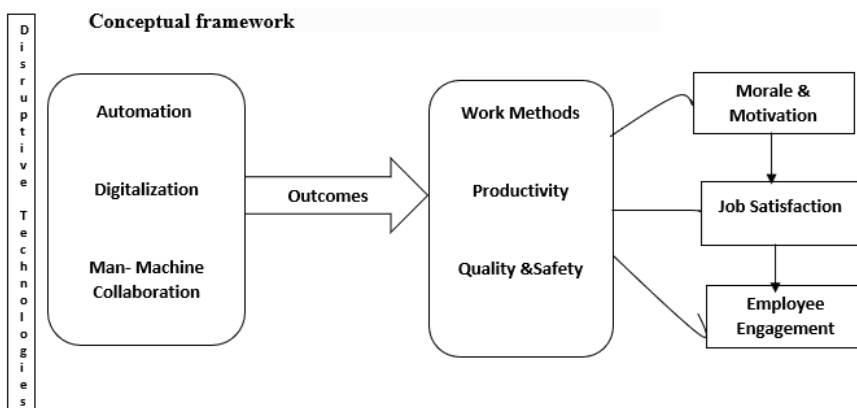
Figura 2 Le interazioni tra le tecnologie digitali e di automazione stanno probabilmente influenzando le attività lavorative.



Fonte: (Winkelhaus et al., 2022a)

Quando la tecnologia viene utilizzata efficacemente sul lavoro, favorisce l'auto-motivazione ed il benessere, elementi critici per l'autodeterminazione, potenzia la produttività e migliora la soddisfazione lavorativa, l'impegno organizzativo e i comportamenti di cittadinanza tra i lavoratori (Cascio & Montealegre, 2016). Alcune tecnologie automatizzano e a volte sostituiscono compiti cognitivi. A seguito dell'uso della tecnologia digitale, un lavoro umano può essere sostituito, banalizzato, ampliato o arricchito (Bianca et al., 2020). L'automazione e la digitalizzazione del lavoro riducono i carichi di lavoro dei dipendenti e migliorano gli ambienti di lavoro; ad esempio, i robot possono essere utilizzati nelle linee di assemblaggio per prevenire infortuni e incidenti, sensori e dispositivi connessi possono essere incorporati per migliorare la sicurezza e l'efficienza sul luogo di lavoro. Di conseguenza, i dipendenti possono sentirsi più a loro agio e sicuri sul lavoro, con un conseguente aumento della soddisfazione lavorativa.

Figura 3 Conceptual framework



Fonte: (Winkelhaus et al., 2022a)

L'impatto delle tecnologie disruptive sulla produttività e l'interesse dei dipendenti sono evidenti. La tecnologia, con l'assistenza della collaborazione uomo-macchina, sta dando vita a nuove pratiche lavorative, potenziando lo sviluppo delle competenze, creando il coinvolgimento dei dipendenti e portando ad un aumento della produttività, con conseguente fidelizzazione dei dipendenti.

Felten, Raj e Seamans (2021, 2023) nel loro studio, definiscono "esposizione" all'IA il grado di sovrapposizione tra le applicazioni di IA e le abilità umane richieste in ciascuna occupazione. L'analisi affina questo approccio integrandolo con l'indice di potenziale complementarità con l'IA di Pizzinelli et al. (2023), che sfrutta informazioni sul contesto sociale, etico e fisico delle occupazioni, insieme ai livelli di competenza richiesti. L'indice riflette il grado probabile di protezione di un'occupazione dalla sostituzione dei posti di lavoro guidata dall'IA e, quando abbinato a un'elevata esposizione all'IA, fornisce un'indicazione del potenziale di complementarità con l'IA. Facendo riferimento agli avanzamenti nell'analisi testuale, i giudici sono fortemente esposti all'IA, ma anche fortemente protetti dalla sostituzione in quanto, attualmente, è alquanto improbabile che la società affidi decisioni giudiziarie a un'IA non supervisionata. Di conseguenza, ci sarà una complementarità tra giudici ed IA, aumentando la loro produttività anziché una sostituzione. Al contrario, i lavoratori impiegati nell'amministrazione, sono molto esposti all'IA ma hanno un livello inferiore di protezione, presentando quindi un rischio superiore di sostituzione. Il livello di protezione e complementarità probabilmente evolverà nel tempo, ad un ritmo diverso tra i paesi, riflettendo una maggiore precisione dell'IA, che diminuirà le possibilità di "allucinazioni" - output del sistema IA non basato sulla realtà o su un dato contesto. La considerazione congiunta di esposizione e complementarità indica i tipi di sviluppi del mercato del lavoro che ogni occupazione è più probabile che esperisca con l'adozione dell'IA. Le occupazioni con un'elevata esposizione, per le quali l'IA può completare autonomamente i compiti, potrebbero registrare una domanda di lavoro umano ridotta, portando a salari più bassi. I lavori che richiedono supervisione umana sull'IA potrebbero beneficiare di un aumento della produttività, aumentando la domanda di lavoro e salari per i lavoratori. Tuttavia, si ricorda, anche nelle occupazioni in cui è probabile che l'IA completi il lavoro umano, i lavoratori senza competenze legate all'IA rischiano una riduzione dell'occupazione. In base a questi due criteri, le occupazioni possono essere categorizzate in tre gruppi: "elevata esposizione, elevata complementarità"; "elevata esposizione, bassa complementarità"; e "bassa esposizione".

Le occupazioni ad *alta esposizione e alta complementarità* hanno un notevole potenziale di supporto da parte dell'IA in quanto è possibile la sua integrazione con i lavoratori nei loro compiti e nella presa di decisioni. Tuttavia, c'è una limitata possibilità di utilizzo non supervisionato dell'IA in questi ruoli, trattandosi principalmente di lavori cognitivi con elevato grado di responsabilità ed interazioni interpersonali (chirurghi, avvocati e giudici). In tali ruoli, i lavoratori possono potenzialmente beneficiare dei vantaggi di produttività derivanti dall'IA, sempre a condizione che abbiano le competenze necessarie per interagire con la tecnologia. D'altra parte, le occupazioni ad *alta esposizione e bassa complementarità* sono ben posizionate per l'integrazione dell'IA, ma con maggiore probabilità di sostituzione dei compiti umani. Conseguenza di ciò

potrebbe risultare in una diminuzione della domanda di lavoro e ad una crescita più lenta dei salari per questi lavori (ad esempio, operatori di telemarketing). Infine, le occupazioni a *bassa esposizione* hanno un potenziale minimo o nullo per l'applicazione dell'IA, gruppo comprendente una vasta gamma di professioni, dai lavapiatti agli artisti esibizionisti e altri. A lungo termine, i lavoratori si adatteranno alle mutevoli richieste di competenze e agli spostamenti settoriali, con alcuni che potrebbero transire verso ruoli ad alta complementarità con l'IA e altri che potrebbero avere difficoltà ad adattarsi.

Bessen (2017), seguendo la letteratura sul modello basato su compiti, sviluppa un modello che integra la tecnologia (automazione dei compiti) e le occupazioni. L'osservazione di base risiede nel fatto che automatizzare un compito non equivale ad automatizzare un'occupazione. La completa automazione di tutti i compiti all'interno di un'occupazione porta ad una perdita netta di posti di lavoro a differenza dell'automazione parziale. Bessen (2017) porta come argomento a favore della sua tesi un esempio risalente agli anni '80 quando il software di desktop publishing automatizzò alcuni compiti di impaginazione nell'industria editoriale. La pubblicazione computerizzata ridusse l'impiego di compositori, ma, allo stesso tempo aumentò l'impiego di grafici, manifestando così una sostituzione di un'occupazione (compositori) da parte di un'altra (grafici che utilizzano computer). Il cambiamento tecnologico ha conseguenze sui lavori, rendendo le occupazioni reciprocamente sostituibili o complementari. L'uso del computer è un potenziamento del lavoro e riduce quindi il prezzo del servizio occupazionale misurato in unità di efficienza. In aggiunta, Bessen (2017) sostiene che l'uso del computer è altamente correlato con il "grado di automazione" valutato di un'occupazione. La sostituzione inter-occupazionale compensa gli effetti diretti della crescita dell'uso del computer. In media, l'uso del computer viene associato ad una piccola crescita dell'occupazione e non a perdite di posti di lavoro.

Complessità economica, sfide sociali e prospettive di cooperazione uomo-macchina

Calcoli basati su dati storici suggeriscono come, attualmente, la diffusione dell'IA abbia generato effetti complessivamente modesti sui livelli occupazionali (McKinsey&Company, 2019, Acemoglu et al., 2020). In ottica futura, nonostante il consenso accademico sostenga che un numero crescente di lavori ed occupazioni è probabile venga esposto all'automazione basata sull'IA in futuro, diverse questioni economiche, sociali e politiche creano ostacoli nell'uso quotidiano delle nuove tecnologie.

Una questione economica viene riscontrata nel costo aggiuntivo degli investimenti. Secondo Brynjolfsson et al. (2019), l'adozione di nuove tecnologie richiede una ristrutturazione organizzativa e formazione dei dipendenti, comportando costi aggiuntivi. Per quanto riguarda questioni sociali e politiche (meccanismi del salario minimo, contrattazione collettiva e altre istituzioni che fissano i salari), come evidenziato da Arntz et al. (2019), svolgono un ruolo importante nelle decisioni delle aziende di automatizzare i compiti, poiché potrebbero avere un impatto notevole sui costi del lavoro.

Inoltre, viene fatto notare come le persone potrebbero preferire il lavoro umano rispetto alle macchine nell'esecuzione di alcuni compiti, anche se completamente automatizzabili, come nei casi della produzione musicale o della panificazione artigianale (Pratt, 2015). In questo contesto, il rischio dell'automazione abilitata dall'IA non comporta necessariamente la fine del mondo del lavoro, quanto più tassi maggiori di esposizione all'IA che implicano in futuro il rimodellamento di lavori ed occupazioni in modo da riallocare competenze e compiti tra esseri umani e macchine. La cooperazione tra uomo e macchina sembra presentare ulteriori sfide negli ambienti di lavoro in cui gli esseri umani collaborano con robot alimentati da IA. Comunemente noti come "cobots", queste macchine intelligenti sono progettate per facilitare il processo lavorativo e migliorare le capacità dei lavoratori, consentendo l'integrazione dei vantaggi dei robot, come forza e precisione, con quelli degli esseri umani, tra cui flessibilità e pensiero creativo (Daugherty and Wilson, 2018a, Villani et al., 2018). Tuttavia, prove di ricerca sollevano questioni di sicurezza, fiducia e stress (Jansen et al., 2018, Villani et al., 2018) che devono ancora essere affrontate.

Secondo l'ipotesi della "malattia dei costi" di Baumol (1967), l'aumento della produttività nei settori all'avanguardia dal punto di vista tecnologico può effettivamente aumentare l'occupazione, specialmente in settori in cui gli esseri umani conservano un vantaggio comparativo rispetto ai robot. Ciononostante, la rapidità con cui la tecnologia avanzata si diffonde e sostituisce i lavori umani potrebbe, d'altro canto, ridurre la richiesta complessiva di manodopera, dando luogo alla prospettiva della "robocalisse".

Autor (2017) ha esaminato questa possibilità analizzando dati a livello di paese e settore relativi a 19 nazioni per oltre 35 anni. In accordo con la narrazione comune della "robocalisse" e con l'ipotesi di Baumol, l'autore suggerisce che, a livello industriale, l'occupazione tenda a diminuire all'aumentare della produttività industriale, indicando che settori ad avanzamento tecnologico possono subire contrazioni. Tuttavia, contemporaneamente, evidenzia che, a livello nazionale, l'occupazione generalmente cresce con l'incremento della produttività complessiva. Poiché la crescita della produttività in settori specifici aumenta redditi, consumi e, conseguentemente, la richiesta di lavoro complessiva, una possibile spiegazione di questi risultati è che l'effetto negativo sull'occupazione all'interno di settori particolari è più che compensato dai benefici diffusi nell'intera economia, supportando quindi l'ipotesi di complementarità tra avanzamenti tecnologici e occupazione.

In sostanza, l'introduzione di tecnologie informatiche sembra aver contribuito a una riconfigurazione del panorama occupazionale, con un incremento sostanziale delle richieste di competenze non routine, fornendo ulteriori indizi a favore della complementarità tra competenze umane ed innovazioni tecnologiche. In molti ambiti di applicazione, la riduzione dell'autonomia umana potrebbe non essere desiderabile. Inoltre, regolamentazioni legali e considerazioni etiche potrebbero rendere l'automazione algoritmica completa indesiderabile da una prospettiva sociale.

In aggiunta, le capacità dell'IA sono spesso limitate a contesti di applicazione ristretti, poiché gli algoritmi utilizzati faticano ad affrontare casi che differiscono dai modelli appresi durante l'addestramento (D'Amour et al., 2020). In questi casi, gli esseri umani possono sfruttare capacità non possedute neanche dalle IA all'avanguardia, come intuizione, creatività e buon senso.

Di seguito, verrà presentata una tabella riassuntiva contenente le principali visioni ed i punti di vista dei diversi autori, suddivisa per Autore e Data, Tema, Risultati ed Effetto sull'occupazione.

Tabella 4 - Pensieri ed opinioni contrastanti su sostituzione/complementarità

Autore e data	Tema	Risultati	Effetto sull'occupazione
Frey and Osborne, 2017; Peters, M.A., 2020; Kovacs, O., 2018; Garcia - Murillo et.al, 2018; Boyd,J.A. & Huettinger, M., 2019; NovakovaA, I., 2020	Disoccupazione tecnologica	IA porta a distruzione creativa, eliminando più posti di lavoro di quelli creati. I lavoratori sono resi ridondanti e costretti ad accettare lavori a bassi salari o a ri- qualificarsi per nuove opportunità	Sostituzione
McKinsey, 2018	Impatto automazione	50% delle attività può essere automatizzabile entro il 2030; 15% del lavoro globale potrebbe esser sostituito. Nello stesso periodo, la domanda di lavoro aggiuntiva sarà del 21-33%	Sostituzione
Susskind, 2017	Capitale tradizionale ed avanzato	Il capitale avanzato può portare ad una drastica perdita di posti di lavoro	Sostituzione
Chiacchio, Petropoulos e Pichler, 2018	Effetto spostamento	Un robot ogni mille lavoratori nell'industria riduce il tasso di occupazione complessivo. No effetti nel settore dei servizi	Sostituzione

Fraunhofer Institute, 2015 & Dauth et al., 2018	Nessun effetto su occupazione	//	Sostituzione
Acemoglu e Restrepo, 2017	Forze che influenzano domanda di lavoro	Effetto spostamento; effetto prezzo - produttività; effetto scala - produttività	Sostituzione
Graetz e Michaels, 2017	Impatto robot su produttività, salari e occupazione	Le aziende che adottano robot hanno tassi di crescita più consistenti; maggiore utilizzo equivale a diminuzione del loro prezzo	Sostituzione
Dellermann et al., 2019; Siemon et al., 2021; Daugherty and Wilson, 2018b; EC, 2019; Saenz et al., 2020	Intelligenza ibrida	Esseri umani ed IA come membri dello stesso team	Complementarità
Chao & Kozlowski, 1986; Jonsson et al., 2018	Robotica	I dipendenti umani possono essere potenziati dalla robotica (chirurgia robotica): la conoscenza umana rimane una componente vitale	Complementarità
Lindsay et al., 2014; Chao e Kozlowski, 1986	Efficienza per dipendenti qualificati	La robotica elimina attività di routine, permettendo agli umani di migliorare le loro competenze in attività non di routine	Complementarità
Makridakis, 2017, Manyika, 2018, Agrawal et al., 2019, OECD, 2019a, Servoz, 2019	IA aumenta posti di lavoro esistenti	Previsto un aumento della domanda per una serie di lavori: ICT, Marketing, analisi dati, istruzione, assistenza sanitaria, grazie alla diminuzione del costo delle attività automatizzate	Complementarità

Gerst, 2019; Butollo, Ehrlich e Engel, 2017; Davenport and Kirby, 2016	Amazzonizzazione del lavoro ed intelligenza emotiva	La digitalizzazione frammenta e svuota le competenze ma la creatività umana, le competenze decisionali, le abilità comunicative e relazionali continueranno ad essere richieste	Complementarità
Stone et al., 2016; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Bessen, 2018; Shook and Knickrehm, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019b; Agrawal et al., 2019; Muro et al., 2019b; OECD, 2019; Servoz, 2019	Nuovi posti di lavoro grazie a IA	Grazie all'IA si creano nuove occupazioni che necessitano del lavoro umano. Si raggiungeranno fino a 2 mln di nuovi posti di lavoro tra alta e bassa qualifica nelle economie avanzate	Complementarità
Daugherty and Wilson, 2018	3 nuove categorie di lavoratori	Istruttori: insegneranno all'IA come svolgere le proprie funzioni; Spiegatori: chiariscono algoritmi complessi; Sostenitori: assicurano IA operi in modo etico e responsabile	Complementarità
Felten, Raj e Seamans (2021,2023); Pizzinelli et al. (2023)	Esposizione all'IA	Sovrapposizione tra applicazioni IA ed abilità umane richieste. Categorie lavoratori si distinguono in base a: grado di complementarità e grado di esposizione	Complementarità
Bessen, 2017; Autor and Handel, 2013; Arntz et al., 2016; Nedelkoska and Quintini, 2018	Integrazione di automazione e compiti	Automatizzare un compito non significa ad automatizzare un'occupazione	Complementarità

Fonte: Propria elaborazione

1.3 Impatto dell'IA sul Lavoro Qualificato e Non Qualificato

Arrivati a questo punto dell'elaborato, dopo aver presentato le visioni pessimistiche ed ottimistiche in tema di sostituzione/complementarità ed i loro effetti correlati, verrà approfondito ulteriormente questo topic, scendendo più nel dettaglio, osservando i diversi impatti riscontrabili nel lavoro qualificato e non qualificato.

Verranno analizzati e presentati quelli che sono i settori più a rischio di sostituzione e tutte le competenze necessarie atte a contrastarla (par. 1.3.1). Dopodiché, si passerà a visionare le possibili variazioni salariali ed il conseguente acuirsi delle disuguaglianze (par. 1.3.2), terminando poi con la presentazione di una tabella riassuntiva per fissare i concetti più importanti.

1.3.1 Settori a Rischio e Sostituzione di Competenze

Sebbene le tecnologie dell'IA abbiano un impatto su un insieme più ampio di lavori e compiti in quasi tutta la distribuzione di competenze e salari, sembra che le occupazioni nei settori pionieri nell'implementazione dell'IA siano quelli più a rischio automazione: finanza, assicurazioni, servizi professionali e tecnici (Hawksworth et al., 2018, Muro et al., 2019b); viaggi, trasporti e logistica (PEW, 2014, McKinsey&Company, 2019); tecnologia avanzata, automazione e assemblaggio, telecomunicazioni, beni di consumo, vendita al dettaglio (McKinsey&Company, 2019); agricoltura, estrazione di risorse naturali e produzione (Muro et al., 2019b).

Nella categoria delle *competenze/alte retribuzioni* le tecnologie basate sull'IA sono più propense a sostituire esperti il cui compito principale consiste nell'elaborazione delle informazioni per informare decisioni ad alto rischio. A favore di quanto detto precedentemente, secondo Webb (2020), coloro con laurea di primo e secondo livello saranno più esposti all'impatto dell'IA sulla sostituzione del lavoro: tra questi, i più suscettibili risultano essere avvocati e paralegali che esaminano documenti per casi giudiziari (Ford, 2013, Korinek and Stiglitz, 2017, Haenlein and Kaplan, 2019); medici che svolgono compiti diagnostici (Frey, 2019a, Haenlein and Kaplan, 2019); professionisti finanziari che prevedono variazioni della borsa (Korinek and Stiglitz, 2017, Frank et al., 2019, OECD, 2019a); analisti di ricerche di mercato che preparano rapporti e raccomandazioni attingendo dati da varie fonti (Muro et al., 2019b) e tecnici di laboratorio clinico, ingegneri chimici, optometristi ed operatori di centrali elettriche che svolgono compiti legati all'identificazione di modelli, alle decisioni e all'ottimizzazione (Webb, 2020).

La sostituzione della manodopera da parte delle tecnologie dell'IA in un numero sempre crescente di compiti in varie industrie è attesa anche per rendere alcuni lavori fuori dalla portata umana. Questo è dipeso dall'abilità delle macchine intelligenti di eseguire alcuni compiti, come consegne, operazioni di cassa e guida, a costi molto più bassi rispetto al lavoro umano (Brougham and Haar, 2017, Blit et al., 2018).

Inoltre, l'IA potrebbe avere effetti disruptive su una serie di lavori non direttamente a rischio di automazione da parte dell'IA: ad esempio, con l'introduzione di auto senza conducente su strade pubbliche, potrebbe diminuire significativamente la necessità di istruttori di guida e funzionari responsabili del rilascio delle patenti (Brougham and Haar, 2017).

Sul fronte delle competenze, l'IA è probabile scateni un cambiamento nella composizione delle competenze dei lavori, dove gli esseri umani vengono assegnati ai compiti che sono unici per gli esseri umani e difficili da automatizzare (Brown et al., 2018, Muro et al., 2019a, Servoz, 2019), competenze come: empatia, intelligenza sociale, interazione sociale, immaginazione, creatività, giudizio, pensiero critico, coaching, pianificazione, comunicazione e risoluzione di problemi complessi (PEW, 2014, Brown et al., 2018, Shook and Knickrehm, 2018, WEF, 2018a, Servoz, 2019). Una revisione delle risorse disponibili suggerisce che queste competenze umane, difficilmente automatizzabili, vengono concentrate in diversi compiti lungo lo spettro salario/competenze.

Nella *parte inferiore e media della distribuzione delle competenze*, i compiti svolti in ambienti fisici imprevedibili e/o che richiedono competenze di interazione sociale, come la cura di bambini e anziani, la pulizia, il giardinaggio, l'idraulica, la manutenzione edile (Muro et al., 2019a, Servoz, 2019), insegnamento, formazione, servizi sociali e comunitari e assistenza sanitaria (Muro et al., 2019a), sono considerati più probabilmente assegnati agli esseri umani.

Lungo lo spettro *salario/competenze elevato*, si ritiene che i compiti meno esposti all'IA siano quelli che coinvolgono competenze come pensiero critico, coaching, pianificazione, risoluzione di problemi complessi e l'interazione sociale (Brynjolffson and McAfee, 2017, Muro et al., 2019a, Servoz, 2019) in una varietà di settori come affari e finanza, ingegneria, gestione, legge, scienza e tecnologia, educazione, arti, media e intrattenimento (Muro et al., 2019a).

Come evidenziato da Brynjolffson and McAfee (2017: 18), "Ciò significa che imprenditori, innovatori, scienziati, creatori e altri tipi di persone che capiscono quale problema o opportunità affrontare successivamente, o quale nuovo territorio esplorare, continueranno ad essere essenziali".

In questo contesto di crescente partnership tra umani e macchine sul lavoro, gli esperti ritengono che l'impatto dell'IA sarà più visibile nella composizione dei compiti dei lavori piuttosto che nel numero di lavori/compiti creati o eliminati dalle macchine intelligenti (Brynjolffson et al., 2018, Manyika, 2018, Shook and Knickrehm, 2018). In aggiunta, è probabile che i salari dei lavoratori in competizione con le macchine diminuiscano (Korinek e Stiglitz, 2017, Makridakis, 2017, Acemoglu e Restrepo, 2018a, 2019b).

1.3.2 Variazioni salariali, disuguaglianze e accesso alle opportunità di aggiornamento delle competenze

Nelle economie avanzate la crescita della produttività è stata più lenta nell'ultimo decennio se comparata con quelli precedenti, nonostante l'adozione crescente delle tecnologie di automazione (Brynjolffson et al., 2017,

Evans-Greenwood et al., 2017, Furman and Seamans, 2018, Manyika, 2018, Acemoglu and Restrepo, 2019b, Frey, 2019a, Servoz, 2019).

Secondo Acemoglu e Restrepo (2018a, 2019b), un importante fattore che contribuisce a questa stagnazione nei guadagni di produttività è la natura "così così" delle attuali tecnologie dell'IA, le quali sostituiscono i lavoratori senza però apportare un miglioramento significativo della produttività, non riuscendo a generare nuovi lavori/compiti. Ad esempio, per quanto riguarda l'automazione dei processi robotici utilizzata nei call center, i programmi di chat bot automatizzati, integrati nei servizi di assistenza clienti online e i chioschi di auto-checkout nei supermercati, spesso non migliorano la qualità del servizio e la produttività (MIT, 2019), al contrario, vengono spesso criticate per aver confuso e frustrato i clienti (Gagliardi, 2013, Mumbrella, 2016, Elliott, 2018). Nonostante i loro svantaggi, tuttavia, come osservato da Acemoglu e Restrepo (2019b), queste tecnologie consentono ai datori di lavoro di sostituire il lavoro umano, mettendo così i lavoratori in un insieme continuamente decrescente di compiti, creando una pressione al ribasso sui salari.

Oltre al peggioramento della disparità salariale, è probabile che i mercati del lavoro con un'elevata penetrazione dell'IA aggravino le disuguaglianze esistenti nelle condizioni di lavoro.

Infatti, come afferma l'opinione degli esperti, molti lavoratori che perderanno il lavoro a causa delle macchine intelligenti saranno costretti ad accettare lavori situati nella parte inferiore dello spettro salariale/qualifiche (Crawford et al., 2019, OECD, 2019b).

I lavori a bassa qualifica e a basso salario spesso comportano condizioni di lavoro scadenti, insicurezza sul lavoro ed orari eccessivi o inadeguati, difficoltà nell'accesso alla formazione professionale (Bassanini and Ok, 2004, Albert et al., 2010), con poca, se non nessuna, capacità di contrattazione per migliorare le loro condizioni lavorative (Evans and Gibb, 2009, ILO, 2016, OECD, 2019b).

Al contrario, tra i *lavoratori altamente qualificati* si riscontrano maggiori possibilità di accedere ad opportunità di aggiornamento delle competenze (Lane and Saint-Martin, 2021) e maggiore potere di contrattazione individuale nella negoziazione dei loro salari e delle condizioni di lavoro (Servoz, 2019). Inoltre, secondo Fossen and Sorgner (2019), questi lavoratori, nel momento in cui si trovassero di fronte al rischio di perdere il lavoro, presenterebbero più possibilità di cambiare la propria occupazione o diventare imprenditori, rispetto ai lavoratori a bassa qualifica. Tuttavia, un'analisi attenta della letteratura suggerisce che anche coloro che lavorano in occupazioni con requisiti di elevata qualifica non sono totalmente privi del rischio della perdita del lavoro a causa delle macchine intelligenti e della rapida progressione delle tecnologie guidate dall'IA, che richiede una risposta altrettanto rapida da parte dei lavoratori riguardo alle loro competenze (Brown et al., 2018, Furman and Seamans, 2018, Frey, 2019), aspettandoci, dunque, che la diffusione delle tecnologie digitali abbia effetti profondi sull'economia e sulla società.

Inoltre, l'impatto della digitalizzazione è probabile abbia effetti diversi sull'occupazione a seconda del contesto produttivo ed istituzionale in cui si verifica: industrie e aziende caratterizzate da diverse caratteristiche tecnologiche e organizzative; economie caratterizzate da diverse strutture di mercato del lavoro, politiche,

relazioni industriali e condizioni macroeconomiche (Freeman e Louça, 2001; Guerrieri and Bentivegna, 2012; Brynjolfsson e McAfee, 2014; Calvino and Virgillito, 2018; Tubaro and Casilli, 2019).

Un primo insieme di contributi ha indagato gli effetti occupazionali dell'accesso alla banda larga (utilizzata come proxy per l'intensità ICT). Kolko (2012) e Atasoy (2013), basandosi su dati statunitensi, trovano che l'accesso alla banda larga è significativamente e positivamente associato alla dinamica dell'occupazione.

Lo studio di Jayakar and Park (2013), che indaga la relazione ICT-disoccupazione nel contesto statunitense, conferma i risultati di Kolko e Atasoy: i paesi con una migliore disponibilità di banda larga mostrano tassi di disoccupazione inferiori rispetto agli altri paesi.

Biagi and Falk (2017), concentrati sull'Europa, affrontano una domanda di ricerca simile, scoprendo che l'aumento delle attività ICT e di e-commerce non ha portato ad una diminuzione dei posti di lavoro. Limitando la loro analisi ai sistemi di pianificazione delle risorse aziendali (ERP) come proxy ICT, Biagi and Falk (2017) individuano un impatto positivo delle tecnologie digitali sull'occupazione.

Balsmeier and Woerter (2019), sfruttando informazioni a livello di impresa sulla Svizzera sugli investimenti in tecnologie digitali - come ERP, gestione della supply chain, robot, stampa 3D, veicoli autonomi, Internet delle cose (IoT), trovano che la digitalizzazione stimola la crescita dei posti di lavoro ad alta specializzazione. Lo studio mostra anche una relazione negativa con l'occupazione a medio e basso livello di competenza.

Autor and Solomons (2018) indagano l'effetto dell'innovazione tecnologica su produttività, occupazione e sulla quota di valore aggiunto del lavoro, in diverse industrie in un panel di economie avanzate. In termini di occupazione, distinguono tra l'effetto diretto-negativo dell'innovazione in ciascuna industria, con gli effetti indiretti-positivi in tutte le altre. Tuttavia, notano anche che l'effetto complessivo del cambiamento tecnologico sulla quota di valore aggiunto del lavoro è stato negativo.

Più in generale, la letteratura mostra che l'accesso e la capacità di utilizzare le ICT influisce sulle condizioni di impiego lungo l'intero ciclo di vita degli individui, influenzando la decisione di entrare nel mercato del lavoro, la probabilità di ottenere un lavoro (Codagnone, 2009), di perdere un lavoro (Friedberg, 2003; Aubert et al., 2006) così come le decisioni di pensionamento anticipato (Schleife, 2006), la durata del lavoro (Silva and Lima, 2017) ed il contratto di lavoro (Aubert-Tarby et al., 2018).

Si assume che le nuove tecnologie, in particolare quelle legate alle ICT, sono complementari ai lavori ad alta competenza (a causa dell'importanza delle competenze cognitive legate all'uso di computer e dispositivi ICT), mentre penalizzano i lavori di competenza media e bassa.

Inoltre, i *lavoratori qualificati* sono attesi essere migliori nell'apprendimento di nuove tecnologie, aumentando così la loro produttività, e più flessibili in caso di cambiamento dell'assegnazione del lavoro. Per questo gruppo di lavoratori, le tecnologie digitali liberano il loro tempo dai compiti ripetitivi (routine), fornendo risorse aggiuntive per svolgere compiti astratti e creativi.

I *lavori di competenza media e bassa*, a loro volta, sono a maggior rischio di essere sostituiti dalle stesse tecnologie perché le loro competenze sono meno complementari alle ICT.

Tabella 5 - Impatto su lavoratori qualificati e non qualificati

Autore e data	Tema	Risultati
Hawksworth et al., 2018, Muro et al., 2019b; PEW, 2014, McKinsey&Company, 2019; McKinsey&Company, 2019; Muro et al., 2019b	Settori a rischio automazione	Settori pionieri nell'implementazione dell'IA: finanza, assicurazione, viaggi e trasporti, telecomunicazioni, assemblaggio, agricoltura ecc..
Webb, 2020; Ford, 2013, Korinek and Stiglitz, 2017, Haenlein and Kaplan, 2019); Frey, 2019a, Haenlein and Kaplan, 2019; Korinek and Stiglitz, 2017, Frank et al., 2019, OECD, 2019a); Muro et al., 2019b; Brown et al., 2018, Furman and Seamans, 2018, Frey, 2019	Impatto su categorie con alte competenze e retribuzioni	Soggetti laureati non esenti all'impatto dell'IA: casi giudiziari; medici con compiti diagnostici; professionisti di finanza; analisti; chimici ecc...
Brougham and Haar, 2017, Blit et al., 2018; Brougham and Haar, 2017	Impatto sulla manodopera	Le macchine svolgono le stesse operazioni a costi più bassi. Effetti disruptive anche su mansioni non direttamente a rischio (relazione auto senza conducente e funzionari per rilascio di patenti)
Brown et al., 2018, Muro et al., 2019a, Servoz, 2019; PEW, 2014, Brown et al., 2018, Shook and Knickrehm, 2018, WEF, 2018a, Servoz, 2019; Muro et al., 2019a	Impatto minore in settori come necessità di competenze uniche	Empatia, intelligenza sociale, creatività, giudizio, coaching, risoluzione problemi complessi, scienza e tecnologia, educazione, intrattenimento
Bassanini and Ok, 2004, Albert et al., 2010; Evans and Gibb, 2009, ILO, 2016, OECD, 2019b	Impatto su lavoratori a bassa qualifica/salario	Maggiore difficoltà nel migliorare le proprie condizioni di lavoro a causa di una scarsa capacità di contrattazione
Lane and Saint-Martin, 2021; Servoz, 2019; Fossen and Sorgner (2019)	Impatto su lavoratori altamente qualificati	Maggiore capacità di contrattazione; opportunità di aggiornare competenze; maggiore probabilità di cambiare occupazione o modificare la propria posizione
Kolko (2012) e Atasoy (2013); Jayakar and Park (2013); Biagi and Falk (2017); Balsmeier and Woerter (2019)	Impatto positivo digitalizzazione del lavoro	Utilizzo intensità ICT come proxy. La diffusione della banda larga, ad esempio, impatta positivamente sull'occupazione così come l'e-commerce
Autor and Solomons (2018)	Impatto negativo digitalizzazione	Effetto complessivo negativo dell'innovazione tecnologica sulla quota di valore aggiunto

Fonte: Propria elaborazione

1.4 Impatto dell'IA sul Lavoro Routinizzato e Non Routinizzato

Dal momento che queste tecnologie non impattano necessariamente solo sul lavoro qualificato ma anche quello non qualificato, sostituibile a sua volta dall'IA, la letteratura ha proceduto ad un'ulteriore suddivisione, la quale divide in routinizzato e non routinizzato. Per tale ragione, nel paragrafo che segue, verranno presentati ed analizzati gli studi in merito. Il primo argomento di analisi riguarderà “L'impatto della digitalizzazione sui lavori routinari” (par. 1.4.1), per passare poi alla “Computerizzazione nei compiti cognitivi non di routine” (par. 1.4.2), terminando con la “Computerizzazione nei compiti manuali non di routine” (par. 1.4.3).

Autor et al. (2003) nel loro studio, categorizzano e distinguono i compiti sul luogo di lavoro utilizzando una matrice due per due, con compiti di routine rispetto a quelli non di routine su un asse e compiti manuali rispetto a quelli cognitivi sull'altro. Vengono definiti *compiti di routine* quelli che seguono regole esplicite e che vengono eseguiti da macchine, mentre per *compiti non di routine* si intendono quelli non sufficientemente compresi per essere specificati in codice informatico. Queste due categorie possono essere sia di natura manuale che cognitiva, riferendosi al lavoro fisico o di conoscenza. Per avere una panoramica completa, è bene ricordare che, storicamente, la computerizzazione è stata in gran parte limitata a compiti di routine manuali e cognitivi che coinvolgono attività basate su regole esplicite (Autor and Dorn, 2013; Goos et al., 2009). A seguito dei recenti progressi tecnologici, tuttavia, la computerizzazione si sta ora diffondendo in settori comunemente definiti come non di routine, fenomeno definito “cambiamento tecnologico sbilanciato verso le mansioni di routine” (Routine-Biased Technical Change - RBTC).

Tabella 6 - Potenziale informatizzazione dei compiti sul posto di lavoro

Analytic or Non-Manual Tasks	
Routine	Non-Routine (abstract labour)
Record-book-keeping, Calculation, Clerical work	Forming/testing hypotheses Medical diagnosis, Legal writing
Repetitive customer service (e.g., bank teller) or monitoring activity	Marketing/selling, Personnel management or coordinating tasks
Substantial substitution ↑	Strong complementarities ↑
Manual Tasks	
Picking or Sorting, Machine Operators Repetitive line assembly	Janitorial services ,Personal care like Nursing and Child care, Housekeeping, Table-services in restaurants
Substantial substitution ↑	Limited opportunities for substitution or complementarity ↑
Source: Based on Autor, Levy and Murnane (2003)	

Fonte: Ramaswamy, K. V. (2018). *Technological change, automation and employment: A short review of theory and evidence. International Review of Business and Economics*, 2(2), 1.

1.4.1 L'impatto della digitalizzazione sui lavori routinari

Alcuni contributi - richiamando la visione "taylorista" della tecnologia-organizzazione nell'analisi e nella misurazione dei rischi della disoccupazione tecnologica - sottolineano il forte legame tra digitalizzazione e routine. Definendo i lavori come "pacchetti di compiti", identificano i compiti individuali come le unità chiave dell'analisi: i compiti dei lavoratori sono le entità fondamentali che possono essere modellate (o sostituite) da macchine digitali (Autor et al., 2003; Fernandez-Macías and Hurley, 2016; Fernández-Macías et al., 2016).

Il passaggio analitico dalle competenze ai compiti ha portato alla transizione dall'approccio Skill Biased Technical Change (SBTC) a modelli basati sull'ipotesi di Routine Biased Technical Change (RBTC). La chiave interpretativa del RBTC è che le occupazioni con una grande percentuale di compiti ripetitivi e codificabili (routine) affrontano un rischio relativamente più alto (possibilità e opportunità) di automazione. Un rischio significativamente più basso colpisce quelle occupazioni che svolgono compiti che implicano un alto grado di creatività o ragionamento complesso (strettamente umani). Gli studiosi hanno notato che la trasformazione digitale ha accentuato anche l'ineguaglianza salariale, beneficiando in modo sproporzionato le occupazioni al centro dei flussi di informazioni, causando asimmetrie di risorse ed informazioni a favore delle occupazioni strutturalmente con competenze tecnologiche e la posizione strategica per riorganizzare, aggregare e trasferire dati o per tradurre, interpretare e manipolare i dati. Il fenomeno in questione prende il nome *polarizzazione del lavoro*, e fa riferimento ad una situazione in cui la computerizzazione su larga scala di compiti di routine nelle occupazioni a bassa qualifica, porta ad una diminuzione dei salari maggiore per coloro che svolgono compiti di routine rispetto alla stessa categoria con compiti manuali, mentre il lavoro ad alta qualifica rimane in buona produzione. In altre parole, le occupazioni diventano fortemente polarizzate in base ai livelli di competenze e routine (Autor, D. H., & Dorn, D. (2013), Fernández-Macías, E., & Hurley, J. (2017).

Tuttavia, un'altra parte della letteratura reputa esagerate le discussioni inerenti a questi impatti negativi, in quanto ritengono che i computer non supereranno le complesse reti di conoscenza. Per questo motivo, alcuni studiosi sostengono che l'automazione dovrebbe essere abbracciata e non temuta, come un canale attraverso il quale la società può raggiungere collettivamente un futuro senza lavoro:

- i compiti di percezione e manipolazione richiedono destrezza manuale e digitale e la capacità di lavorare in spazi ristretti e posizioni scomode;
- l'intelligenza creativa comporta originalità, ovvero la capacità di proporre idee nuove o insolite per risolvere problemi e competenze nelle belle arti per comporre ed eseguire opere musicali, danza, arti visive, ecc...;
- l'intelligenza sociale comprende percettività sociale, negoziazione e persuasione.

L'impatto della computerizzazione sui risultati del mercato del lavoro è ben stabilito nella letteratura, in cui viene documentato il declino dell'occupazione nelle occupazioni intensive di routine. Gli studi di Charles et

al. (2013) e Jaimovich e Siu (2012) sottolineano come il continuo declino dell'occupazione nel settore manifatturiero e la scomparsa di altri lavori di routine, stanno causando l'attuale basso tasso di occupazione. La Rivoluzione dei Computer può in parte spiegare l'incremento dell'ineguaglianza salariale degli ultimi decenni. Krueger (1993) osserva che i lavoratori che utilizzano un computer guadagnano circa il 10-15% in più degli altri, ma anche che l'uso di esso contribuisce in modo sostanziale all'aumento del tasso di rendimento dell'istruzione. Inoltre, studi più recenti mostrano come i computer abbiano causato un cambiamento nella struttura occupazionale del mercato del lavoro. L'espansione dell'occupazione ad alta qualifica può essere spiegata dalla diminuzione del costo di svolgere compiti di routine mediante computer, che integra servizi più astratti e creativi. Visto da una prospettiva della funzione di produzione, una spinta verso l'esterno nell'offerta di input informativi di routine aumenta la produttività marginale dei lavoratori richiesti. Ad esempio, come riferito precedentemente, algoritmi sofisticati stanno gradualmente assumendo alcune attività svolte da paralogali, avvocati specializzati in contratti e brevetti (Markoff, 2011). In particolare, gli studi legali si affidano ora a computer in grado di esaminare migliaia di memorie legali e precedenti per assistere nella ricerca preprocessuale. Un esempio spesso citato è il sistema Clearwell di Symantec, che utilizza l'analisi del linguaggio per identificare concetti generali nei documenti, può presentare i risultati in modo grafico e si è dimostrato capace di analizzare e ordinare più di 570.000 documenti in due giorni (Markoff, 2011), permettendo la riduzione del lavoro legale di routine ed un aumento della domanda di servizi, spostando il rango di qualifica verso l'alto, mantenendo così invariata la qualifica globale del lavoro legale. Pertanto, è probabile che la computerizzazione degli ultimi decenni abbia prodotto un cambiamento più netto nelle mansioni di routine che nel complesso del lavoro non qualificato.

1.4.2 Computerizzazione nei compiti cognitivi non di routine

Con la disponibilità di big data, una vasta gamma di compiti cognitivi non di routine sta diventando computerizzabile. Oltre al generale miglioramento del progresso tecnologico dovuto ai big data, gli algoritmi in questa materia stanno rapidamente entrando in settori dipendenti dallo stoccaggio o dall'accesso alle informazioni. L'uso dei big data è reso possibile da uno dei principali vantaggi comparativi dei computer rispetto al lavoro umano: la scalabilità nell'esecuzione del compito di calcolo laborioso, le reti di macchine scalano meglio del lavoro umano (Campbell-Kelly, 2009).

Inoltre, la computerizzazione dei compiti cognitivi viene facilitata anche dall'assenza di alcuni bias umani. Un algoritmo può essere progettato per soddisfare senza pietà la piccola gamma di compiti che gli vengono assegnati, a differenza degli umani che devono svolgere anche compiti non correlati alla loro occupazione, bisogni fisiologici come dormire, mangiare, riposarsi (Kahneman et al., 1982). In modo simile, i vantaggi comparativi dei computer cambieranno verosimilmente la natura del lavoro in un'ampia gamma di settori ed occupazioni. Nell'assistenza sanitaria, i compiti diagnostici stanno già diventando computerizzati. Ad esempio,

gli oncologi del Memorial Sloan-Kettering Cancer Center utilizzano il computer Watson di IBM per fornire cure croniche e diagnosticare il trattamento del cancro. Le conoscenze, tratte da 600.000 rapporti di evidenze mediche, 1,5 milioni di cartelle cliniche, studi clinici e 2 milioni di pagine di testi da riviste mediche, vengono utilizzate per scopi di benchmarking e riconoscimento di pattern, consentendo al computer di confrontare i sintomi individuali di ciascun paziente, la genetica, la storia familiare, ecc., per diagnosticare e sviluppare un piano di trattamento con la massima probabilità di successo (Cohn, 2013).

In aggiunta, il miglioramento della tecnologia dei sensori ha reso i dati provenienti da essi, una delle fonti più prominenti di big data (Ackerman and Guizzo, 2011). Questi dati vengono spesso accoppiati a nuovi algoritmi di rilevamento guasti e anomalie di ML per rendere computerizzabili molti più compiti. Una vasta gamma di esempi si trova nel monitoraggio delle condizioni e nella rilevazione delle novità, con la tecnologia che sostituisce gli operatori di telecamere a circuito chiuso (CCTV), i lavoratori che esaminano difetti dell'attrezzatura e il personale clinico responsabile del monitoraggio dello stato dei pazienti in terapia intensiva.

1.4.3 Computerizzazione nei compiti manuali non di routine

La robotica mobile fornisce un mezzo per sfruttare direttamente le tecnologie di apprendimento automatico per aiutare la computerizzazione di un crescente numero di compiti manuali. Lo sviluppo tecnologico continuo dell'hardware robotico sta avendo un impatto notevole sull'occupazione: negli ultimi decenni, i robot industriali hanno assunto i compiti di routine della maggior parte degli operatori nella produzione. Ora, tuttavia, i robot più avanzati stanno ottenendo sensori e manipolatori migliorati, consentendo loro di eseguire anche compiti manuali non di routine. Ad esempio, General Electric ha recentemente sviluppato robot in grado di arrampicarsi, mantenere i generatori eolici e robot chirurgici più flessibili con una maggiore gamma di movimenti eseguiranno presto più tipi di interventi (Robotics-VO, 2013).

Allo stesso modo, la computerizzazione della logistica viene facilitata dalla crescente convenienza economica di auto altamente strumentate e computerizzate. Gli avanzamenti tecnologici contribuiscono ad una diminuzione dei costi nella robotica: negli ultimi decenni, i prezzi dei robot sono diminuiti di circa il 10% all'anno e ci si aspetta che diminuiranno a un ritmo ancora più veloce in futuro (MGI, 2013). I robot industriali, con funzionalità abilitate dalla visione artificiale e dalla destrezza ad alta precisione, che costano tipicamente da 100.000 a 150.000 USD, saranno disponibili per 50.000-75.000 USD nel prossimo decennio, con livelli più elevati di intelligenza e funzionalità aggiuntive (IFR, 2012b), comportando maggiore accessibilità. L'espansione delle capacità tecnologiche e la diminuzione dei costi ne renderanno possibili nuovi utilizzi, continuando ad assumere un insieme crescente di compiti manuali nella produzione, nell'imballaggio, nella costruzione, nella manutenzione e nell'agricoltura. Inoltre, i robot stanno già svolgendo molti compiti di servizio semplici come aspirare, lavare i pavimenti, tagliare il prato e pulire i tombini: il mercato dei robot di

servizio personale e domestico sta crescendo di circa il 20% all'anno (MGI, 2013). Nel frattempo, i robot di servizio commerciale sono già in grado di svolgere compiti più complessi nella preparazione dei cibi, nell'assistenza sanitaria, nella pulizia commerciale e nell'assistenza agli anziani (Robotics-VO, 2013). Tuttavia, non sono ancora in grado di eguagliare la profondità e l'ampiezza della percezione umana. Mentre l'identificazione geometrica di base è ragionevolmente matura, grazie allo sviluppo rapido di sensori sofisticati e laser, rimangono sfide significative per compiti di percezione più complessi, come l'identificazione di oggetti e delle loro proprietà in un campo visivo disordinato.

Pertanto, i compiti legati ad un ambiente di lavoro non strutturato rendono i lavori meno suscettibili alla computerizzazione. Ad esempio, la maggior parte delle case non è strutturata, richiedendo l'identificazione di una pluralità di oggetti irregolari e contenendo molti spazi disordinati che ostacolano la mobilità degli oggetti su ruote. Al contrario, supermercati, fabbriche, magazzini, aeroporti e ospedali sono progettati per oggetti su ruote di grandi dimensioni, facilitando così la navigazione dei robot nell'esecuzione di compiti manuali non di routine.

Mentre algoritmi sofisticati e sviluppi basati su big data, consentono ora l'automazione di molti compiti non di routine, le occupazioni che coinvolgono compiti di percezione e manipolazione complessi, compiti di intelligenza creativa e sociale sono improbabili che vengano sostituiti dal capitale informatico nei prossimi dieci o vent'anni. Di conseguenza, in economie in cui tali tecnologie di automazione del lavoro sono state utilizzate, un gran numero di compiti all'estremità superiore e inferiore della distribuzione salariale e delle competenze (legati all'ingegneria, al design, alla scienza, al diritto e ai servizi di ristorazione, pulizia o sicurezza) sono rimasti al di fuori della portata della tecnologia, continuando ad essere prevalentemente eseguiti da esseri umani (Autor et al., 2003, Spitz-Oener, 2006, Goos et al., 2014, Eurofound, 2016).

In contrasto a questo, l'opinione degli esperti afferma che le tecnologie dell'IA sono progettate per essere orientate alle competenze, dimostrando il possesso di alcune abilità umane come il matching, la previsione, la percezione e la cognizione, che fino a poco tempo fa si pensava non potessero essere automatizzate (Manyika et al., 2017, Ernst et al., 2018, Bode et al., 2019, Zysman et al., 2019).

Tuttavia, va notato che non sembra esserci consenso tra gli osservatori su quali lavori, se quelli a basso salario e bassa qualifica (Ford, 2013, Manyika et al., 2017, Hawksworth et al., 2018, Frey, 2019a), o quelli a salario medio e competenze medie (De Stefano, 2018, Hawksworth et al., 2018, Agrawal et al., 2019), o quelli ad alto salario e competenze elevate (Ford, 2013, Manyika et al., 2017, Brynjolfsson et al., 2018, Ernst et al., 2018, Fossen and Sorgner, 2019, Frank et al., 2019, Haenlein and Kaplan, 2019, Muro et al., 2019b, Webb, 2020), saranno più colpiti dall'automazione guidata dall'IA. Questa mancanza di consenso accademico sembra derivare principalmente dalla variazione delle metodologie utilizzate: ogni studio presenta una preferenza accademica per il tipo di innovazioni tecnologiche e competenze tecniche da considerare, dirigendo

l'attenzione dei ricercatori sia verso l'apprendimento automatico che verso un insieme più ampio di sviluppi tecnologici, inclusi IA, robotica e altre tecnologie di automazione digitale.

Secondo Lane and Saint-Martin (2021), il corpo di ricerca che si concentra esclusivamente sulle competenze tecniche del machine learning potrebbe trascurare le implicazioni sul mercato del lavoro delle precedenti applicazioni di IA, specialmente nei casi in cui le tecnologie di automazione precedenti vengono aggiornate per includere l'IA o sostituite completamente da essa, rendendo il loro impiego più pratico e/o economico.

CAPITOLO 2 EFFETTI DEGLI INVESTIMENTI IN TECNOLOGIE DIGITALI SULLA POLARIZZAZIONE DEL LAVORO

Nel capitolo appena presentato, attraverso una review della letteratura sono state esplorate prospettive ed opinioni contrastanti riguardo alla relazione tra uomini e macchine nell'era dell'Intelligenza Artificiale (IA), discusso degli scenari emergenti nell'occupazione, esaminando sia la sostituzione che la complementarità tra le competenze umane e quelle delle macchine. Inoltre, si è approfondito il concetto di intelligenza ibrida e le nuove opportunità nel mercato del lavoro, nonché le sfide economiche e sociali connesse alla collaborazione uomo-macchina. Successivamente, è stato analizzato l'impatto dell'IA sul lavoro qualificato e non qualificato, esaminando settori a rischio ed implicazioni sulle variazioni salariali, sulle disuguaglianze e sull'accesso alle opportunità di aggiornamento delle competenze. Infine, è stato esaminato l'effetto della digitalizzazione sui lavori routinari e non routinari, sia a livello cognitivo che manuale, evidenziando le dinamiche di computerizzazione in questi ambiti specifici.

Il presente capitolo verrà suddiviso in cinque sezioni, ed avrà lo scopo di verificare empiricamente l'associazione tra digitalizzazione e polarizzazione salariale. Nel primo paragrafo, si descrivono gli obiettivi e domande di ricerca. Nel secondo verrà presentata la fonte dei dati e la metodologia utilizzata. Nel terzo ci si concentrerà sulle statistiche descrittive, utilizzate per fornire un quadro chiarificatore e completo sull'andamento delle variabili di maggiore importanza per l'elaborato. La quarta sezione riguarderà la presentazione dei risultati finali e nell'ultima verranno discusse le conclusioni finali e le ricerche future.

2.1 Obiettivi e domanda di ricerca

La rivoluzione informatica nel XX secolo e lo sviluppo rapido della tecnologia dell'IA nel XXI secolo hanno collaborato per influenzare significativamente i lavori, con la conseguente riduzione del numero di lavori con redditi medi e requisiti di competenze medie (Autor, 2013; Frey et al., 2017). Allo stesso modo, i lavori mentali altamente remunerati (compiti cognitivi) e le occupazioni di lavoro fisico poco remunerate sono aumentati, mostrando la tendenza alla polarizzazione (Goos et al., 2007), riflettendosi principalmente nel mercato del lavoro degli Stati Uniti.

In questo secondo capitolo, l'obiettivo principale è quello di approfondire il tema delle tecnologie digitali da un punto di vista quantitativo, con particolare attenzione al tema della Polarizzazione, utilizzando gli investimenti in software e database come proxy degli investimenti in digitalizzazione. Per farlo, in un primo momento è stata misurata la quota della polarizzazione all'interno dei diversi settori e, successivamente si è cercato di esplorare le associazioni esistenti con altre variabili. E' importante specificare che attraverso questo studio non si pretende di rilevare nessi causa-effetto, i quali necessitano di modelli econometrici più complessi.

Per affrontare tale discussione, si è partiti utilizzando la letteratura discussa nel primo capitolo inerente agli impatti della digitalizzazione sul mondo del lavoro, approfondendola ulteriormente. Tale tematica vede la presenza di opinioni contrastanti sull'effetto che la digitalizzazione può avere: da un lato, un effetto amplificatore della polarizzazione tramite l'aumento della richiesta per una serie di lavoratori altamente qualificati (Makridakis, 2017, Manyka, 2018, Agrawal et al., 2019, OECD, 2019a, Servoz, 2019, Blanas et al., 2020), dall'altro, un effetto deceleratore grazie alla creazione di nuovi posti di lavoro anche per coloro poco qualificati (Stone et al., 2016; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Bessen, 2018; Shook and Knickrehm, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019b; Agrawal et al., 2019; Muro et al., 2019b; OECD, 2019; Servoz, 2019). Inoltre, la digitalizzazione frammentando e svuotando le competenze (Gerst, 2019) permette ai lavoratori poco qualificati di svolgere compiti che in precedenza potevano essere eseguiti esclusivamente dai lavoratori altamente qualificati. In aggiunta, risulta cruciale considerare l'importanza che rivestono la creatività umana, le competenze decisionali, le abilità comunicative e relazionali, indipendenti dal livello di qualifica e che saranno sempre più importanti nel nuovo panorama della convivenza uomo-macchina (Davenport and Kirby, 2016).

La domanda di ricerca principale che ci si è posti è stata la seguente.

RQ 1. *L'aumento della polarizzazione dei salari dei lavoratori italiani, suddivisi per settore e qualifica, può essere associata all'ammontare degli investimenti in software e database?*

Per rispondere a tale quesito, è stata effettuata una correlazione tra la polarizzazione dei salari dei lavoratori italiani e l'ammontare degli investimenti in software e database.

Successivamente si è deciso di aggiungere progressivamente variabili di controllo ed effettuare uno studio di regressione lineare multipla, introducendo alcuni Intangible Assets del cambiamento tecnico (Corrado et Al., 2009; Haskel and Westlake, 2018), nello specifico, investimenti in: Innovative Property e Training,

E' stato reputato necessario inserire queste variabili di controllo al fine di ottenere una panoramica più completa e dettagliata cercando di inquadrare il tema della polarizzazione del lavoro considerando altri aspetti legati alla digitalizzazione.

Michaels et al. (2014) identificano un impatto negativo della R&D, compresa all'interno della Innovative Property, sulla quota del salario, suggerendo un aumento della polarizzazione del lavoro. In aggiunta, Haskel and Westlake (2018) evidenziano come l'impatto degli Intangible Assets dovrebbe portare ad un premio crescente per i lavori High Skilled nella misura in cui siano necessarie istruzione e competenze specifiche (training) per gestire queste nuove tecnologie. Inoltre, viene sottolineato come gli Intangible Assets siano caratterizzati da proprietà economiche uniche, tra cui la loro complementarità con alcuni lavoratori, in particolare con quelli High Skilled, nonché la loro tendenza a generare conoscenze ed innescare un processo

competitivo di investimenti nel miglioramento continuo: caratteristiche tipiche che potrebbero aiutare a spiegare una varietà di fenomeni economici, tra cui, appunto, l'aumento della disuguaglianza di reddito/ricchezza (Corrado et al., 2009; Glaeser, 2011; Bessen, 2016; Song et al., 2019).

Secondo lo studio condotto da Jona-Lasinio e Meliciani (2019) inerente agli effetti degli investimenti in Intangible Assets, nel rapporto tra la partecipazione alle GVC e crescita della produttività, la capacità di appropriarsi di una quota maggiore di valore aggiunto si lega alla portata degli investimenti in R&D, design, marchi e brevetti. Detto ciò, ai fini del presente studio è possibile dedurre che gli Intangible Assets risultano essere strategici nella creazione e appropriazione di valore aggiunto tramite l'utilizzo di manodopera qualificata, accentuando il fenomeno della polarizzazione.

D'altro canto, Rendall e Weiss (2016) sostengono che il training (formazione, apprendistato) è correlato ad un'adozione più lenta delle tecnologie di sostituzione delle competenze ma anche ad una minore polarizzazione del lavoro.

Nel presente studio, ci si è voluti soffermare esclusivamente sul contesto italiano, dal momento che in letteratura, ad oggi, sono presenti per la maggior parte ricerche inerenti al contesto americano. La volontà di andare a fondo su queste tematiche deriva dalla necessità di avere risposte e dati a conferma delle ipotesi sopra citate.

RQ 2. *L'aumento della polarizzazione dei salari dei lavoratori italiani, suddivisi per settore e qualifica, può essere associata positivamente dall'ammontare degli investimenti in software e database, innovative property e negativamente dal training?*

2.2 Metodologia

I dati presenti nello studio sono di tipo secondario, ottenuti esclusivamente avvalendosi del database integrato EUKLEMS & INTANProd, gestito dal Luiss Lab of European Economics dell'Università Luiss Guido Carli di Roma, Italia.

EUKLEMS & INTANProd aggiorna il database della produttività EUKLEMS e lo amplia con nuove stime degli investimenti immateriali coerenti con INTAN-Invest. Il database EUKLEMS - INTANProd fornisce dati dettagliati per 27 Stati membri dell'UE, gli Stati Uniti, il Giappone e il Regno Unito, su 40 settori, 23 aggregati industriali, per il periodo 1995-2020. Inoltre, include informazioni sulle variabili chiave per lo studio della produttività, tra cui la produzione, gli input intermedi, il valore aggiunto lordo, l'occupazione, i redditi da lavoro dipendente, nonché gli investimenti in stock di capitale in beni materiali e immateriali.

EUKLEMS – INTANProd risulta strutturato in due moduli: il modulo statistico funge da archivio delle variabili dei conti nazionali e dei risultati della contabilità della crescita; il modulo analitico integra questi dati

con informazioni sugli investimenti e sugli stock di capitale per i beni immateriali che non sono inclusi nei conti nazionali, in particolare il design, il marchio, il capitale organizzativo, la formazione e i nuovi prodotti finanziari, e fornisce fonti estese di risultati sulla crescita.

Come anticipato precedentemente, nello studio si è deciso di approfondire esclusivamente il contesto italiano nel periodo 2008-2020 per quanto riguarda lo studio della correlazione tra polarizzazione ed investimenti in software e database e 2009-2020 per l'analisi di regressione lineare multipla. Inoltre, si è deciso di prendere in considerazione il settore aggregato nella sua completezza, inglobando le osservazioni suddivise per età e sesso, all'interno di un'unica categoria più ampia dove la classificazione viene distinta esclusivamente per attività economica (NACE rev.2, successivamente comparato con il Codice Ateco italiano di riferimento) e qualifica (High, medium e Low skilled).

Per la creazione del data-set univoco utilizzato per le analisi descrittive è stato necessario utilizzare 4 file presenti su EUKLEMS:

- “IT_LABOUR_ACCOUNTS”;
- “IT_CAPITAL_ACCOUNTS”
- “IT_NATIONAL_ACCOUNTS per quanto riguarda il modulo statistico e
- “IT_intangible_analytical” per il modulo Analitico.

Nello specifico, sono stati utilizzati gli “Investimenti in Software e Database” per avere una misura delle spese effettuate nei vari settori nell'ambiente tecnologico, identificando quindi questa variabile come la più vicina all'argomento della digitalizzazione e scegliendola come variabile indipendente.

Inoltre, come variabili di controllo sono state inserite quelle relative a: innovative property (*I_INN_STD_VA*), e training (*I_Train_std_VA*). Queste variabili, rappresentanti determinati Intangible Assets, sono state scelte e selezionate con riferimento all'elenco dei beni immateriali prodotto da Corrado et al.(2005, 2013), i quali classificano gli Intangible in tre gruppi principali: *computerized information* (conoscenza incorporata nei programmi e database computerizzati); *innovative property* (conoscenza acquisita attraverso scientific R&D e Non Scientific inventive and creative activities – brevetti, diritti d'autore e copyright); *economic competencies* (conoscenza incorporata nelle risorse umane e risorse organizzative).

In aggiunta, sono state utilizzate variabili Dummy temporali per gli anni dal 2009 al 2020, scegliendo quest'ultimo come anno di riferimento per l'interpretazione dei risultati in quanto ultimo anno a disposizione e il più vicino al 2024.

L'equazione di riferimento per quanto riguarda il modello di regressione finale, con variabile standardizzate per il Valore Aggiunto (VA) è la seguente:

$$Pol_Assoluti = \beta_0 + \beta_1 \cdot Inv_soft_DB_STD_VA + \beta_2 \cdot I_INN_STD_VA + \beta_3 \cdot I_Train_std_VA + \sum_{i=2009}^{2020} \epsilon_i \cdot Di$$

Dove:

- **Pol_Assoluti:** Misurata come il rapporto tra il salario dei lavoratori High Skilled e Low Skilled, risulta essere la variabile dipendente oggetto di analisi.

Di seguito, verranno presentati i coefficienti e le relative variabili indipendenti di riferimento:

- β_0 : intercetta della funzione di regressione;
- $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ sono i coefficienti delle variabili indipendenti;
- ϵ_i : coefficiente delle variabili Dummy;
- **Inv_soft_DB_STD_VA:** Investimenti in software e database, standardizzati rispetto al Valore Aggiunto (intensità dell'investimento);
- **I_INN_STD_VA:** Investimenti Innovative Property standardizzati rispetto al Valore Aggiunto, introdotta per riflettere gli investimenti in R&D scientifica e non scientifica (proprietà intellettuale, come brevetti, licenze e copyright), che possono influenzare la competitività delle imprese e la domanda di forza lavoro qualificata e non qualificata;
- **I_Train_std_VA:** Training (formazione), standardizzata rispetto al Valore Aggiunto. Questa variabile riflette gli investimenti nelle risorse umane attraverso programmi di formazione e sviluppo. Si ritiene che un'adeguata formazione possa contribuire a ridurre le disuguaglianze nella forza lavoro e favorire una maggiore mobilità occupazionale. La standardizzazione consente una valutazione accurata del suo impatto relativo sulla distribuzione del lavoro;
- **Di:** Dummy temporali per gli anni dal 2009 al 2020 (escluso 2020 per evitare multicollinearità).

In linea con la letteratura presente, le aspettative inerenti il risultato della regressione sono quelle di trovare tutte le variabili con effetti amplificativi della polarizzazione, ad eccezione del training dal quale ci si aspetta, invece, un impatto di contrasto alle disparità salariali tra High Skilled e Low Skilled.

2.3 Analisi Descrittive

Il valore della variabile **POLARIZZAZIONE** è stato ottenuto mediante il rapporto fra il salario degli High Skilled e Low Skilled per settore, considerando essi, rispettivamente, come altamente e poco qualificati.

Dal rapporto viene ottenuto un indice di disparità salariale, che misura la differenza relativa tra i due gruppi, indicando quanto guadagnano in più (o in meno) i lavoratori High Skilled rispetto a quelli Low Skilled. Un valore più alto dell'indice indica una maggiore disparità salariale tra i due gruppi, mentre un valore più basso indica una disparità minore.

Di seguito, nella tab. 7 vengono riportati i risultati ottenuti. Su un numero di osservazioni pari a 247, la media risulta essere 1,70, con un valore massimo di 3,58 (evidenziato in giallo) nel 2010 nel settore *Estrazione* (B) e uno minimo di 0,87 (evidenziato in rosso scuro) nel 2015, osservato nel settore *Sport, attività ricreative* (R). I valori inferiori all'unità, verificatesi negli anni dal 2014 al 2017, esclusivamente nel settore R, indicano che tendenzialmente, i lavoratori High Skilled guadagnano meno rispetto a quelli Low Skilled.

Il valore medio espresso (1,70) indica che, mediamente, i lavoratori altamente qualificati guadagnano il 70% in più rispetto a quelli poco qualificati. In altre parole, per ogni euro guadagnato da un lavoratore low skilled, un lavoratore high skilled ne guadagna 1,70. I risultati sopra la media, evidenziati in verde, risultano essere pari a 95 osservazioni, contro le 152 osservazioni sotto la media, evidenziate in rosso.

Tabella 7 – Livello di polarizzazione in Italia

ATECO	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
A - Agricoltura	2,13	2,37	2,36	2,31	2,22	2,12	2,11	2,14	1,92	1,89	1,95	1,94	2,02
B - Estrazione	3,18	3,31	3,58	3,06	2,95	2,87	2,73	2,61	2,46	1,84	2,92	3,17	2,83
C - Manifattura	2,00	2,02	2,01	1,95	1,90	1,87	1,81	1,71	1,75	1,74	1,70	1,74	1,73
D - Energia, Gas	1,42	1,47	1,51	1,54	1,52	1,46	1,55	1,29	1,19	1,68	1,44	1,45	1,46
E - Acqua, rifiuti	1,51	1,49	1,62	1,64	1,54	1,56	1,55	1,55	1,30	1,36	1,40	1,44	1,43
F - Costruzioni	2,06	2,00	1,98	1,89	1,87	1,88	1,81	1,79	1,85	1,88	1,63	1,67	1,73
G - Commercio	1,67	1,71	1,69	1,62	1,61	1,62	1,66	1,69	1,84	1,73	1,69	1,70	1,67
H - Trasporti	1,56	1,57	1,52	1,49	1,50	1,51	1,47	1,44	1,74	1,55	1,46	1,46	1,46
I - Hotel, ristoranti	1,24	1,33	1,30	1,24	1,24	1,27	1,30	1,30	1,31	1,22	1,20	1,20	1,20
J - Informazione, comunicazione	1,49	1,48	1,46	1,44	1,42	1,48	1,52	1,25	1,39	1,48	1,32	1,35	1,32
K - Finanza, Assicurazioni	1,17	1,23	1,26	1,17	1,21	1,25	1,30	1,44	1,60	1,61	1,33	1,35	1,34
L - Attività immobiliari	3,01	2,73	2,66	2,57	2,28	2,47	2,89	2,36	2,30	1,81	2,21	2,24	2,18
M - Servizi professionali	1,88	1,86	1,86	1,78	1,70	1,62	1,81	1,86	1,66	1,73	1,80	1,80	1,85
N - Noleggio, Ag. viaggi, etc	1,56	1,65	1,63	1,57	1,53	1,51	1,51	1,41	1,56	1,50	1,46	1,45	1,47
O - Pubblica amministrazione	1,85	1,61	1,53	1,45	1,41	1,36	1,32	1,34	1,33	1,38	1,40	1,41	1,41
P - Istruzione	1,94	1,73	1,67	1,61	1,53	1,46	1,38	1,48	1,45	1,42	1,41	1,41	1,42
Q - Sanità	2,72	2,35	2,29	2,20	2,10	2,03	1,95	1,96	1,97	1,89	1,78	1,77	1,75
R - Sport, attività ricreative	1,35	1,34	1,33	1,25	1,02	1,10	0,93	0,87	0,87	0,99	1,09	1,10	1,17
S - Altri servizi	1,93	1,75	1,65	1,57	1,71	1,70	1,69	1,66	1,56	1,53	1,60	1,59	1,54

Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Successivamente, si è scelto di rendere di più agevole lettura i dati presenti in tab.7 aggregando i valori rappresentativi dei settori. Nello specifico, è stata fatta una distinzione tra *settore primario* (Settore Agricolo (A) ed Estrazioni (B)), *Utilities* che vede l'unione oltre che dei settori Energetico (D), Acqua, rifiuti (E) anche delle Costruzioni (F).

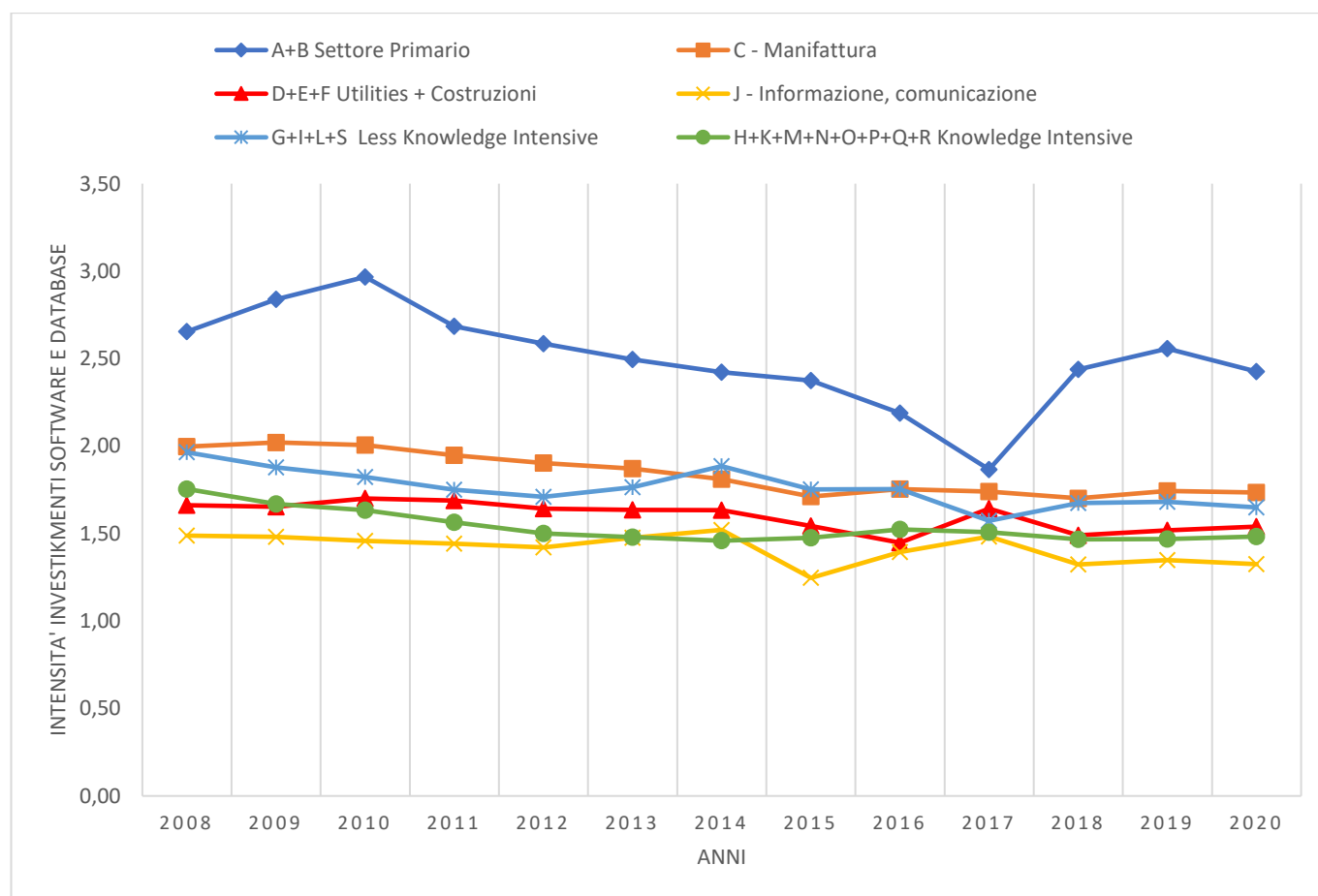
Inoltre, si è proceduto con una suddivisione dei settori dei servizi in *Knowledge intensive* (Trasporti (H), Finanza e assicurazioni (J), Noleggio (N), Pubblica Amministrazione (O), Istruzione (P), Sanità (Q), Sport e attività ricreative (R)) e *Less Knowledge intensive* (Commercio (G), Hotel e ristoranti (I), Attività Immobiliari (L) ed Altri servizi(S)). Infine, si è optato per considerare a sé stanti il settore della Manifattura (C), giustificando tale scelta dal momento che, sin dall'inizio si è lavorato con dati aggregati a livello di settore e quindi non è stato possibile effettuare la suddivisione in High e Medium Tech e settore dell'Informazione e comunicazione (J), per avere un'omogeneità con la suddivisione che verrà eseguita successivamente per la variabile dell'intensità degli Investimenti in Software e Database, dove J rivestirà un ruolo primario.

Tabella 8 – Livello di polarizzazione in Italia con settori aggregati

ATECO	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
A+B Settore Primario	2,66	2,84	2,97	2,68	2,59	2,50	2,42	2,37	2,19	1,87	2,44	2,56	2,43
C- Manifattura	2,00	2,02	2,01	1,95	1,90	1,87	1,81	1,71	1,75	1,74	1,70	1,74	1,73
D+E+F Utilities + Costruzioni	1,66	1,65	1,70	1,69	1,64	1,64	1,63	1,54	1,45	1,64	1,49	1,52	1,54
J - Informazione, comunicazione	1,49	1,48	1,46	1,44	1,42	1,48	1,52	1,25	1,39	1,48	1,32	1,35	1,32
G+I+L+S Less Knowledge Intensive	1,96	1,88	1,82	1,75	1,71	1,76	1,88	1,75	1,75	1,57	1,67	1,68	1,65
H+K+M+N+O+P+Q+R Knowledge Intensive	1,75	1,67	1,63	1,56	1,50	1,48	1,46	1,48	1,52	1,51	1,47	1,47	1,48

Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Figura 4 “Tendenze della polarizzazione in Italia”



Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Il settore *primario*, comprendente agricoltura ed estrazione, mostra una polarizzazione del lavoro maggiore rispetto agli altri negli anni di riferimento. Dal 2008 al 2010 è possibile notare dalla fig. 4 un aumento della polarizzazione che varia da 2,66 a 2,97, attribuibile ad una maggiore domanda di lavoratori High Skilled in queste industrie (Elaborazione dati Euklems). Dal 2010 è possibile notare una tendenza discendente fino al 2017, raggiungendo il picco minimo di 1,87, dovuto ad un contemporaneo aumento dei salari dei Low Skilled ed una diminuzione dei salari High Skilled, per poi risalire e stabilizzarsi nel 2020 ad un valore pari a 2,43, principalmente come causa di un aumento dei salari dei lavoratori High Skilled nel settore delle *Estrazioni (B)*.

Il settore *manifatturiero* presenta una polarizzazione del lavoro relativamente stabile nel periodo considerato, con valori che oscillano leggermente tra 2,00 nel 2008 e 1,73 nel 2020. La polarizzazione diminuisce gradualmente nel periodo considerato, suggerendo una convergenza dei salari tra lavoratori High Skilled e Low Skilled. Questa stabilità potrebbe riflettere la struttura stessa del settore manifatturiero, che presenta differenze salariali meno marcate.

I settori delle *utilities e delle costruzioni* mostrano una polarizzazione del lavoro relativamente medio-bassa e stabile, con valori che oscillano tra 1,63 e 1,66 nel periodo 2008-2014, presentando una leggera flessione fino ad 1,45 nel 2016. Dopo una piccola risalita nel 2017, riprende il suo trend al ribasso fino al 2020. Questa tendenza suggerisce una certa stabilità nei rapporti salariali tra lavoratori High Skilled e Low Skilled, probabilmente dovuta alla natura regolamentata e standardizzata di questi settori.

I settori dei *servizi Less Knowledge Intensive* (Commercio (G), Hotel e ristoranti (I), Attività Immobiliari (L) ed Altri servizi(S)) mostrano una polarizzazione del lavoro variabile nel tempo, partendo da un valore di 1,96 nel 2008, che diminuisce fino a 1,71 nel 2012 presentando poi una risalita fino al 2014 (1,88), con successivi alti e bassi che portano ad un valore pari a 1,65 nel 2020. Queste fluttuazioni riflettono cambiamenti nella struttura del lavoro, con periodi di maggiore disparità seguiti da fasi di maggiore omogeneizzazione salariale.

Il gruppo dei servizi *Knowledge Intensive* (Trasporti (H), Finanza e assicurazioni (K), Noleggio (N), Pubblica Amministrazione (O), Istruzione (P), Sanità (Q), Sport ed attività ricreative (R)) mostrano un livello di polarizzazione tendenzialmente decrescente, partendo da un valore di 1,72 nel 2008 che decresce fino al 2014, vedendo una leggera risalita nel biennio 2015-2016 per poi decrescere ulteriormente fino al 2019 con una leggerissima variazione positiva nel 2020.

Infine, il settore *Informazione e comunicazione* (J) presenta valori stabili fino al 2012 per poi subire continuamente fluttuazioni al rialzo o al ribasso sino al 2020, presentando il suo picco negativo nel 2015.

La variabile **INVESTIMENTI IN SOFTWARE E DATABASE** è stata standardizzata mediante il rapporto con la variabile relativa al Valore Aggiunto (VA_CP: VAL, prezzi correnti, migliaia di euro in moneta

nazionale). Questo rapporto è interpretabile come una misura di intensità di investimenti dei settori in tecnologie digitali rispetto al valore economico che genera. Un alto valore del rapporto indica che il settore investe significativamente in Software e Database rispetto al suo valore aggiunto, risultando quindi altamente tecnologizzato e, probabilmente, più efficiente, utilizzando la tecnologia per migliorare la produttività e la qualità dei suoi output. Al contrario, un basso valore del rapporto indica che quel settore investe meno in software e database rispetto al suo valore aggiunto, suggerendo quindi una minore dipendenza dalle tecnologie digitali o un focus maggiore su altre forme di capitale e risorse.

Tabella 9 - “Intensità investimenti in Software e Database standardizzati al VA”

ATECO	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
A - Agricoltura	0,0007	0,0007	0,0007	0,0007	0,0006	0,0011	0,0021	0,0021	0,0016	0,0009	0,0013	0,0013	0,0009
B - Estrazione	0,0167	0,0035	0,0078	0,0063	0,0065	0,0069	0,0102	0,0146	0,0242	0,0195	0,0134	0,0793	0,0526
C - Manifattura	0,0168	0,0179	0,0173	0,0163	0,0186	0,0202	0,0216	0,0185	0,0184	0,0212	0,0223	0,0220	-
D - Energia, Gas	0,0163	0,0281	0,0206	0,0208	0,0170	0,0265	0,0245	0,0265	0,0361	0,0312	0,0348	0,0316	0,0276
E - Acqua, rifiuti	0,0108	0,0117	0,0105	0,0098	0,0120	0,0127	0,0183	0,0205	0,0304	0,0396	0,0450	0,0424	0,0266
F - Costruzioni	0,0024	0,0028	0,0029	0,0028	0,0027	0,0030	0,0036	0,0032	0,0043	0,0063	0,0048	0,0039	0,0065
G - Commercio	0,0088	0,0100	0,0097	0,0091	0,0098	0,0090	0,0109	0,0091	0,0121	0,0116	0,0130	0,0122	0,0113
H - Trasporti	0,0102	0,0131	0,0102	0,0097	0,0102	0,0104	0,0108	0,0133	0,0121	0,0112	0,0118	0,0107	0,0149
I - Hotel, ristoranti	0,0018	0,0017	0,0017	0,0016	0,0018	0,0022	0,0036	0,0019	0,0022	0,0020	0,0021	0,0030	0,0044
J - Informazione, comunicazione	0,0941	0,0895	0,0970	0,0947	0,1119	0,1308	0,1368	0,1654	0,1423	0,1334	0,1185	0,1076	0,1451
K - Finanza, Assicurazioni	0,0203	0,0154	0,0164	0,0146	0,0145	0,0141	0,0152	0,0187	0,0205	0,0206	0,0221	0,0253	0,0263
L - Attività immobiliari	0,0011	0,0015	0,0012	0,0009	0,0004	0,0005	0,0012	0,0007	0,0003	0,0001	0,0001	0,0002	0,0002
M - Servizi professionali	0,0246	0,0217	0,0232	0,0225	0,0260	0,0211	0,0279	0,0264	0,0269	0,0309	0,0291	0,0269	0,0267
N - Noleggio, Ag. viaggi, etc	0,0162	0,0129	0,0141	0,0128	0,0164	0,0169	0,0193	0,0190	0,0254	0,0186	0,0224	0,0259	0,0217
O - Pubblica amministrazione	0,0127	0,0141	0,0151	0,0152	0,0138	0,0148	0,0145	0,0146	0,0150	0,0138	0,0138	0,0147	0,0152
P - Istruzione	0,0040	0,0040	0,0038	0,0039	0,0038	0,0035	0,0047	0,0042	0,0039	0,0035	0,0051	0,0032	0,0038
Q - Sanità	0,0066	0,0070	0,0067	0,0059	0,0068	0,0057	0,0043	0,0044	0,0037	0,0041	0,0042	0,0068	0,0086
R - Sport, attività ricreative	0,0198	0,0258	0,0220	0,0202	0,0150	0,0279	0,0196	0,0197	0,0150	0,0187	0,0183	0,0240	0,0322
S - Altri servizi	0,0095	0,0043	0,0046	0,0041	0,0044	0,0058	0,0080	0,0059	0,0092	0,0062	0,0092	0,0133	0,0107

Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Anche per questa variabile si è optato per la medesima aggregazione effettuata per lo studio della polarizzazione: Settore Primario, Manifattura, Utilities e Costruzioni, Servizi Knowledge Intensive, Servizi Less Knowledge Intensive con l'unica differenza che il settore dell'Informazione e comunicazione (J) è stato studiato singolarmente dal momento che, come è possibile vedere anche dalla tab. 10 e dal grafico in fig 5., presenta valori nettamente superiori agli altri, reputando quindi necessario approfondirne le cause.

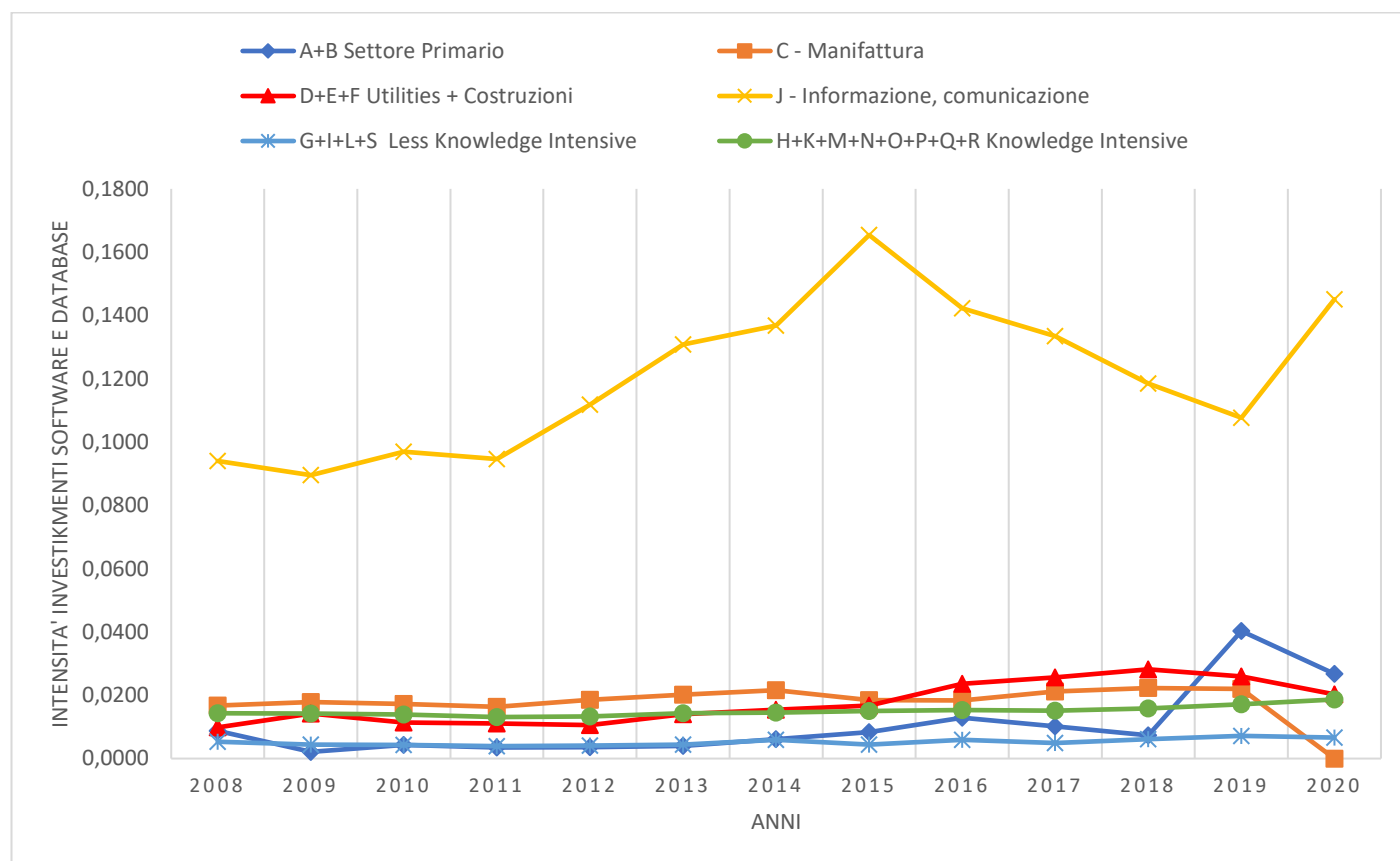
Tabella 10 - “Intensità investimenti in Software e Database standardizzati al VA con settori aggregati”

ATECO	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
A+B Settore Primario	0,0087	0,0021	0,0043	0,0035	0,0036	0,0040	0,0062	0,0084	0,0129	0,0102	0,0074	0,0403	0,0267
C - Manifattura	0,0168	0,0179	0,0173	0,0163	0,0186	0,0202	0,0216	0,0185	0,0184	0,0212	0,0223	0,0220	0,0000
D+E+F Utilities + Costruzioni	0,0099	0,0142	0,0113	0,0111	0,0105	0,0141	0,0155	0,0167	0,0236	0,0257	0,0282	0,0260	0,0202
J - Informazione, comunicazione	0,0941	0,0895	0,0970	0,0947	0,1119	0,1308	0,1368	0,1654	0,1423	0,1334	0,1185	0,1076	0,1451
G+H+L+S Less Knowledge Intensive	0,0053	0,0044	0,0043	0,0039	0,0041	0,0044	0,0059	0,0044	0,0059	0,0050	0,0061	0,0072	0,0066
H+K+M+N+O+P+Q+R Knowledge Intensive	0,0143	0,0143	0,0140	0,0131	0,0133	0,0143	0,0145	0,0150	0,0153	0,0152	0,0159	0,0172	0,0187

Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Di seguito, nella figura 5, viene riportata l'analisi delle tendenze.

Figura 5 "Tendenze investimenti in Software e Database standardizzata per il Valore Aggiunto, in Italia"



Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Nel contesto italiano, gli investimenti in software e database nei *settori primario*, come agricoltura ed estrazioni, sono aumentati significativamente nel corso degli anni. Questo è attribuibile alla crescente adozione di tecnologie digitali nelle pratiche agricole e nelle attività estrattive, che mirano a migliorare l'efficienza operativa e la sostenibilità ambientale.

Nel settore manifatturiero italiano, si è osservata una relativa stabilità degli investimenti in software e database nel periodo considerato, dovuto alla natura consolidata di questo settore, che ha visto una continua ottimizzazione dei processi produttivi ed una maggiore attenzione alla qualità e alla personalizzazione dei prodotti. Tuttavia, con la crescente importanza della digitalizzazione nell'industria manifatturiera globale, potrebbe esserci un'ulteriore spinta verso investimenti in tecnologie digitali e soluzioni di Industry 4.0 anche in Italia.

Nei settori delle *utilities e delle costruzioni*, gli investimenti in Software e Database hanno mostrato una crescita costante fino al 2018, seguita da una diminuzione negli ultimi due anni. Questo trend potrebbe riflettere le sfide specifiche affrontate dal settore delle costruzioni in Italia, come la lentezza nei processi di approvazione dei progetti e la rigidità normativa, che possono aver influenzato la decisione delle imprese di

investire in nuove tecnologie. Tuttavia, la crescente attenzione alla sostenibilità ambientale e all'efficienza energetica potrebbe continuare a guidare gli investimenti nelle utilities italiane, con un'ulteriore spinta verso soluzioni digitali innovative.

Nei settori *Less Knowledge Intensive*, come commercio e hotel e ristoranti, gli investimenti in Software e Database sono rimasti relativamente stabili nel corso degli anni. Questo potrebbe essere attribuito alla natura tradizionale di queste industrie e alla relativa lentezza nell'adozione di tecnologie avanzate. Tuttavia, con la crescente concorrenza e l'evoluzione delle preferenze dei consumatori verso esperienze digitali, potrebbe esserci un aumento degli investimenti in tecnologie digitali in questi settori nel prossimo futuro.

Nei settori dei *Servizi Knowledge Intensive* l'Italia ha visto una crescita costante degli investimenti in Software e Database nel corso degli anni, riflettendo la crescente digitalizzazione dell'economia italiana e la rapida adozione di tecnologie digitali nei servizi avanzati.

Infine, il settore *Informazione, comunicazione* (J) anche se preso singolarmente, mostra per tutti gli anni osservati, il rapporto più alto, con picchi superiori allo 0,1 e valori che raggiungono 0,1654 nel 2015, indicando un forte orientamento all'innovazione digitale ed alla dipendenza dalle tecnologie informatiche, coerente al settore di appartenenza, dove gli investimenti risultano essere cruciali per mantenere competitività e innovazione in un settore altamente dinamico.

2.4 Analisi empirica dei risultati

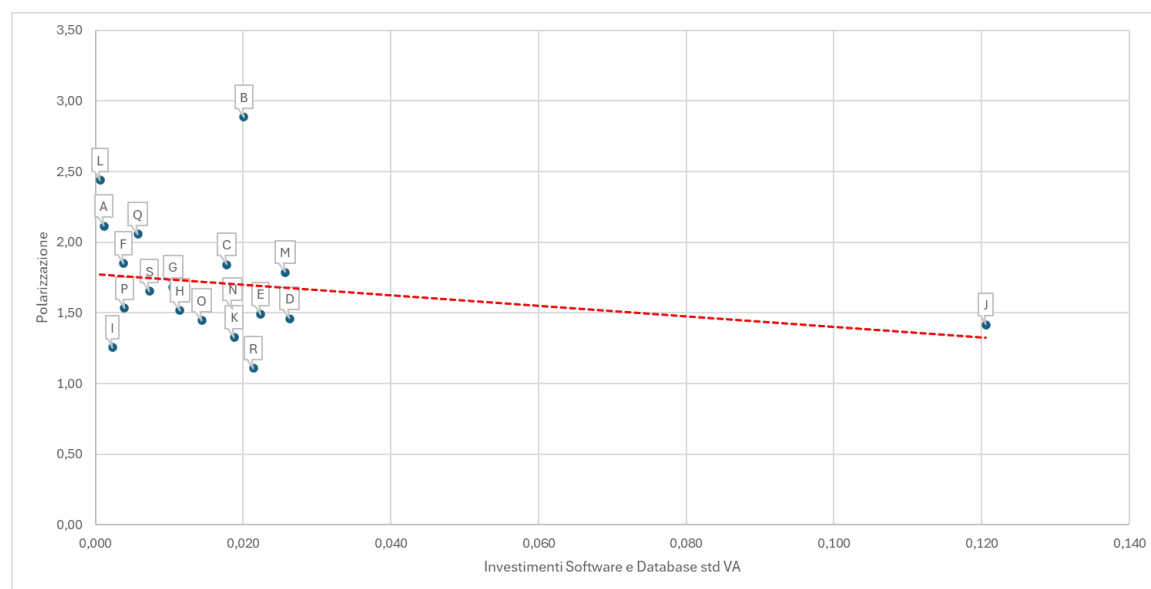
Nel contesto attuale dell'evoluzione tecnologica e dell'automatizzazione dei processi, l'adozione di tecnologie avanzate come l'intelligenza artificiale (IA) e l'analisi dei dati sta diventando sempre più diffusa in vari settori dell'economia. Questa crescente adozione di software e database avanzati potrebbe avere impatti significativi sulla struttura e sulla dinamica del mercato del lavoro, infatti, la tesi alla base di quanto appena affermato, risulta essere che il cambiamento tecnologico non è neutrale (Guarascio e Sacchi, 2017; Acemoglu e Restrepo, 2017): i suoi effetti tendono a districarsi in modo asimmetrico in termini di impiego e remunerazione di lavoro e capitale, tra gruppi sociali, imprese ed aree geografiche, influenzando la domanda di competenze e il divario salariale tra lavoratori altamente qualificati e quelli meno qualificati.

L'obiettivo della correlazione è quello di esaminare la relazione tra gli investimenti in Software e Database, che servono da proxy per la digitalizzazione, e la polarizzazione salariale, nel contesto italiano. L'ipotesi di fondo è che un aumento degli investimenti in Software e Database possa essere correlato ad una maggiore richiesta di competenze specializzate, portando ad una polarizzazione salariale più marcata (Blanas et al., 2020). Utilizzando i dati presentati in tab. 7 e tab. 9, sono stati calcolati i coefficienti di correlazione per valutare la forza e la direzione della relazione tra queste due variabili, per singolo settore. I risultati preliminari non si dimostrano in linea con le aspettative della prima domanda di ricerca, sulla base dello studio di Blanas

et al., (2020). La correlazione tra la Polarizzazione del lavoro ed Investimenti in Software e Database, standardizzati per il valore aggiunto, risulta essere pari a -0,21. Tuttavia, questo valore negativo si trova in linea con coloro che sostengono che la digitalizzazione mostra un effetto contenitivo della polarizzazione, creando nuovi posti di lavoro anche per i lavoratori a bassa qualifica (Davenport and Kirby, 2016; Stone et al., 2016; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Bessen, 2018; Shook and Knickrehm, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019b; Agrawal et al., 2019; Gerst, 2019; Muro et al., 2019b; OECD, 2019; Servoz, 2019). In aggiunta, sembra che i settori che hanno adottato tecnologie digitali sin dal principio (con maggiori componenti di lavoratori altamente qualificati) siano anche quelle più a rischio di automazione: *Finanza e Assicurazioni* (K), *Servizi Professionali* (M), (Hawksworth et al., 2018, Muro et al., 2019b) *Informazione e comunicazione* (J) (McKinsey&Company, 2019), *Trasporti* (H) (PEW, 2014, McKinsey&Company, 2019), *Agricoltura* (A), *Estrazione* (B) (Muro et al., 2019b). La combinazione di queste due dinamiche potrebbe portare ad un effetto neutro o negativo sulla polarizzazione del lavoro, dal momento che gli effetti della digitalizzazione si ripercuotono sui lavoratori High Skilled, diminuendone temporaneamente la loro domanda, in attesa di una loro riqualificazione (Novakova, L., 2020).

Per avere una visualizzazione migliore del risultato, si è proceduto alla realizzazione di uno Scatter Plot (Fig. 6).

Figura 6 “Scatter Plot – Polarizzazione ed Investimenti Software e database – Settori singoli”



Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Il grafico a dispersione (scatter plot) mostra la relazione tra l'intensità degli investimenti in software e database (asse X) e il livello di polarizzazione (asse Y) per diversi settori economici, considerando i dati medi registrati

nel periodo dal 2008 al 2020. La nuvola di punti appare ampiamente dispersa, segnalando una variabilità significativa tra i settori. La linea di tendenza suggerisce una debole correlazione negativa, confermata dall'indice di correlazione di Pearson pari a -0,21. La distribuzione dei punti evidenzia che la maggior parte dei settori presenta un livello di investimento inferiore a 0,03 e valori medi della polarizzazione compresi tra 1,1 registrato nel settore *Sport, attività ricreative* (R) e 2,89 nel settore *Estrazioni* (B) mostrando ampia variazione anche all'interno dello stesso livello di investimento.

Il settore dell'*estrazione* (B) presenta un'intensità degli investimenti pari a 0,020 ed una polarizzazione di 2,89, rappresentando un caso estremo di alta polarizzazione nonostante investimenti moderati, suggerendo la presenza di forti barriere strutturali o istituzionali che non vengono mitigate semplicemente con investimenti tecnologici. Inoltre, dal grafico è possibile notare come anche il settore dell'*informazione e comunicazione* (J) si distingue nettamente dagli altri, presentando l'intensità degli investimenti pari 0,121 con un livello di polarizzazione pari a 1,42, dimostrando come investimenti significativi in software e database (cruciali per mantenere la competitività e favorire l'innovazione) potrebbero ridurre la polarizzazione, probabilmente grazie all'adozione di tecnologie avanzate ed all'efficienza operativa derivante.

Per quanto riguarda i settori *con bassa intensità di investimento ed alto livello di polarizzazione*, vengono individuati i settori: Agricoltura (A), Attività immobiliari (L), Sanità (Q). I valori di questi tre settori, molto simili tra loro, suggeriscono che una carenza di investimenti tecnologici possa essere associabile anche ad elevati livelli di polarizzazione.

In conclusione, mentre l'indice di correlazione complessivo di -0,21 indica una debole relazione negativa tra le due variabili, l'analisi dettagliata tramite Scatter Plot, rivela una complessità maggiore. Dettò ciò, dal momento che non è stato possibile trarre conclusioni che permettano l'identificazione di una forte associazione tra la due variabili, si è deciso di approfondire lo studio attraverso un'analisi di regressione in cui la variabile dipendente è la polarizzazione e la variabile indipendente sono gli investimenti in software e database e in cui sono stati inseriti progressivamente gli Intangible Assets, individuati da Corrado et al. (2005), realizzando molteplici modelli di regressione lineare multipla. Le variabili in questione sono: innovative property (I_INN_STD_VA) e Training (I_Train_std_VA).

Tabella 11 “Regressione lineare multipla”

	Modello 1	Modello 2	Modello 3
Intercetta	1,701 *** (0,103)	1,655*** (0,102)	1,922*** (0,107)
inv_soft_DB_STD_VA	-3,052*** (1,0723)	-4,6908*** (1,184)	-4,1807*** (1,124)
I_INN_STD_VA		3,113*** (1,0302)	3,559*** (0,0968)
I_Train_std_VA			-30,888*** 5,5285
2009	0,1870 (0,142)	0,1540 (0,14)	0,1238 (0,131)
2010	0,1799 (0,142)	0,1509 (0,14)	0,1108 (0,131)
2011	0,0974 (0,142)	0,0705 (0,14)	0,0282 (0,131)
2012	0,0437 (0,142)	0,0232 (0,14)	-0,0190 (0,131)
2013	0,0441 (0,142)	0,0263 (0,14)	-0,0132 (0,131)
2014	0,0556 (0,142)	0,0450 (0,14)	0,0080 (0,131)
2015	0,0011 (0,142)	-0,0097 (0,14)	-0,0262 (0,130)
2016	-0,0012 (0,142)	-0,0150 (0,14)	-0,0317 (0,130)
2017	-0,0467 (0,142)	-0,0597 (0,14)	-0,0721 (0,130)
2018	-0,0172 (0,142)	-0,0300 (0,132)	-0,0410 (0,130)
2019	0,0160 (0,142)	0,0075 (0,14)	0,0006 (0,130)
N.osservazioni	228	228	228
R Multiplo	0,26	0,32	0,47
R ^2	0,07	0,11	0,22

Fonte: Propria elaborazione dati EUKLEMS

Nota: il numero tra parentesi rappresenta il valore dello Standard Error. *, **, *** indicano i livelli di significatività del 10%, 5%, 1%. L'R-quadro è calcolato come il quadrato della correlazione tra la risposta osservata e la risposta prevista.

$$\text{Modello 1: } Pol_Assoluti = \beta_0 + \beta_1 \cdot Inv_soft_DB_STD_VA + \sum_{i=2009}^{2020} \varepsilon_i \cdot Di$$

$$\text{Modello 2: } Pol_Assoluti = \beta_0 + \beta_1 \cdot Inv_soft_DB_STD_VA + \beta_2 \cdot I_INN_STD_VA + \sum_{i=2009}^{2020} \varepsilon_i \cdot Di$$

$$\text{Modello 3: } Pol_Assoluti = \beta_0 + \beta_1 \cdot Inv_soft_DB_STD_VA + \beta_2 \cdot I_INN_STD_VA + \beta_3 \cdot I_Train_std_VA + \sum_{i=2009}^{2020} \varepsilon_i \cdot Di$$

L'obiettivo del primo modello di questa analisi è quello di esaminare l'associazione degli Investimenti in Software e Database sulla polarizzazione del lavoro nel contesto italiano. Si ricorda che la polarizzazione del lavoro è ottenuta mediante il rapporto tra il salario dei lavoratori High Skilled e Low Skilled. E' bene specificare che i dati oggetto di studio coprono un periodo compreso tra il 2009 ed il 2020 e che le variabili indipendenti sono state standardizzate per il valore aggiunto del settore.

Analizzando il primo modello è possibile notare che gli Investimenti in Software e Database (*Inv_soft_DB_STD_VA*) hanno un effetto negativo e significativo sulla Polarizzazione del lavoro (*Pol_Assoluti*). Questo risultato appare contraddittorio con quanto affermato nei lavori di Makridakis, 2017, Manyka, 2018, Agrawal et al., 2019, OECD, 2019a, Servoz, 2019, Blanas et al., 2020, secondo cui gli investimenti in digitalizzazione amplificano la polarizzazione, sulla base di cui è stata posta la prima domanda di ricerca. D'altro canto, invece, i risultati appaiono coerenti con quanto sostenuto dall'altro filone della letteratura, secondo cui la digitalizzazione ha un effetto contenitivo della polarizzazione in quanto vengono a crearsi nuovi posti di lavoro anche per i lavoratori a bassa qualifica (Davenport and Kirby, 2016; Stone et al., 2016; Brynjolfsson and Mitchell, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2018; Bessen, 2018; Shook and Knickrehm, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019b; Agrawal et al., 2019; Gerst, 2019; Muro et al., 2019b; OECD, 2019; Servoz, 2019), svolgendo compiti che in precedenza potevano essere svolti solo da coloro altamente qualificati, con variazioni nel rapporto tra le retribuzioni degli High Skilled e Low Skilled, dove i primi sono costretti ad accettare salari più bassi, rispetto alla loro qualifica, nella competizione per i posti di lavoro (Boyd, J.A., and Huettinger, M., 2019) e/o forzati a riqualificarsi (Novakova, L., 2020). Tuttavia, il valore di R^2 indica che solo il 7% della variabilità nella polarizzazione del lavoro viene spiegata dal modello, mostrando una capacità predittiva limitata, ragion per cui, progressivamente, sono state inserite variabili di controllo nei successivi modelli oggetto di studio.

L'inclusione della variabile Innovative Property (*I_INN_STD_VA*) nel secondo modello, comprensiva di R&D, diritti d'autore, brevetti e copyright, ha migliorato leggermente la comprensione dello studio, con un R^2 che riesce a spiegare la variabilità del modello all'11%. La variabile dell'intensità degli investimenti (*Inv_soft_DB_STD_VA*) rimane negativa e significativa. In linea con la ricerca di Michaels et al. (2014) gli investimenti in R&D contribuiscono all'aumento delle disparità salariali. Per quanto riguarda le altre componenti dell'Innovative Property, l'impatto degli Intangible Assets dovrebbe portare ad un premio salariale per i lavoratori High Skilled (Haskel and Westlake, 2018), incrementando ulteriormente la polarizzazione del lavoro (Corrado et al., 2009; Glaeser, 2011; Bessen, 2016; Song et al., 2019).

Nel terzo modello, l'aggiunta della variabile Training (*I_Train_std_VA*) migliora ulteriormente R^2 , spiegando il 22% della variazione osservata nei dati delle variabili dipendenti. I risultati sembrano sostenere quanto detto da Rendall e Weiss (2016) i quali affermano che il training, inteso come formazione ed apprendistato delle risorse umane, si correla ad una più lenta sostituzione delle competenze, ad un aumento della versatilità nei compiti da svolgere e dunque ad una minore polarizzazione del lavoro,

Per quanto riguarda le variabili dummy per gli anni, queste non mostrano valori statisticamente significativi nell'arco temporale considerato.

2.5 Conclusioni e ricerche future

In sintesi, la correlazione ed i risultati del primo modello di regressione appaiono contrastanti con la prima domanda di ricerca, dal momento che i risultati attesi erano basati sul filone della letteratura secondo cui la digitalizzazione porta ad un aumento delle disparità salariali tra lavoratori High Skilled e Low Skilled. Tuttavia, i valori appaiono coerenti con l'altra parte degli studiosi che associavano investimenti in digitalizzazione come ammortizzatore della polarizzazione del lavoro.

Per quanto concerne la seconda domanda di ricerca, i risultati confermano solo parzialmente le aspettative, dal momento che gli investimenti in digitalizzazione si mostrano nuovamente associati negativamente alla polarizzazione, mentre le altre variabili si mostrano in linea con quanto supposto, nello specifico, l'Innovative Property amplifica le disparità salariali mentre il training le riduce.

In conclusione, questi risultati suggeriscono l'adozione, nel contesto italiano, di una strategia integrata, che vada a considerare vari tipi di investimenti, essenziali per promuovere un mercato del lavoro più equilibrato ed inclusivo. Nello specifico, gli investimenti in R&D dovrebbero essere promossi per aumentare la qualificazione del lavoro, ma allo stesso tempo, è essenziale bilanciare tali investimenti con programmi di formazione (training) mirati al miglioramento delle competenze dei lavoratori Low Skilled, mitigando gli effetti negativi della digitalizzazione e dell'automazione sulla polarizzazione del lavoro.

E' bene specificare che i dati a disposizione, utilizzati per effettuare l'analisi di regressione, risultano essere fermi al 2020 e che l'adozione di tecnologie digitali in Italia è cresciuta significativamente negli ultimi anni, con importanti implicazioni per la polarizzazione del lavoro. Occorre anche considerare che il contesto italiano, essendo caratterizzato da una forte regolamentazione del mercato del lavoro e da una contrattazione collettiva diffusa, ha come conseguenza una minore tendenza alla polarizzazione salariale. Nonostante i sindacati stiano vivendo un forte calo di rappresentanza nella maggioranza dei Paesi sviluppati, in Italia svolgono ancora un ruolo fondamentale nel migliorare la sicurezza del lavoro per i lavoratori a rischio con il fine di aumentare l'adattabilità dei lavoratori ai cambiamenti tecnologici. Nellas e Olivieri (2011) hanno studiato il processo di polarizzazione analizzando l'effetto congiunto della tecnologia e dei sindacati, concludendo che: nei mercati meno sindacalizzati gli shock tecnologici portano ad una polarizzazione dell'occupazione mentre nei mercati con più alta rigidità istituzionale, la forza dei sindacati riduce la polarizzazione occupazionale, proteggendo il salario dei lavoratori dipendenti.

Secondo Monti e Pellizzari (2017) esiste inoltre uno skills mismatch che limita la polarizzazione. Domanda e offerta di lavoratori qualificati, in Italia, non si equilibrano. Inoltre, la concentrazione di piccole imprese può essere responsabile dell'alto livello di sovraccapacità e deterioramento delle competenze.

Per quanto riguarda il Training, la formazione dovrà adattarsi per includere programmi specifici per la digitalizzazione, nello specifico IA (Forum, W. E. 2018; Del Castillo, 2018; Hammershøj, L. G., 2019).

Tuttavia, è fondamentale che le iniziative di formazione siano inclusive e mirate anche a migliorare le competenze dei lavoratori low-skilled (Ansa, 2024).

Gli anni successivi al 2020 hanno visto un netto aumento degli investimenti nella digitalizzazione, a partire da quelli dovuti all'impatto del Covid-19, che hanno portato ad un aumento significativo del lavoro da remoto (Bonacini, Gallo, & Scicchitano, 2021). In aggiunta, è necessario considerare il sempre più ampio utilizzo dell'IA, la quale potrebbe causare un forte aumento delle disparità salariali (Ernst et al., 2018, Acemoglu e Restrepo, 2019b, Felten et al., 2019, Servoz, 2019). Tuttavia, come osservato nella review della letteratura, bisogna inoltre essere consci che l'IA potrebbe sostituire anche i lavoratori high skilled, portando ad ulteriori nuovi scenari (Cazzaniga et al., 2024). Ad esempio, si ricorda che tra coloro con laurea di primo e secondo livello i più esposti sono: avvocati e paralegali (Ford, 2013, Korinek and Stiglitz, 2017, Haenlein and Kaplan, 2019), medici con compiti diagnostici (Frey, 2019a, Haenlein and Kaplan, 2019), professionisti finanziari (Korinek and Stiglitz, 2017, Frank et al., 2019, OECD, 2019a).

Compresi i limiti riscontrati durante questa ricerca, per approfondimenti futuri, si potrebbero prendere in considerazione, una volta disponibili, i dati più aggiornati su tutte le variabili utilizzate, approfondendo i temi appena discussi per esplorare possibili scenari futuri, aggiungendo ulteriori variabili che possano completare il quadro oggetto di studio. Inoltre, la disponibilità di una serie storica più lunga potrebbe permettere di indagare i nessi causa effetto che non sono stati presi in considerazione in questo studio. Infine, una disaggregazione del settore manifatturiero sarebbe importante in quanto l'effetto della digitalizzazione potrebbe variare notevolmente tra i diversi settori della manifattura.

BIBLIOGRAFIA

- ACEMOGLU, D. & RESTREPO, P. (2018a). Artificial Intelligence, Automation and Work. National Bureau Of Economic Research. Working Paper 24196.
- ACEMOGLU, D. & RESTREPO, P. (2018b). The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*, 108(6), pp 1488-1542.
- ACEMOGLU, D. & RESTREPO, P. (2019a). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), pp 3-30.
- ACEMOGLU, D. & RESTREPO, P. (2019b). The Wrong Kind of Ai? Artificial Intelligence and the Future
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American economic review*, 108(6), 1488-1542.
- ACEMOGLU, D., AUTOR, D., HAZELL, J. & RESTREPO, P. (2020). Ai and Jobs: Evidence from Online Vacancies [Online]. Available: https://conference.nber.org/conf_papers/fl43876.pdf [Accessed 29/01/2021].
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2016), “The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment” NBER Working Paper No. 22252, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo. 2017. “Automation and Local Labor Markets.” <https://doi.org/10.3386/w23285>.
- Ackerman, E., & Guizzo, E. (2011). 5 technologies that will shape the web. *IEEE Spectrum*, 48(6), 40-45.
- AGRAWAL, A., GANS, J. S. & GOLDFARB, A. (2019). Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction. *The Journal of Economic Perspectives*, 33, pp 31-50.
- Agrawal, Ajay K, Joshua S Gans, and Avi Goldfarb. 2018a. “ECONOMIC POLICY FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE.” Working Paper Series. <https://doi.org/10.3386/w24626>.
- AI HLEG (2019a). A Definition of Ai: Main Capabilities and Scientific Disciplines. Brussels: High-Level Expert Group on Artificial Intelligence, European Commission
- ALBERT, C., GARCÍA-SERRANO, C. & HERNANZ, V. (2010). On-the-Job Training in Europe: Determinants and Wage Returns. *International Labour Review*, 149, pp 315- 341.

- Aleksander, I. (2017). Partners of humans: A realistic assessment of the role of robots in the foreseeable future. *Journal of Information Technology*, 32(1), 1–9. [https://doi.org/ 10.1057/s41265-016-0032-4](https://doi.org/10.1057/s41265-016-0032-4)
- ALEKSEEVA, L., AZAR, J., GINE, M., SAMILA, S. & TASKA, B. (2020). The Demand for Ai Skills in the Labor Market CEPR Discussion Paper No. DP14320.
- ALGORITHM WATCH. (2019). Atlas of Automation – Automated Decision-Making and Participation in Germany [Online]. AW AlgorithmWatch gGmbH Available: https://atlas.algorithmwatch.org/wpcontent/uploads/2019/04/Atlas_of_Automation_by_AlgorithmWatch.pdf [Accessed 10/06/2020].
- Ampatzidis, Y., Bellis, L.D., & Luvisi, A. (2017). iPathology: robotic applications and management of plants and plant diseases. *Sustainability*, 9 (6), 1-14.
- ANSA (2024, March 24). IA, nel 2024 in Italia investimenti in crescita del 68%. https://www.ansa.it/canale_tecnologia/notizie/future_tech/2024/03/25/ia-nel-2024-in-italia-investimenti-in-crescita-del-68_a82e2b94-01af-423d-ab91-650fb14c1ede.html
- ANSA. (2023, October 31). L'Italia ricicla l'83,4% dei rifiuti e prima in UE. ANSA. [https://www.ansa.it/sito/notizie/economia/2023/10/31/litalia-ricicla-l834-dei-rifiuti-e-prima-in-ue-c451e19e-eed2-4a08-97d7-c5affadd1021.html#:~:text=L'Italia%20%C3%A8%20leader%20nella,Spagna%20\(59%2C8%25\)](https://www.ansa.it/sito/notizie/economia/2023/10/31/litalia-ricicla-l834-dei-rifiuti-e-prima-in-ue-c451e19e-eed2-4a08-97d7-c5affadd1021.html#:~:text=L'Italia%20%C3%A8%20leader%20nella,Spagna%20(59%2C8%25))
- ARNTZ, M., GREGORY, T. & ZIERAHN, U. (2018). Digitalisierung Und Die Zukunft Der Arbeit: Makroökonomische Auswirkungen Auf Beschäftigung, Arbeitslosigkeit Und Löhne Von Morgen. Technical Report. Bundesministerium für Forschung und Entwicklung (BMBF).
- ARNTZ, M., GREGORY, T. & ZIERAHN, U. (2019). Digitization and the Future of Work: Macroeconomic Consequences. In: ZIMMERMANN, K. F. (ed.) *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics*. Cham: Springer International Publishing, pp. 1-29.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory, and Ulrich Zierahn. 2016. “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis.” *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* 2 (189): 47–54. <https://doi.org/10.1787/5j1z9h56dvq7-en>.
- Atasoy, H. (2013). The effects of broadband internet expansion on labor market outcomes. *ILR review*, 66(2), 315-345.
- Aubert, P., Caroli, E., & Roger, M. (2006). New technologies, organisation and age: firm-level evidence. *The Economic Journal*, 116(509), F73-F93.

- Aubert-Tarby, C., Escobar, O. R., & Rayna, T. (2018). The impact of technological change on employment: The case of press digitisation. *Technological forecasting and social change*, 128, 36-45.
- AUTOR, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp.
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American economic review*, 103(5), 1553-1597.
- Autor, D., & Salomons, A. (2018). *Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share* (No. w24871). National Bureau of Economic Research.
- Autor, D.H., Levy, F., & Murnane, R.J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118 (4), 1279-1333.
- Autor, David H. 2015. “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation.” *Journal of Economic Perspectives* 29 (3): 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>.
- Autor, David H., and Michael J. Handel. 2013. “Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages.” *Journal of Labor Economics*. <https://doi.org/10.1086/669332>.
- Balsmeier, B., & Woerter, M. (2019). Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction. *Research policy*, 48(8), 103765.
- Barner, A. et al. (2015) “Innovationspotenziale der Mensch-Maschine-Interaktion”, Dossier, acatech, Berlin.
- BASSANINI, A. & OK, W. (2004). How Do Firms‘ and Individuals‘ Incentives to Invest in Human Capital Vary across Groups? [Online]. CEPN Working Papers. Available: <https://econpapers.repec.org/paper/halcepnwp/halshs-00194344.htm> [Accessed 10/04/2020].
- Baumol, William J. 1967. “Macroeconomics of Unbalanced Growth: The Anatomy of Urban Crisis.” *The American Economic Review* 57 (3): 415–26.
- BESSEN, J. (2018). Ai and Jobs: The Role of Demand. National Bureau of Economic Research working paper No. 24235.
- Bessen, J. E. (2016). Accounting for rising corporate profits: Intangibles or regulatory rents?. *Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper*, (16-18).
- Bessen, James, David Autor, Martin Fleming, Ricardo Hausman, Mike Meurer, Joel Mokyr, Bob Rowthorn, and Anna Salomons. 2017. “Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment.”

- Biagi, F., & Falk, M. (2017). The impact of ICT and e-commerce on employment in Europe. *Journal of Policy Modeling*, 39(1), 1-18.
- Blanas, S., Gancia, G., & Lee, S. Y. (2019). Who is afraid of machines?. *Economic Policy*, 34(100), 627-690.
- BLIT, J., AMAND, S. S. & WAJDA, J. (2018). Automation and the Future of Work: Scenarios and Policy Options [Online]. Centre for International Governance Innovation. Available: <https://www.cigionline.org/sites/default/files/documents/Paper%20no.174lowres.pdf> [Accessed 04/05/2020].
- Bonacini, L., Gallo, G., & Scicchitano, S. (2021). Working from home and income inequality: risks of a ‘new normal’ with COVID-19. *Journal of population economics*, 34(1), 303-360.
- Bontadini F., Corrado C., Haskel J., Iommi M., Jona-Lasinio C. (2023), EUKLEMS & INTANProd: industry productivity accounts with intangibles - Sources of growth and productivity trends: methods and main measurement challenges
- Boyd, J. A., & Huettinger, M. (2019). Smithian insights on automation and the future of work. *Futures*, 111, 104-115.
- Braga, A., and Logan, R. K. (2017). The emperor of strong AI has no clothes: Limits to artificial intelligence. *Information*, 8(4), 156.
- BROUGHAM, D. & HAAR, J. (2017). Smart Technology, Artificial Intelligence, Robotics, and Algorithms (Stara): Employees’ Perceptions of Our Future Workplace. *Journal of Management & Organization*, 24, pp 239-257.
- BROWN, J., GOSLING, T., SETHI, B., SHEPPARD, B., STUBBINGS, C., SVIOKLA, J., WILLIAMS, J. & ZARUBINA, D. (2018). Workforce of the Future: The Competing Forces Shaping 2030 [Online]. PwC Global Available: <https://www.pwc.com/gx/en/services/people-organisation/workforce-of-thefuture/workforce-of-the-future-the-competing-forces-shaping-2030-pwc.pdf> [Accessed 10/06/2020].
- BRYNJOLFFSON, E. & MCAFEE, A. (2017). The Business of Artificial Intelligence: What It Can — and Cannot — Do for Your Organization [Online]. Harvard Business Review. Available: <https://hbr.org/cover-story/2017/07/the-business-of-artificialintelligence> [Accessed 30/05/2020].
- BRYNJOLFFSON, E., ROCK, D. & SYVERSON, C. (2019). Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics. In: AGRAWAL, A. K., GANS, J. & GOLDFARB, A. (eds.) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. pp.

- BUGHIN, J., HAZAN, E., RAMASWAMY, S., CHUI, M., ALLAS, T., DAHLSTRÖM, P., HENKE, N. & TRENCH, M. (2017). Artificial Intelligence the Next Digital Frontier? [Online]. McKinsey Global Institute. Available: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Advanced%20Electronics/Our%20Insights/How%20artificial%20intelligence%20can%20deliver%20real%20value%20to%20companies/MGI-Artificial-Intelligence-Discussion-paper.aspx> [Accessed 05/06/2020].
- Butollo, F.; Ehrlich, M. and Engel, T. (2017) “Amazonisierung der Industriearbeit. Industrie 4.0, Intralogistik und die Veränderung der Arbeitsverhältnisse in einem Montageunternehmen in der Automobilindustrie“, *Arbeit* 26/1, pp 33- 59.
- Calvino, F., & Virgillito, M. E. (2018). The innovation-employment nexus: a critical survey of theory and empirics. *Journal of Economic surveys*, 32(1), 83-117.
- Campbell-Kelly, M. (2009). Origin of computing. *Scientific American*, 301(3), 62-69.
- Cano-Kollmann, M., Hannigan, T. J., & Mudambi, R. (2018). Global innovation networks—organizations and people. *Journal of International Management*, 24(2), 87–92. <https://doi.org/10.1016/j.intman.2017.09.008>
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., ... & Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. *Staff Discussion Notes*, 2024(001).
- Chao, G. T., & Kozlowski, S. W. (1986). Employee perceptions on the implementation of robotic manufacturing technology. *Journal of Applied Psychology*, 71(1), 70–76. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.71.1.70>
- Charles, K. K., Hurst, E., & Notowidigdo, M. (2013). Manufacturing decline, housing booms, and non-employment. *Chicago Booth Research Paper*, (13-57).
- Chiacchio, Francesco, Georgios Petropoulos, and David Pichler. 2018. “The Impact of Industrial Robots on EU Employment and Wages: A Local Labour Market Approach.” Bruegel Working Papers. Bruegel.
- Codagnone, C. (Ed.). (2009). *Inclusive Innovation for Growth and Cohesion: Modelling and Demonstrating the Impact of EInclusion: Compendium to the Study*. European Commission.
- Cohn, J. (2013). The robot will see you now. *The Atlantic*, 20.
- Corrado C. Haltiwanger J. Sichel D., 2005. Measuring Capital in the New Economy. Page 11– 46.
- Corrado, C., Haskel, J., & Jona-Lasinio, C. (2017). Knowledge spillovers, ICT and productivity growth. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 79(4), 592-618.

- Corrado, C., Haskel, J., Jona-Lasinio, C., & Iommi, M. (2014). Intangibles and industry productivity growth: Evidence from the EU. *Manuscript available at www.intan-invest.net*.
- Corrado, C., Haskel, J., Jona-Lasinio, C., Iommi, M., 2013. Innovazione e intangibile. Pagine 2-19.
- Corrado, C., Hulten, C., & Sichel, D. (2009). Intangible capital and US economic growth. *Review of income and wealth*, 55(3), 661-685.
- COUZIN-FRANKEL, J. (2019). Medicine Contends with How to Use Artificial Intelligence. *Science*, 364 (6446), pp 1119-1120.
- CRAGLIA, M., ANNONI, A. & BENCZUR, P. (2018). Artificial Intelligence: A European Perspective. Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- CRAWFORD, K., DOBBE, R., DRYER, T., FRIED, G., GREEN, B., KAZIUNAS, E., KAK, A., MATHUR, V., MCELROY, E., SÁNCHEZ, A. N., RAJI, D., RANKIN, J. L., RICHARDSON, R., SCHULTZ, J., WEST, S. M. & WHITTAKER, M. (2019). Ai Now 2019 Report [Online]. New York: AI Now Institute. Available: https://ainowinstitute.org/AI_Now_2019_Report.html [Accessed 19/05/2020].
- Crevier, D. (1993). *AI: the tumultuous history of the search for artificial intelligence*. Basic Books, Inc..
- Cropley, A. (2020). Creativity-focused technology education in the age of industry 4.0. *Creativity Research Journal*, 32(2), 184-191.
- D'Amour, A., Heller, K., Moldovan, D., Adlam, B., Alipanahi, B., Beutel, A., Chen, C., Deaton, J., Eisenstein, J., and Hoffman, M. D. (2020). Underspecification presents challenges for credibility in modern machine learning. ArXiv Preprint ArXiv:2011.03395.
- DAUGHERTY, P. & WILSON, H. J. R. (2018b). Human + Machine: Reimagining Work in the Age of Ai. Audible Studios on Brilliance Audio.
- Dauth, W. et al. (2017) “German Robots – The Impact of Industrial Robots on Workers (=IAB-Discussion Paper 30)”, [online] <http://doku.iab.de/discussionpapers/2017/dp3017.pdf> (Accessed: 20.6.2019).
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum, and Nicole Woessner. 2018. “Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence *.” Opportunity and Inclusive Growth Institute, Federal Reserve Bank of Minneapolis, no. Institute Working Paper 13. <https://doi.org/10.21034/iwp.13>.

- Davenport, T. H., and Kirby, J. (2016). *Only humans need apply: Winners and losers in the age of smart machines*. Harper Business New York, NY.
- DE STEFANO, V. (2018). Negotiating the Algorithm: Automation, Artificial Intelligence and Labour Protection *Comparative Labor Law & Policy Journal*, 41(1), pp.
- De Vries GJ, Gentile E, Miroudot S, Wacker KM (2020) The rise of robots and the fall of routine jobs. *Labour Economics* 66: 101885. Link: <https://bit.ly/3htXhun>
- DEL CASTILLO, A. P. (2018). *Artificial Intelligence: A Game Changer for the World of Work*. Foresight Brief No. 5. Brussels, : European Trade Union Institute.
- Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid Intelligence. *Business and Information Systems Engineering*, 61(5), 637–643.
- Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. *The Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593-1640.
- DENGLER, K. & MATTHES, B. (2018). Wenige Berufsbilder Halten Mit Der Digitalisierung Schritt. [Online]. IAB Kurzbericht, 4/2018: Institut für Arbeitsmarktund Berufsforschung. Available: <http://doku.iab.de/kurzber/2018/kb0418.pdf> [Accessed 11/05/2020].
- DICKSON, B. (2017a). What Is Machine Learning? [Online]. Available: <https://bdtechtalks.com/2017/08/28/artificial-intelligence-machine-learning-deeplearning/> [Accessed 02/06/2020].
- DICKSON, B. (2017b). What Is Narrow, General and Super Artificial Intelligence [Online]. Available: <https://bdtechtalks.com/2017/05/12/what-is-narrow-general-and-superartificial-intelligence/> [Accessed 02/06/2020]. Disponibile all'indirizzo: <https://css.researchcommons.org/journal/vol2020/numero1/7>
- ELDRED, C. (2019). Ai and Domain Knowledge: Implications of the Limits of Statistical Inference. Based on Presentations by Michael Borrus and Alberto SangiovanniVincentelli [Online]. Berkeley Roundtable on The International Economy. Available: https://brie.berkeley.edu/sites/default/files/ai_essay_final_10.15.19.pdf [Accessed 13/01/2021].
- ELLIOTT, C. (2018). Chatbots Are Killing Customer Service. Here's Why. [Online]. Forbes. Available: <https://www.forbes.com/sites/christopherelliott/2018/08/27/chatbots-arekilling-customer-service-heres-why/#6589d6e213c5> [Accessed 19/08/2020].
- EPSC. (2018). *The Age of Artificial Intelligence Towards a European Strategy for HumanCentric Machines* [Online]. European Political Strategy Centre. Available:

<https://ec.europa.eu/jrc/communities/en/node/1286/document/age-artificialintelligence-towards-european-strategy-human-centric-machines> [Accessed 25/05/2020].

- ERNST, E., MEROLA, R. & SAMAAN, D. (2018). *The Economics of Artificial Intelligence: Implications for the Future of Work*. Geneva: International Labour Office.
- EUROFOUND (2016). *What Do Europeans Do at Work? A Task-Based Analysis: European Jobs Monitor 2016*. Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- Evangelista, R., Guerrieri, P., & Meliciani, V. (2014). The economic impact of digital technologies in Europe. *Economics of Innovation and new technology*, 23(8), 802-824.
- EVANS, J. & GIBB, E. (2009). *Moving from Precarious Employment to Decent Work*. Geneva: International Labour Office; Global Union Research Network (GURN).
- EVANS-GREENWOOD, P., LEWIS, H. & GUSZCZA, J. (2017). Reconstructing Work Automation, Artificial Intelligence, and the Essential Role of Humans. *Deloitte Review*, pp 126-145.
- FELTEN, E. W., RAJ, M. & SEAMANS, R. (2019). *The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization* [Online]. SSRN. Available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3368605 [Accessed 29/05/2020].
- Felten, E., M. Raj, and R. Seamans. 2021. "Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses." *Strategic Management Journal* 42 (12): 2195–217.
- Felten, E., M. Raj, and R. Seamans. 2023. "How Will Language Modelers Like ChatGPT Affect Occupations and Industries?" arXiv.org working paper.
- Fernández-Macías, E., & Hurley, J. (2017). Routine-biased technical change and job polarization in Europe. *Socio-Economic Review*, 15(3), 563-585.
- Fernández-Macías, E., Hurley, J., & Bisello, M. (2016). What do Europeans do at work? A task-based analysis: European Jobs Monitor 2016.
- FORD, M. (2013). Could Artificial Intelligence Create an Unemployment Crisis? *Communications of the ACM*, 56(7), pp 37-39
- Ford, M. (2015). *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*. Basic Books.
- Forum, W. E. (2018). The future of jobs report 2018. *Insight Report, Centre for the New Economy and Society, Geneva/Switzerland*.

- FOSSEN, F. & SORGNER, A. (2019). New Digital Technologies and Heterogeneous Employment and Wage Dynamics in the United States: Evidence from IndividualLevel Data [Online]. IZA Discussion Paper Series, No. 12242. Available: <http://ftp.iza.org/dp12242.pdf> [Accessed 29/01/2021].
- Franken, S., & Wattenberg, M. (2019, October). The impact of AI on employment and organisation in the industrial working environment of the future. In ECIAIR 2019 European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics (Vol. 31). Academic Conferences and publishing limited
- Freeman, C., & Louçã, F. (2001). *As time goes by: from the industrial revolutions to the information revolution*. Oxford University Press.
- FREY, C. B. (2019a). Chapter 1: The Technology Trap. In: FREY, C. B. & GARLICK, R. (eds.) *Technology at Work V4.0 Navigating the Future of Work*. Citi GPS: Global Perspectives & Solutions, pp. 8-26.
- Frey, C.B. & Osborne, M.A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- Friedberg, L. (2003). The impact of technological change on older workers: Evidence from data on computer use. *ILR review*, 56(3), 511-529.
- FURMAN, J. & SEAMANS, R. (2018). Ai and the Economy. [Online]. NBER Working Paper No. 24689. [Accessed].
- GAGLIORDI, N. (2013). Are Self-Checkouts Causing Shopper Frustration? [Online]. Available: <https://www.kioskmarketplace.com/articles/are-self-checkouts-causingshopper-frustration/> [Accessed 31/08/2020].
- Garcia-Murillo, M., MacInnes, I., & Bauer, J. M. (2018). Techno-unemployment: A framework for assessing the effects of information and communication technologies on work. *Telematics and Informatics*, 35(7), 1863-1876.
- GARTNER. (2017). Gartner Says by 2020, Artificial Intelligence Will Create More Jobs Than It Eliminates [Online]. Available: <https://www.gartner.com/en/newsroom/pressreleases/2017-12-13-gartner-says-by-2020-artificial-intelligence-will-create-morejobs-than-it-eliminates> [Accessed 29/01/2021].
- Gerst, D. (2019) “Autonome Systeme und Künstliche Intelligenz. Herausforderungen für die Arbeitssystemgestaltung“, in Hirsch-Kreinsen, H. and Karačić, A. (Eds.): *Autonome Systeme und Arbeit. Perspektiven, Herausforderungen und Grenzen der Künstlichen Intelligenz in der Arbeitswelt*, transcript Verlag, Bielefeld, pp 101–137.

- Glaeser, E. (2011). *Triumph of the city: How urban spaces make us human*. Pan Macmillan.
- Glavas, C., Mathews, S., & Russell-Bennett, R. (2019). Knowledge acquisition via internet-enabled platforms: Examining incrementally and non-incrementally internationalizing SMEs. *International Marketing Review*, 36(1), 74–107. <https://doi.org/10.1108/IMR-02-2017-0041>
- Goos, M., & Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain. *The Review of Economics and Statistics*, 89 (1), 118-133.
- GOOS, M., MANNING, A. & SALOMONS, A. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring. *American Economic Review* 104(8), pp 2509-2526.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American economic review*, 99(2), 58-63.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. *American economic review*, 104(8), 2509-2526.
- Gorman, E. H., & Sandefur, R. L. (2011). “Golden age,” quiescence, and revival: how the sociology of professions became the study of knowledge-based work. *Work and Occupations*, 38(3), 275-302.
- Graetz, Georg, and Guy Michaels, (2017): “Robots at Work,” available at http://personal.lse.ac.uk/michaels/Graetz_Michaels_Robots.pdf (a revised version CEP Discussion Paper No. 1335), accessed October 25, 2017.
- Guarascio D., Sacchi S., (2017). Digitalizzazione, automazione e futuro del lavoro, Roma, Inapp <<https://oa.inapp.org/xmlui/handle/20.500.12916/64>>
- HAENLEIN, M. & KAPLAN, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61, pp 5-14.
- Hägele, M. (2010). World robotics 2010: service robots; statistics, market analysis, forecasts, case studies.
- Hammershøj, L. G. (2019). The new division of labor between human and machine and its educational implications. *Technology in Society*, 59, 101142.
- Haskel, J., & Westlake, S. (2017). *Capitalism without capital: The rise of the intangible economy*.
- HAWKSWORTH, J., BERRIMAN, R. & GOEL, S. (2018). Will Robots Really Steal Our Jobs? An International Analysis of the Potential Long Term Impact of Automation [Online]. PwC Global. Available: https://www.pwc.com/hu/hu/kiadvanyok/assets/pdf/impact_of_automation_on_jobs.pdf [Accessed 10/06/2020].

- HEAVENARCHIVE, W. D. (2020). Google's Medical Ai Was Super Accurate in a Lab. Real Life Was a Different Story [Online]. MIT Technology Review. Available: <https://www.technologyreview.com/2020/04/27/1000658/google-medical-ai-accuratelab-real-life-clinic-covid-diabetes-retina-disease/> [Accessed 27/01/2021].
- Hemmer, P., Schemmer, M., Vössing, M., & Kühl, N. (2021). Human-AI Complementarity in Hybrid Intelligence Systems: A Structured Literature Review. *PACIS*, 78.
- Hirsch-Kreinsen, H. and Karačić, A. (Eds.) (2019) *Autonome Systeme und Arbeit. Perspektiven, Herausforderungen und Grenzen der Künstlichen Intelligenz in der Arbeitswelt*, transcript Verlag, Bielefeld.
- Hirsch-Kreinsen, H.; Ittermann, P. and Niehaus, J. (Eds.) (2018) *Digitalisierung industrieller Arbeit. Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen*, 2nd edition, Nomos Verlag, Berlin.
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- HUNT, V. D. (1986). *Artificial Intelligence & Expert Systems Sourcebook*. New York: Chapman and Hall.
- Ilzetzki, E., and S. Jain. 2023. *The Impact of Artificial Intelligence on Growth and Employment*. *VoxEU.org*, June 20.
- Innovazione.gov.it (2021, November 24). *Strategia Nazionale per l'Intelligenza Artificiale*. <https://innovazione.gov.it/notizie/articoli/intelligenza-artificiale-l-italia-lancia-la-strategia-nazionale/ISPRA>. (2022). *Rapporto Rifiuti Urbani – Edizione 2022 (Rapporto n. 363/2022)*. Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale. <https://www.isprambiente.gov.it/files2022/pubblicazioni/rapporti/r363-2022.pdf>
- ISTAT, A., & BALBO, V. C. (2019). *Rapporto sulla competitività dei settori produttivi*.
- Ittermann, P. and Niehaus, J. (2018) “Industrie 4.0 und Wandel von Industriearbeit – revisited. Forschungsstand und Trendbestimmung“, in Hirsch-Kreinsen, H.; Ittermann, P. and Niehaus, J. (Eds.): *Digitalisierung industrieller Arbeit. Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen*, 2nd edition, Nomos, Baden-Baden, pp 33-60.
- Jaimovich, N., & Siu, H. E. (2012). The trend is the cycle: Job polarization and jobless recoveries. *NBER Working Paper Series*, 18334.
- Jankel, N. S. (2015). AI vs Human Intelligence: Why Computers Will Never Create Disruptive Innovations. *Huffington Post*, 26.

- JANSEN, A., BEEK, D. V. D., ANITA CREMERS, NEERINCX, M. & MIDDELAAR, J. V. (2018). Emergent Risks to Workplace Safety; Working in the Same Space as a Cobot [Online]. Available: <https://publications.tno.nl/publication/34627026/je8DYe/TNO2018-R10742.pdf>. [Accessed 29/01/2021].
- JARRAHI, M. H. (2019). In the Age of the Smart Artificial Intelligence: Ai's Dual Capacities for Automating and Informating Work. *Business Information Review*, 36, pp 178-187.
- Jayakar, K., & Park, E. A. (2013). Broadband availability and employment: An analysis of county-level data from the National Broadband Map. *Journal of Information Policy*, 3, 181-200.
- Jona-Lasinio, C., & Meliciani, V. (2019). Global value chains and productivity growth in advanced economies: Does intangible capital matter?. *International Productivity Monitor*, (36), 53-78.
- Jonsson, K., Mathiassen, L., & Holmstrom, J. (2018). Representation and mediation in € digitalized work: Evidence from maintenance of mining machinery. *Journal of Information Technology*, 33(3), 216–232. <https://doi.org/10.1057/s41265-017-0050-x>
- Kamar, E. (2016, July). Directions in Hybrid Intelligence: Complementing AI Systems with Human Intelligence. In *IJCAI* (pp. 4070-4073).
- Karabarbounis, Loukas, and Brent Neiman, (2014): “The Global Decline of the Labor share”. *Quarterly Journal of Economics*, 129(1): 61–103.
- Kolade, O., & Owoseni, A. (2022). Employment 5.0: The work of the future and the future of work. *Technology in Society*, 102086.
- Kolko, J. (2012). Broadband and local growth. *Journal of Urban Economics*, 71(1), 100-113.
- KORINEK, A. & STIGLITZ, J. (2017). Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment [Online]. NBER Working Paper No. 24174. [Accessed].
- Kovacs, O. (2018). The dark corners of industry 4.0—Grounding economic governance 2.0. *Technology in society*, 55, 140-145.
- Krueger, A. B. (1993). How computers have changed the wage structure: evidence from microdata, 1984–1989. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(1), 33-60.
- Lele, U., & Goswami, S. (2017). The fourth industrial revolution, agricultural and rural innovation, and implications for public policy and investments: A case of india. *Agricultural Economics*, 48 (S1), 87-100.
- Lenzen, M. (2018) Künstliche Intelligenz. Was sie ist & was sie kann, C.H. Beck, München.

- Lewicki P, Tochowicz J, van Genuchten J (2019) Are robots taking our jobs? A RoboPlatform at a bank. *IEEE Software* 36: 101-104. Link: <https://bit.ly/33mkutw>
- Lindsay, C., Commander, J., Findlay, P., Bennie, M., Dunlop Corcoran, E., & Van Der Meer, R. (2014). Lean', new technologies and employment in public health services: Employees' experiences in the National Health Service. *The International Journal of Human Resource Management*, 25(21), 2941–2956. <https://doi.org/10.1080/09585192.2014.948900>
- Liu, H., Lai, V., and Tan, C. (2021). Understanding the Effect of Out-of-distribution Examples and Interactive Explanations on Human-AI Decision Making. 1–42.
- Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46-60
- MANYIKA, J. (2018). Ai, Automation, and the Future of Work: Ten Things to Solve For [Online]. MCKINSEY Global Institute Available: https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Future%20of%20Organizations/AI%20automation%20and%20the%20future%20of%20work%20Ten%20things%20to%20solve%20for/MGI-Briefing-Note-AI-automation-and-thefuture-of-work_June2018.ashx [Accessed 20/05/2020].
- Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Dobbs, R., Bisson, P., & Marrs, A. (2013). *Disruptive technologies: Advances that will transform life, business, and the global economy* (Vol. 180, pp. 17-21). San Francisco, CA: McKinsey Global Institute.
- MANYIKA, J., CHUI, M., MIREMADI, M., BUGHIN, J., GEORGE, K., WILLMOTT, P. & DEWHURST, M. (2017). A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity. Executive Summary [Online]. McKinsey Global Institute. Available: <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-Afuture-that-works-Executive-summary.ashx> [Accessed 06/06/2020].
- Markoff, J. (2011). Armies of expensive lawyers replaced by cheaper software. *The New York Times*, 4.
- Martens, Bertin and Tolan, Songül, Will This Time Be Different? A Review of the Literature on the Impact of Artificial Intelligence on Employment, Incomes and Growth (November 26, 2018). JRC Digital Economy Working Paper 2018-08, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3290708> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3290708>
- Matuschek, I.; Kleemann, F. and Haipeter, T. (2019) "Industrie 4.0 und die Arbeitsdispositionen der Beschäftigten. Zum Stellenwert der Arbeitenden im Prozess der Digitalisierung der industriellen

Produktion“, in Hirsch-Kreinsen, H. and Karacic, A. (Eds.): FGW-Studie Digitalisierung von Arbeit 11, FGW, Düsseldorf.

- McKinsey Global Institute (2018) “AI, automation, and the future of work: Ten things to solve for”, [online] <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/ai-automation-and-the-future-of-work-ten-things-to-solve-for> (Accessed: 29.06.2019).
- MCKINSEY&COMPANY. (2019). Global Ai Survey: Ai Proves Its Worth, but Few Scale Impact [Online]. Available: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificialintelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact#> [Accessed 08/01/2021].
- Mensel, L., & Tholl, M. (2018). Jeremy Rifkin: In New Economy, Social Skills Counts More Than Work Skills.
- MIAILHE, N. & HODE, C. (2017). The Third Age of Artificial Intelligence Field Actions Science Reports, Special Issue 17, pp 6-11.
- Michaels, G., Natraj, A., & Van Reenen, J. (2014). Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years. *Review of Economics and Statistics*, 96(1), 60-77.
- Mokyr, Joel, Chris Vickers, and Nicolas Ziebarth, (2015): "The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?" *Journal of Economic Perspectives*, 29(3): 31-50.
- Monti, P. and M. Pellizzari (2017), Skill Mismatch and Labour Shortages in the Italian Labour Market, Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research, Policy Brief 02, Milan.
- MOORE, P. V. (2019a). E(a)ffective Precarity, Control and Resistance in the Digitalised Workplace. In: CHANDLER, D. & FUCHS, C. (eds.) *Digital Objects, Digital Subjects*. University of Westminster Press, pp. 125-144.
- MOORE, P. V. (2019b). The Mirror for (Artificial) Intelligence: In Whose Reflection? *Comparative Labor Law & Policy Journal*, pp.
- MUMBRELLA. (2016). Making an Asos of Your Customer Service [Online]. Available: <https://mumbrella.com.au/making-an-asos-of-yourself-369163> [Accessed 19/08/2020].
- MURO, M., MAXIM, R. & WHITON, J. (2019b). What Jobs Are Affected by Ai? BetterPaid, Better-Educated Workers Face the Most Exposure. Metropolitan policy program at Brookings
- Nedelkoska, Ljubica, and Glenda Quintini. 2018. “OECD Social, Employment and Migration

- NEFF, G., MCGRATH, M. & PRAKASH, N. (2020). Artificial Intelligence in the Workplace [Online]. Oxford Internet Institute Available: <https://www.oii.ox.ac.uk/wpcontent/uploads/2020/08/AI-at-Work-2020-Accessible-version.pdf> [Accessed 08/01/2021].
- Nellas, V. and E. Olivieri (2011), Job Polarization and Labor Market Institutions, mimeo unpublished.
- Novakova, L. (2020). The impact of technology development on the future of the labour market in the Slovak Republic. *Technology in Society*, 62, 101256.
- OECD (2019a). Artificial Intelligence in Society. Paris: OECD Publishing.
- OECD (2019b). Oecd Employment Outlook 2019: The Future of Work. Paris: OECD.
- Offensive Mittelstand (Eds.) (2019) Umsetzungshilfen Arbeit 4.0 Künstliche Intelligenz für die produktive und präventive Arbeitsgestaltung nutzen: Hintergrundwissen und Gestaltungsempfehlungen zur Einführung der 4.0-Technologien, Offensive Mittelstand, Heidelberg.
- P. Guerrieri, S. Bentivegna (Eds.), The Economic Impact of Digital Technologies, Edward Elgar, Cheltenham, UK (2012)
- *Parlamento europeo. (2024, 8 marzo). Il Parlamento europeo approva la legge sull'intelligenza artificiale [Comunicato stampa]. Recuperato da <https://www.europarl.europa.eu/news/it/press-room/20240308IPR19015/il-parlamento-europeo-approva-la-legge-sull-intelligenza-artificiale>*
- PAT RESEARCH. (2020). Top 22 Intelligent Personal Assistants or Automated Personal Assistants [Online]. Pat Research. Available: <https://www.predictiveanalyticstoday.com/top-intelligent-personal-assistantsautomated-personal-assistants/> [Accessed 29/07/2020].
- Peckham, M. (2016). What 7 of the world's smartest people think about artificial intelligence. *Time.com*.
- Peissner, M. et al. (2019) "#Zukunftsarbeit. Zukunftsbilder und Handlungsfelder", Fraunhofer IAO, Stuttgart. [online] <http://publica.fraunhofer.de/documents/N-531119.html> (Accessed: 30.06.2019)
- Peters, M. A. (2019). Technological unemployment: Educating for the fourth industrial revolution. In *The Chinese dream: Educating the future* (pp. 99-107). Routledge.
- Peters, M. A. (2020). Beyond technological unemployment: the future of work. *Educational Philosophy and Theory*, 52(5), 485-491.
- PETERSEN, L. (2019). Why Artificial Intelligence Will Not Outsmart Complex Knowledge Work. *Work, Employment and Society*, 33, pp 1058-1067

- PEW. (2014). Ai, Robotics, and the Future of Jobs [Online]. Pew Research Center. Available: www.pewinternet.org/2014/08/06/future-of-jobs/ [Accessed 09/06/2020].
- Pizzinelli, C., A. Panton, M. M. Tavares, M. Cazzaniga, and L. Li. 2023. "Labor Market Exposure to AI: Cross-Country Differences and Distributional Implications." IMF Working Paper 2023/216, International Monetary Fund, Washington, DC.
- PRATT, G. A. (2015). Is a Cambrian Explosion Coming for Robotics? *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp 51-60.
- Ramaswamy, K. V. (2018). Technological change, automation and employment: A short review of theory and evidence. *International Review of Business and Economics*, 2(2), 1.
- RANSBOTHAM, S., KIRON, D., GERBERT, P. & REEVES, M. (2017). Reshaping Business with Artificial Intelligence [Online]. MIT Sloan Management Review, in collaboration with BCG. Available: https://imagesrc.bcg.com/Images/Reshaping%20Business%20with%20Artificial%20Intelligence_tcm9-177882.pdf [Accessed 30/05/2020].
- Rendall, M., & Weiss, F. J. (2016). Employment polarization and the role of the apprenticeship system. *European Economic Review*, 82, 166-186.
- *Repubblica*. (2024, 13 marzo). *Via libera del Parlamento europeo all'AI Act*. Recuperato da https://www.repubblica.it/tecnologia/2024/03/13/news/via_libera_del_parlamento_europeo_allai_act-422302635/
- Rifkin, J. (2015). How developing nations can leapfrog developed countries with the sharing economy. *Huffington Post*.
- Robotics, V. O. (2013). A roadmap for US robotics: from internet to robotics. *Robotics Virtual Organization*.
- ROSSI, F. (2016). Artificial Intelligence: Potential Benefits and Ethical Considerations [Online]. European Parliament Legal Affairs Briefing. Available: [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/571380/IPOL_BRI\(2016\)571380_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2016/571380/IPOL_BRI(2016)571380_EN.pdf) [Accessed 11/06/2020]
- SAMOILI, S., M., L. C., GÓMEZ, E., DE PRATO, G., MARTÍNEZ-PLUMED, F. & DELIPETREV, B. (2020). Ai Watch. Defining Artificial Intelligence. Towards an Operational Definition and Taxonomy of Artificial Intelligence. Luxembourg: Publications Office of the European Union

- Schleife, K. (2006). Computer use and employment status of older workers—an analysis based on individual data. *Labour*, 20(2), 325-348.
- SERVOZ, M. (2019). Ai: The Future of Work? Work of the Future! [Online]. European Commission. Available: <https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/futurework-work-future> [Accessed 18/05/2020].
- Shaukat, K., Iqbal, F., Alam, T. M., Aujla, G. K., Devnath, L., Khan, A. G., ... & Rubab, A. (2020). The impact of artificial intelligence and robotics on the future employment opportunities. *Trends in Computer Science and Information Technology*, 5(1), 050-054.
- SHOOK, E. & KNICKREHM, M. (2018). Reworking the Revolution: Are You Ready to Compete as Intelligent Technology Meets Human Ingenuity to Create the Future Workforce? [Online]. Accenture. Available: https://www.accenture.com/_acnmedia/PDF-69/Accenture-Reworking-theRevolution-Jan-2018-POV.pdf#zoom=50 [Accessed 06/06/2020].
- Siemon, D., Li, R., & Robra-Bissantz, S. (2021). Towards a model of team roles in human-machine collaboration. International Conference on Information Systems, ICIS 2020 - Making Digital Inclusive: Blending the Local and the Global, 0–9
- Silva, H. C., & Lima, F. (2017). Technology, employment and skills: A look into job duration. *Research Policy*, 46(8), 1519-1530.
- Song J, Price DJ, Guvenen F, Bloom N, Von Wachter T (2019) Firming up inequality. *Q J Econ* 134(1):1–50
- SPITZ-OENER, A. (2006). Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure. *Journal of Labor Economics*, 24(2), pp 235- 270.
- Stewart, W. C. (1960). Deloitte & Co., 1845–1956. By James Kilpatrick and Sir Russell Kettle. Great Britain, Oxford University Press, 1958. Pp. 171. *Business History Review*, 34(1), 129-130.
- STONE, P., BROOKS, R., BRYNJOLFSSON, E., CALO, R., ETZIONI, O., HAGER, G., HIRSCHBERG, J., KALYANAKRISHNAN, S., KAMAR, E., KRAUS, S., LEYTON-BROWN, K., PARKES, D., PRESS, W., SAXENIA, A., SHAH, J., TAMBE, M. & TELLER, A. (2016). Artificial Intelligence and Life in 2030. One Hundred Year Study on Artificial Intelligence: Report of the 2015-2016 Study Panel. Stanford, CA: Stanford University
- Susskind, Daniel (2017): “A Model of Technological Unemployment,” University of Oxford Working Paper No.819, Revised July 2017, available at

<https://www.economics.ox.ac.uk/materials/papers/15126/819-susskind-a-model-of-technological-unemployment-july-2017.pdf>, accessed October 30, 2017.

- Susskind, R. E., & Susskind, D. (2015). *The future of the professions: How technology will transform the work of human experts*. Oxford University Press, USA.
- SZABO, L. (2019). Artificial Intelligence Is Rushing into Patient Care—and Could Raise Risks [Online]. Available: <https://www.scientificamerican.com/article/artificialintelligence-is-rushing-into-patient-care-and-could-raise-risks/> [Accessed 27/01/2021].
- The White House (2016a): “Preparing for the Future of Artificial Intelligence,” October 2016, available at (https://www.whitehouse.gov/sites/default/files/whitehouse_files/microsites/ostp/NSTC/preparing_for_the_future_of_ai.pdf), accessed October 10, 2017.
- Tubaro, P., & Casilli, A. A. (2019). Micro-work, artificial intelligence and the automotive industry. *Journal of Industrial and Business Economics*, 46, 333-345.
- V. Cirillo, R. Evangelista, D. Guarascio, M. Sostero, Digitalization, routineness and employment: an exploration on Italian task-based data, *Res. Pol.* 50 (7) (2021) 1–20, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104079>. July104079.
- Van Doorn, J., Mende, M., Noble, S. M., Hulland, J., Ostrom, A. L., Grewal, D., & Petersen, J. A. (2017). Domo arigato Mr. Roboto: Emergence of automated social presence in organizational frontlines and customers’ service experiences. *Journal of Service Research*, 20(1), 43–58. <https://doi.org/10.1177/1094670516679272>
- Van Laar, E., Van Deursen, A. J., Van Dijk, J. A., & De Haan, J. (2017). The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review. *Computers in human behavior*, 72, 577-588.
- Vermeulen, B., Pyka, A., & Omeroviv, M. 11.0 THE ECONOMIC IMPACT OF ROBOTICS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE.
- VILLANI, V., PINI, F., LEALI, F. & SECCHI, C. (2018). Survey on Human–Robot Collaboration in Industrial Settings: Safety, Intuitive Interfaces and Applications. *Mechatronics*, 55, pp 248-266.
- Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A., & Trichina, E. (2022). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1237-1266.
- WEBB, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market [Online]. Available: https://web.stanford.edu/~mww/webb_jmp.pdf [Accessed 12/06/2020].

- WEF. (2018a). The Future of Jobs Report 2018 [Online]. 8 World Economic Forum. Available: http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2018.pdf [Accessed 31/05/2018].
- Weiguo, Yang; Zitong, Qiu; e Qingjun, Wu (2020) "A Review of Research on the Employment Effect of Artificial Intelligence Applications", *Contemporary Social Sciences* : No. 1, Articolo 7.
- Wilson, H.J., Daugherty, P.R., & Morini-Bianzino, N. (2017). The Jobs That Artificial Intelligence Will Create. MIT Sloan Management Review, 58(4).
- Wolter, M. I. et al. (2016) "Wirtschaft 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Ökonomie. Szenario-Rechnungen im Rahmen der BIBB-IAB-Qualifikations- und Berufsfeldprojektionen", IAB Forschungsbericht 13/2016, Nürnberg.
- Work." IMF Staff Discussion Note SDN2024/001, International Monetary Fund, Washington, DC
- Working Papers No. 38." OECD.
- Yorker, N. (2016). Our Automated Future: How long will it be before you lose your job to a robot.
- ZANDE, J. V. D., TEIGLAND, K., SIRI, S. & TEIGLAND, R. (2020). The Substitution of Labor: From Technological Feasibility to Other Factors Influencing the Potential of Job Automation. In: LARSSON, A. & TEIGLAND, R. (eds.) *The Digital Transformation of Labor Automation, the Gig Economy and Welfare*. . London: Routledge, pp. 31-73.
- ZYSMAN, J. & NITZBERG, M. (2020). Governing Ai: Understanding the Limits, Possibilities, and Risks of Ai in an Era of Intelligent Tools and Systems [Online]. Wilson Center Science and Technology Innovation Program. Available: <https://www.wilsoncenter.org/sites/default/files/media/uploads/documents/WWICS%20Governing%20AI.pdf> [Accessed 04/01/2021].
- ZYSMAN, J., KENNEY, M. & TYSON, L. (2019). Beyond Hype and Despair: Developing Healthy Communities in the Era of Intelligent Tools, Innovation Policy White Paper Series 2019-01 [Online]. Munk School of Global Affairs & Public Policy. Available: <https://kenney.faculty.ucdavis.edu/wp-content/up>