

L'impatto delle tecnologie digitali sul mercato del lavoro: ricognizione ed interpretazione del dibattito *

di Paolo Lupi e Antonio Perrucci

1. Tecnologia e lavoro: una relazione antica e controversa

Il timore che il progresso tecnologico renda obsoleto il lavoro umano non è nuovo. Durante la prima rivoluzione industriale, l'adozione di telai meccanici per l'industria tessile causò la nascita del movimento luddista i cui sostenitori distruggevano i macchinari tessili, per paura della perdita di posti di lavoro e dell'obsolescenza delle competenze derivanti dall'introduzione di questa nuova tecnologia.¹ L'idea che la tecnologia possa sostituire i lavoratori riducendone – in particolare nel breve periodo – il numero, è stata sostenuta dai più influenti economisti classici quali Adam Smith, John Stuart Mill, Karl Marx e David Ricardo, nel diciannovesimo secolo, anche se a questa conclusione nessuno di loro era pervenuto per mezzo di analisi empiriche. Successivamente, la scuola neoclassica (soprattutto nella versione più recente del premio Nobel Robert Solow) ha dedicato attenzione al tema, come pure, prima di lui, ha fatto Joseph Alois Schumpeter, l'economista che ha analizzato con grande attenzione e profondità il ruolo dell'innovazione tecnologica nella trasformazione dei sistemi economici. Nel 1932, John Maynard Keynes, preoccupato dai possibili risvolti occupazionali della seconda rivoluzione industriale, la “rivoluzione dell'elettricità”, conìò l'espressione “disoccupazione tecnologica”, ad indicare la situazione in cui la riduzione di occupati dovuta alle nuove tecnologie non è compensata dalla creazione di nuovi impieghi.² Ulteriori importanti contributi sono poi venuti dalla scuola keynesiana, e dalle sue successive articolazioni, come pure dagli economisti della cosiddetta teoria evolutiva (Richard R. Nelson e Sidney G. Winter, in primo luogo).

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

¹ La diffusione del movimento luddista fu tale che nel 1812 il Parlamento inglese fu costretto ad emanare un atto legislativo, il “*Destruction of stocking frames Act*” che rendeva la distruzione di apparecchiature tessili un crimine punibile con la morte.

² Nel 1932 Keynes, profeticamente, scriveva: “We are being afflicted with a new disease of which some readers may not yet have heard the name, but of which they will hear a great deal in the years to come – namely, technological unemployment.” Keynes (1932).

Le conclusioni degli economisti, come anche le possibili terapie (misure compensative), non sono concordanti e, ancora oggi, il dibattito risulta fortemente polarizzato. I “pessimisti” sostengono che l’automazione indotta dall’innovazione riduca l’occupazione, e che questa riduzione non venga compensata adeguatamente dalle opportunità lavorative che potrebbero emergere proprio a seguito dell’introduzione di nuove tecnologie. Secondo questa visione, l’effetto complessivo sarebbe una riduzione dei livelli occupazionali e dei salari, con la conseguente riduzione anche della quota dei salari sul reddito globale. Gli “ottimisti”, invece, pongono l’accento sugli effetti dell’automazione sulla produttività: le imprese che automatizzano i processi aumentano la propria produttività e possono quindi ridurre i prezzi – o migliorare, a parità di prezzi, la qualità – aumentando la domanda per i propri prodotti e la propria quota di mercato. Se la domanda è elastica, ossia se i ricavi aumentano a fronte della riduzione dei prezzi, allora vi sarà anche una crescita dell’occupazione.

Osservando quanto avvenuto in passato – almeno fino all’attuale rivoluzione digitale, ossia fino al primo decennio di questo secolo – si può certamente sostenere che il progresso tecnologico non abbia distrutto più posti di lavoro di quanti ne abbia creati. Anzi, si può tranquillamente affermare che, soprattutto nel XX secolo, il rapporto occupati-popolazione è aumentato, anche a seguito del passaggio delle donne dal lavoro domestico al mercato e che, sebbene il tasso di disoccupazione fluttui ciclicamente, non se ne osserva un aumento di lungo periodo. È pertanto innegabile che dalla prima rivoluzione industriale, vale a dire nel corso degli ultimi due secoli, le condizioni dei lavoratori siano migliorate, e, in generale, i salari siano cresciuti,³ e le ore lavorate siano diminuite.⁴ È altrettanto innegabile però che tutto ciò sia avvenuto a fronte di profonde ristrutturazioni di molte imprese e di interi settori, alcuni dei quali sono letteralmente scomparsi, sostituiti da nuovi. Si tratta quindi di una trasformazione non indolore per molti lavoratori che sono stati “spiazzati” dalle nuove tecnologie.

Tuttavia, non vi è alcuna garanzia che questo scenario, complessivamente favorevole per la relazione tra tecnologie e livelli occupazionali, valga anche con riguardo alle tecnologie digitali, ed alle innovazioni tecnologiche oramai in atto, ossia per il futuro dei sistemi economici. Soprattutto, in questa fase di profonde

³ Si registrano alcune eccezioni: ad esempio, con riguardo alla dinamica delle retribuzioni in Italia, negli ultimi trent’anni si assiste ad una sostanziale stagnazione, se non ad una leggera flessione, secondo dati Oecd ed Inapp. Sarebbe interessante verificare se questo risultato controtendenza rispetto agli altri paesi industrializzati sia collegato, ed in quale misura, ai fenomeni di polarizzazione di cui si dirà più avanti (cfr. pagina 12).

⁴ Nel solo periodo intercorrente fra il 1970 ed il 2015, il numero medio di ore di lavoro all’anno si è ridotto per i lavoratori dei Paesi membri dell’OECD da circa 1960 a 1750. Si veda a questo proposito anche De Masi (2018).

trasformazioni siamo di fronte all'operare di diverse e numerose traiettorie tecnologiche: l'intelligenza artificiale e la robotica *in primis*, ma anche le tecnologie sostenibili per l'ambiente,⁵ le biotecnologie. Si tratta, peraltro, di traiettorie tecnologiche che interagiscono tra loro, con effetti di cui non sono ancora note natura, intensità, durata.

Torna d'attualità la domanda che un grande economista industriale italiano, Franco Momigliano, poneva già quaranta anni fa alla scienza economica: “*le nuove tecnologie potranno concorrere a determinare (o ricostruire), nel lungo periodo, circoli virtuosi di crescita del prodotto, della produttività, degli investimenti, dell'occupazione analoghi a quelli verificatisi in base alle esperienze di altre grandi innovazioni epocali del passato?*”.

Prima di passare velocemente in rassegna i principali contributi al dibattito in corso, si richiama un aspetto rilevante, spesso trascurato anche dagli esperti.

Come segnalato da molti, ad esempio Martin Ford (2015), le Information and Communications Technologies (ICT) presentano taluni aspetti peculiari, non rinvenibili nelle precedenti rivoluzioni tecnologiche, almeno non con l'intensità che le caratterizza. Su tutti la velocità del cambiamento e della diffusione delle tecnologie digitali, le quali evolvono in linea con la c.d. Legge di Moore, secondo cui il numero di circuiti che si riescono ad integrare in un microchip raddoppia ogni due anni,⁶ e con esso la potenza di elaborazione, che dunque cresce in modo esponenziale. Questa crescita esponenziale della “potenza” dell'innovazione non ha caratterizzato le tecnologie alla base delle precedenti rivoluzioni tecnologiche, quali l'energia a vapore o l'elettrificazione. Di conseguenza, i costi dei microprocessori, e degli apparati che li utilizzano (server, sensori, apparati di comunicazione, e così via), sono diminuiti molto più velocemente di quanto non sia successo per i costi dei prodotti che hanno beneficiato delle precedenti tecnologie.⁷

⁵ Le cosiddette *clean technologies*, secondo la recentissima terminologia della Commissione europea.

⁶ In realtà Gordon Moore, co-fondatore sia della *Fairchild semiconductors* sia dell'Intel, in Moore (1965) stimò che il numero di *transistor* in un *microchip* sarebbe raddoppiato ogni anno. Questa previsione si basava sull'osservazione – e per questo più che di una legge si tratta di una regolarità statistica – che dal 1959 la complessità dei semiconduttori, misurata proprio attraverso il numero di *transistor* per *chip*, era raddoppiata ogni anno. Nel 1980, Moore aggiornò la propria stima dichiarando che il numero di transistor sarebbe raddoppiato ogni due anni e, infine negli anni Novanta la legge fu riformulata per intendere che la potenza di calcolo di un microprocessore sarebbe raddoppiata ogni 18-24 mesi.

⁷ Nel 2007, Nordhaus ha stimato che il costo per eseguire un insieme standardizzato di calcoli — dove il costo è espresso in dollari costanti e misurato rispetto al costo del lavoro per eseguire i medesimi calcoli – sia diminuito di almeno 1.700 miliardi di volte tra il 1850 e il 2006, e che la maggior parte di questo calo si è verificato nei tre decenni precedenti alla pubblicazione dell'articolo.

Più in generale, le tecnologie digitali si connotano come quelle che Bresnahan & Trajtenberg (1995) hanno definito *general purpose technologies* (GPT), ossia tecnologie applicabili ai più vari contesti, in continua evoluzione ed in grado di dar luogo a complementarità nell'innovazione, pertanto capaci di favorire l'innovazione (anche) nei settori che le utilizzano.

Questa prerogativa delle tecnologie digitali è alla base della loro rapida intensa e continua diffusione lungo l'arco di un trentennio a questa parte. Peraltro, con la crisi pandemica, tale processo ha subito una ulteriore accelerazione: l'implementazione di politiche di distanziamento sociale e il telelavoro hanno assunto un ruolo significativo nel ridisegnare drasticamente la struttura e le abitudini lavorative interne alle aziende, innescando un cambiamento epocale nel mondo del lavoro che ha sollevato nuove critiche e sfide da affrontare. Queste si aggiungono a un quadro in continua evoluzione che, già prima della pandemia, è connotato da un progresso tecnologico dall'intensità mai sperimentata in precedenza.

Occorre però evidenziare che, per fornire il proprio pieno apporto al processo produttivo, le GPT richiedono consistenti investimenti in beni tangibili ed intangibili che possono rallentare l'adozione. Le imprese hanno bisogno di tempo per riorganizzare la produzione, sviluppare esperienze manageriali, formare i lavoratori che dovranno avvalersi delle GPT e – al giorno d'oggi – aggiornare il software (Brynjolfsson, Rock, e Syverson, 2021). Questo spiega perché ci siano voluti circa cinquanta anni di accumulazione di capitale e di riduzione dei salari, la cosiddetta “Engel's pause”, prima che il motore a vapore iniziasse a far sentire i propri effetti sull'economia inglese, e una intera generazione umana prima che l'elettricità arrivasse ad alimentare gli impianti produttivi dell'era moderna e, continuando, un periodo di almeno una ventina d'anni prima che si assistesse agli aumenti di produttività indotti dalla massiccia adozione dei computer.⁸ Periodo che ha portato Robert Solow nel 1987 ad enunciare il suo famoso paradosso della produttività: “*one can see the computer age everywhere but in the productivity statistics*”.

⁸ Con riguardo alle tecnologie digitali, come si vedrà nel prossimo paragrafo, è stato osservato come i tempi tra l'introduzione di una nuova tecnologia ed il raggiungimento di dimensioni tipiche del mass market si sia progressivamente ridotto, nel corso del tempo, fino a raggiungere cento milioni di utenti (a livello mondiale) nel giro di poche settimane.

2. Tra pessimismo e ottimismo: tecnologia e lavoro nel processo di transizione digitale

2.1. I diversi modelli interpretativi

Senza alcuna pretesa di svolgere una rassegna esaustiva, in questa sezione ci si limita a fornire alcuni elementi essenziali per orientarsi fra gli oramai numerosi filoni di ricerca che si occupano degli effetti dell'automazione, sempre più indotti dall'introduzione delle tecnologie dell'intelligenza artificiale e della robotica, nel mercato del lavoro.

Buona parte della letteratura economica sul rapporto fra progresso tecnologico e mercato del lavoro prende le mosse dal cosiddetto “modello canonico”,⁹ un modello teorico, al quale hanno contribuito più autori partendo dalle seminali intuizioni del premio Nobel Jan Tinbergen (1974), che era stato sviluppato per spiegare l'aumento tra il 1960 ed il 2010 del differenziale salariale fra lavoratori più qualificati e meno qualificati – il cosiddetto *skill premium* – anche a fronte di una crescente disponibilità di forza lavoro qualificata. Il modello canonico interpretava il mercato del lavoro come il teatro di una “gara” tra domanda e offerta di competenze in cui, da un lato, il progresso tecnologico spinge la domanda di competenze verso l'alto, e dall'altro lato, il sistema educativo si impegna a spingere nella medesima direzione l'offerta di competenze per star dietro alla prima. In questo contesto, quando la domanda eccede l'offerta, la disuguaglianza tra i lavoratori più istruiti (con titoli universitari) e quelli meno istruiti (senza titoli universitari) aumenta, poiché i primi diventano relativamente scarsi. Invece, quando l'offerta di lavoratori con istruzione universitaria aumenta,¹⁰ la disuguaglianza di reddito tra lavoratori con e senza titoli universitari diminuisce.

A fronte della sua capacità di interpretare piuttosto fedelmente le dinamiche occupazionali della seconda metà del secolo passato di gran parte delle economie avanzate, il modello canonico non spiega però perché la tecnologia aumenta solo la domanda dei lavoratori più istruiti, limitandosi a rappresentare il progresso tecnologico come una forza autonoma che rende i lavoratori più istruiti anche più produttivi, e quindi più richiesti (e per questo si dice che il progresso nel modello canonico è *skill*

⁹ Il cui nome deriva dalla funzione di produzione neoclassica canonica in base alla quale il prodotto Y è funzione dei due fattori di produzione, capitale e lavoro $Y = f(A^K K, A^L L)$ ed in cui i parametri A^K e A^L catturano gli effetti del progresso tecnologico sulla produttività del capitale e del lavoro. Si noti che per come è costruita, con i parametri A^K e A^L che vanno a moltiplicare i fattori, la funzione di produzione canonica, implica che il progresso tecnologico svolga sempre una funzione *factor-augmenting*, ossia di incremento della produttività dei fattori.

¹⁰ Come è accaduto, ad esempio, durante gli anni '70 negli Stati Uniti, quando i maschi potevano rinviare la leva per la guerra del Vietnam iscrivendosi all'università.

biased).¹¹ L'evidenza empirica mostra però che lo *skill bias* della tecnologia, ossia quanto quest'ultima favorisca i lavoratori più istruiti, varia nel corso del tempo e tra i paesi.¹²

Lo *skill bias* in effetti non è l'unico limite del modello canonico. Esso, infatti, traccia un forte legame fra le skill e le occupazioni (*task*) il che implica che fra i fattori produttivi, capitale e lavoro – e fra i diversi tipi di forza lavoro, qualificata e non qualificata – i rapporti di complementarità o di sostituibilità, sono sostanzialmente fissi ed immutabili. Così come è fissa la funzione di ciascun fattore produttivo: vi sono lavori qualificati da far svolgere a lavoratori qualificati e lavori a bassa qualifica da far svolgere a lavoratori non qualificati. Però, come sappiamo, non esistono *task* del capitale o del lavoro qualificato o, ancora, del lavoro non qualificato e, in aggiunta, il confine fra questi si sposta continuamente: spesso il progresso tecnologico permette alle macchine di sostituire il lavoro in alcuni *task* e al tempo stesso di affiancarlo, o potenziarlo, in altri. Si tratta di limiti che per lo più dipendono dal fatto che nel modello canonico si attribuisce al progresso tecnologico una funzione *factor-augmenting* (si veda la nota) in base alla quale il progresso aumenta la produttività di uno o di entrambi i fattori in maniera uniforme in tutte le attività, ignorando il fatto che non tutte le attività si avvantaggeranno ugualmente del progresso tecnico. Anzi in molti casi il progresso tecnico, si pensi alla robotica, non rende il capitale o il lavoro più produttivi, ma amplia l'insieme di attività che possono essere svolte dal capitale. Pertanto, generalizzando, possiamo dire che le nuove tecnologie non solo (e non sempre) aumentano la produttività del capitale e del lavoro nei compiti che svolgono in un dato momento, ma soprattutto influenzano l'allocazione dei *task* ai fattori di produzione.

Per far fronte ai limiti del modello canonico Autor, Levy e Murmane (2003) hanno sviluppato il cosiddetto approccio *task-based*, che tiene esplicitamente conto del fatto che le attività lavorative, come noi solitamente le intendiamo, non sono entità uniformi o inscindibili, ma possono essere disaggregate nell'insieme di attività unitarie, compiti o *task* che bisogna compiere per svolgerle.¹³

¹¹ E del resto, se così non fosse, il modello condurrebbe a risultati differenti: l'incremento del numero di lavoratori dotati di titoli di studio determinerebbe una riduzione delle differenze salariali fra lavoratori istruiti e non istruiti.

¹² Il progresso tecnologico è stato certamente *skill biased* nella seconda metà del secolo scorso (e probabilmente anche nella prima metà), ma in precedenza non è sempre stato così: nel diciannovesimo secolo, la tecnologia sostituiva – piuttosto che coadiuvava – gli artigiani qualificati. Del resto in quel periodo la frontiera tecnologica permetteva solo lo sviluppo di invenzioni *unskill-biased* e dunque i prodotti precedentemente fabbricati da artigiani hanno iniziato ad essere prodotti nelle fabbriche da lavoratori con competenze relativamente scarse.

¹³ Per una sintesi completa dei principali contributi teorici in tema di *task-approach* si veda Autor (2013).

Prendiamo ad esempio la produzione di una Smart TV: si basa su tutta una serie di attività di progettazione e pianificazione, dalla fabbricazione del processore al pannello LED, dal sistema audio agli altoparlanti integrati, dall'interfaccia ai vari tipi di sensori e altri componenti, per non parlare del loro assemblaggio. Ci sono poi diverse attività non strettamente produttive, come le funzioni d'ufficio, il controllo qualità (particolarmente importante per la calibrazione dei colori e la verifica delle funzionalità smart) e la gestione del magazzino. Ma non solo: perché una Smart TV arrivi nelle case dei consumatori, bisogna occuparsi anche del marketing, della pubblicità, del trasporto (particolarmente delicato data la fragilità e le dimensioni del prodotto) e della distribuzione, sia all'ingrosso che al dettaglio.

Ogni singola attività deve essere assegnata a uno o più fattori produttivi. Per esempio, l'assemblaggio può essere fatto da tecnici specializzati per la calibrazione degli schermi, da operai non qualificati per le componenti più semplici, da una combinazione di macchinari computerizzati e lavoro umano, oppure direttamente dai robot per le operazioni più ripetitive. L'assegnazione dei compiti ai vari fattori è il cuore del processo produttivo ed è fortemente influenzata dalla tecnologia (ad esempio, dipende dal fatto che l'attività sia standardizzata al punto da poter essere svolta da manodopera non specializzata, e che la tecnologia permetta di farla eseguire a macchine o algoritmi).

Utilizzando l'approccio *task-based* si viene dunque a spezzare il legame fra skill e attività lavorative del modello canonico: nell'ottica *task-based* una skill rappresenta la capacità di un lavoratore di effettuare un certo insieme di *task*, e quindi un singolo *skill* può essere applicato a più *task* per produrre l'output,¹⁴ così come anche un lavoratore può disporre di più *skill* da applicare a più *task* in cambio di un salario.¹⁵

Pertanto, secondo l'approccio *task-based*, lo sviluppo tecnologico, automatizzando *task* che venivano prima svolti dagli uomini, in primo luogo, determina un effetto di sostituzione tra lavoro e capitale.

In secondo luogo, lo sviluppo tecnologico determina anche un effetto produttività che può tradursi in un incremento della domanda di lavoro nei *task* non automatizzati.

Difatti, l'automazione di alcuni *task* non rende gli altri *task* superflui, anzi, quasi inevitabilmente, ne aumenta l'importanza, ne incrementa il valore economico. Per comprendere questo concetto può essere utile, seguendo (D. H. Autor 2015), ricorrere

¹⁴ Più precisamente una *skill* rappresenta la dotazione di capacità (è dunque una misura di *stock*) di un lavoratore di svolgere certi determinati *task*.

¹⁵ Il modello canonico, prevedendo una stretta corrispondenza fra *task* e *skill*, può essere visto come un caso particolare del più generale e flessibile modello *task-based*. Ed è in questo senso che il secondo costituisce un'estensione del primo.

alla cosiddetta funzione di produzione O-ring, studiata – e così denominata – da Kremer (1993) in seguito all'esplosione nel 1986 dello Space Shuttle Challenger a causa della rottura di un O-ring, una guarnizione in gomma di basso costo, che rompendosi pochi istanti dopo il decollo decretò il fallimento della missione e la morte degli astronauti.

La funzione di produzione O-ring assimila il lavoro agli anelli di una catena. Ogni anello deve reggere affinché la missione abbia successo. Se uno solo di essi si rompe, la missione, il prodotto o il servizio fallisce. Ne consegue che, se un anello diviene più affidabile, migliora anche l'affidabilità (ed il valore) di ogni altro anello della catena.

Se più anelli sono fragili il fatto che un anello non sia tanto affidabile non è così rilevante perché qualche altro anello potrebbe comunque rompersi. Ma man mano che gli anelli divengono affidabili, l'importanza di ciascun singolo anello aumenta. Al limite, tutto può dipendere da un singolo anello.¹⁶ Analogamente, quando l'automazione rende alcuni *task* di un processo lavorativo più affidabili, veloci o economici, ciò aumenta anche il valore degli anelli che costituiscono le attività umane nella catena della produzione.¹⁷

L'effetto produttività può essere mitigato (o annullato) da più fattori. In primo luogo, i lavoratori beneficeranno dall'automazione con maggiore probabilità se svolgeranno compiti che sono complementari all'automazione, ma non se svolgeranno principalmente (o esclusivamente) compiti che vengono sostituiti da essa. Inoltre, se l'elasticità dell'offerta di lavoro è elevata, come nel caso in cui i *task* complementari svolti dai lavoratori sono disponibili altrove nell'economia, allora è plausibile che l'afflusso di nuovi lavoratori eroderà i vantaggi che potrebbero derivare dalle complementarità tra automazione e lavoro umano. Infine, l'elasticità della domanda rispetto all'output combinata all'elasticità della domanda rispetto al reddito può smorzare, ma anche amplificare l'effetto produttività. Si pensi al settore agricolo che nonostante gli incredibili aumenti di produttività registrati a partire dall'inizio del secolo scorso, ha sperimentato una riduzione della spesa delle famiglie in beni agricoli, o alla sanità dove, al contrario, lo sviluppo tecnologico ha condotto ad un aumento della spesa delle famiglie in servizi sanitari.

La tecnologia può dar luogo anche ad un terzo effetto – già noto in letteratura, ma formalizzato da Acemoglu e Restrepo solo nel 2019 – che si oppone a quello di sostituzione. Si tratta dell'effetto di reintegrazione (*reinstatement effect*) che dà conto

¹⁶ Il motivo per cui l'O-ring è risultato critico per il Challenger è perché tutto il resto funzionava perfettamente.

¹⁷ In realtà non tutti sono concordi sull'applicabilità della funzione di produzione O-ring al contesto sotto esame. Si veda oltre.

della continua evoluzione del mondo del lavoro e della conseguente continua domanda di nuove competenze e qualifiche,¹⁸ alcune delle quali inimmaginabili fino a poco tempo prima, quali ad esempio pilota di droni, cuoco vegano o onicotecnico.¹⁹ In altre parole, l'automazione può creare anche dei nuovi *task* che possono essere svolti (almeno in prima battuta) meglio dagli uomini che dalle macchine. Si tratta di *task* e di attività lavorative completamente nuove che solitamente riguardano l'operatività, la manutenzione o la vendita di nuove tecnologie, nuovi prodotti o nuovi servizi (come ad es. il pilota di droni), ma anche attività che sono classificabili come specializzazioni di attività già esistenti e che riflettono cambiamenti dei gusti, dei redditi e della struttura demografica della popolazione (come ad es. l'onicotecnico che è una specializzazione dell'estetista).²⁰

La creazione di nuove mansioni non deve essere vista come un processo autonomo, scollegato dal processo di sostituzione indotti dall'automazione, e questo per almeno due motivi. In primo luogo perché, come sottolineato in Acemoglu e Restrepo (2018b), il processo di automazione di sostituzione può endogenamente incentivare le imprese a introdurre nuove mansioni ad elevata intensità di lavoro. Difatti l'automazione riducendo la quota del lavoro ed i salari, rende ulteriori processi di automazione meno redditizi, mentre rende più redditizia per le imprese la creazione di nuove mansioni che generano opportunità di impiego per il lavoro umano. Acemoglu e Restrepo dimostrano che questa forza equilibratrice potrebbe essere sufficiente a bilanciare l'effetto sostituzione.

L'impatto netto dell'automazione sulla domanda di lavoro dipende quindi da come gli effetti di sostituzione, di produttività e di *reinstatement* si bilanciano tra di loro.

2.2. Alcuni risultati

Riallacciandoci al dibattito tra la visione “pessimistica” e quella “ottimistica” di cui si è fatto cenno nell'introduzione, da un punto di vista meramente empirico si può affermare, seguendo Aghion *et al.* (2022), che gli studi a livello settoriale o nazionale sulla relazione fra automazione, generalmente misurata con il numero di robot utilizzati

¹⁸ Del resto se l'insieme di *task* fosse statico, come nell'iniziale formulazione del modello *task-based* di Autor *et al.* (2003), il diffondersi dell'automazione spingerebbe inevitabilmente gli esseri umani a svolgere un insieme sempre più ridotto di compiti, rendendo alla fine il lavoro umano del tutto obsoleto.

¹⁹ Gli onicotecnici sono esperti nella ricostruzione ed applicazione di unghie artificiali per finalità estetiche. Secondo l'associazione di categoria questa attività dà lavoro a circa 200.000 persone in Italia.

²⁰ In tema di effetto di *reinstatement* si veda anche Acemoglu e Restrepo (2018), Acemoglu e Restrepo (2018a), Autor (2022), Autor *et al.* (2022).

nei processi produttivi, ed occupazione si sono spesso rivelati inconcludenti, in quanto hanno fornito risultati contrastanti e non sempre statisticamente significativi, sia in relazione al livello di occupazione, sia in relazione al livello dei salari. Anche gli studi che si sono avvalsi di altre misure di automazione, quali quelli che si basano sull'analisi testuale – effettuata tramite tecniche di *natural language processing* – della sovrapposizione fra il contenuto di brevetti e la descrizione delle mansioni lavorative sono pervenuti a risultati contrastanti.²¹

Più interessanti le analisi svolte a livello di singola impresa, che in numerosi casi hanno invece fornito elementi a sostegno dell'esistenza di una relazione diretta e positiva fra automazione e occupazione: per le imprese sottoposte ad indagine, che hanno automatizzato i propri processi produttivi, l'effetto produttività ha permesso loro di ridurre i prezzi, aumentare i ricavi e la domanda di occupazione controbilanciando la riduzione dei lavoratori derivante dall'automazione.²²

Le analisi a livello di singola impresa non sono però in grado di fornire indicazioni sugli effetti dell'automazione sulla domanda globale di lavoro. Questo per due ordini di motivi. In primo luogo, perché gli incrementi di produttività delle imprese che si automatizzano rendono i prodotti di queste imprese più appetibili, permettendo a queste ultime di conquistare i mercati a discapito delle imprese concorrenti che non si automatizzano. In altre parole, l'agone concorrenziale può ricondurre le dinamiche occupazionali ad un gioco a somma zero (e persino a somma negativa). In secondo luogo, perché le analisi svolte a livello di singola impresa non sono in grado di valutare la sussistenza e l'intensità di eventuali effetti di *reinstatement*.

Se il saldo netto in termini di livelli occupazionali e salariali della trasformazione digitale è ancora argomento di confronto fra differenti scuole di pensiero, anche se diverse analisi empiriche sembrano spingere verso un (pur cauto) ottimismo, ciò che è certo è che non tutti i lavoratori potranno beneficiare egualmente delle opportunità che derivano dalla trasformazione del mondo del lavoro: vi saranno mansioni lavorative, industrie ed aree geografiche che risulteranno penalizzate ed altre che invece beneficeranno della trasformazione digitale e della diffusione dell'intelligenza artificiale determinando e, in taluni casi, accrescendo, le disparità fra i lavoratori.

²¹ Questi lavori confrontano la descrizione di ciò che le tecnologie possono fare contenuta nei brevetti, con la descrizione delle mansioni dei lavoratori al fine di individuare quanto la ricerca (come misurata dai brevetti) in una particolare tecnologia sia in grado di automatizzare una determinata attività lavorativa.

²² *Inter alios* appare opportuno citare, Acemoglu *et al.* (2020), basato su un *dataset* francese relativo al periodo 2010-2015, Bessen *et al.* (2020), basato su un *dataset* olandese relativo al periodo 1990-2016 e Koch *et al.* (2021) basato su un *dataset* spagnolo relativo al periodo 1990-2016.

Già a partire dall'ultimo decennio del secolo scorso in buona parte delle economie più avanzate si è difatti assistito ad un processo – indotto dal progresso tecnologico – di polarizzazione o di *hollowing out* in base al quale è venuta contemporaneamente a crescere, sia in termini numerici, sia in termini di salari relativi, tanto la fascia più qualificata (ad es. dirigenti, professionisti e tecnici), quanto quella meno qualificata (ad es. addetti alla consegna a domicilio e ai servizi personali) della forza lavoro, tutto ciò alle spese della fascia intermedia dei lavoratori. In altre parole, se agli estremi della scala delle qualifiche si è verificata sia una creazione di posti di lavoro, sia una crescita dell'offerta di lavoro, nella fascia intermedia, quella dei lavori esecutivi e routinari (sia di tipo impiegatizio, sia esecutivo), i livelli occupazionali ed i salari relativi si sono ridotti.

La polarizzazione, che all'inizio era stata vista come un *puzzle* economico, in quanto per una rilevante parte del secolo scorso, come sopra richiamato, si era assistito principalmente ad una crescita, sempre in termini di offerta e di salari relativi, delle qualifiche più elevate a scapito di quelle meno elevate,²³ è stata in seguito spiegata ricorrendo all'approccio *task-based* di Autor, Levy e Murnane (2003), anzi si può dire che tale approccio, sul quale ci siamo già soffermati, è stato sviluppato proprio per spiegare la polarizzazione basandosi su due semplici evidenze. La prima, già accennata, è che le attività lavorative possono essere disaggregate nei *task* che le costituiscono, la seconda è che la capacità di una macchina di svolgere un *task* non dipende tanto dalle competenze necessarie a svolgere quel *task*, quanto piuttosto dalla possibilità di codificare in una sequenza, o *routine* di istruzioni, le azioni da compiere per portare a termine quel particolare *task*.

La constatazione che molte delle attività che compongono i lavori collocabili nella fascia intermedia della scala delle qualifiche sono di tipo routinario, e dunque più facilmente automatizzabili, spiega perché siano proprio i lavori intermedi ad aver subito la riduzione salariale ed occupazionale sopra richiamata e non quelli meno qualificati, che però richiedono *skill* manuali non facilmente automatizzabili, o più qualificati, che spesso richiedono capacità di giudizio o creatività, capacità, anche queste, difficilmente automatizzabili.²⁴

²³ Anche se il progresso tecnologico è stato *skill-biased*, ossia ha favorito i lavoratori più qualificati per gran parte del XX secolo, non è sempre stato così. In gran parte del XIX secolo il progresso tecnologico è stato *unskill-biased*: molti prodotti precedentemente realizzati da artigiani qualificati sono stati successivamente realizzati nelle fabbriche da lavoratori relativamente poco qualificati e molte attività di elevata complessità sono state semplificate, riducendo la domanda di manodopera qualificata.

²⁴ Vi sono molti compiti che le persone comprendono tacitamente e svolgono senza sforzo, ma per i quali nessuno, inclusi i programmatori è in grado di enunciarne le “regole” o le procedure esplicite.

Alcuni lavori empirici hanno mostrato che il fenomeno della polarizzazione,²⁵ evidente anche nel contesto italiano, non è in larga parte attribuibile all'automazione o alla diffusione dell'*information and communication technology*, quanto piuttosto a cambiamenti nella struttura della forza lavoro che, nel corso degli ultimi anni, si è spostata con un'intensità relativamente maggiore verso i settori a basso valore aggiunto. Questa interpretazione può spiegare anche perché la polarizzazione in Italia abbia assunto una forma asimmetrica al contrario, in cui la fascia più qualificata dell'occupazione cresce, sia pur di poco, meno di quella poco qualificata.

L'approccio *task-based* di Autor, Levy e Murnane ha avuto anche il pregio di dare l'avvio ad una serie di lavori che, seppur realizzati con l'obiettivo principale di valutare la perdita di posti di lavoro conseguente all'adozione delle nuove tecnologie, in particolare dell'intelligenza artificiale (IA), ha permesso di approfondire ulteriormente le relazioni esistenti fra competenze, *task* e lavori.²⁶ Questi studi hanno mostrato che l'approccio *task-based* è essenziale per verificare come i *task* che compongono le singole qualifiche lavorative varino nell'ambito della stesse categorie di occupazione, all'interno delle nazioni o fra nazioni differenti o, ancora, in risposta a nuove ondate tecnologiche. Questi studi hanno anche mostrato che dal momento che l'IA non è in grado di automatizzare tutti i *task*, la capacità di quest'ultima di automatizzare intere attività lavorative è decisamente inferiore a quella suggerita dall'approccio *occupation-based* di Frey e Osborne (2017) che, in un lavoro già disponibile sotto forma di *working paper* dal 2013 e che aveva ricevuto (comprensibilmente) una enorme attenzione mediatica, avevano stimato che il 47% della forza lavoro statunitense era impiegata in occupazioni sottoposte a un *alto rischio* di automazione, ossia effettuabili da *computer* o algoritmi nel giro di uno o due decenni.²⁷

Ciò che colpisce di questi studi è che evidenziano come molte occupazioni che richiedono elevate competenze risultano subire l'impatto dell'IA, anche se, focalizzandosi più sulle skill e sulle abilità che possono essere replicate dalle macchine, piuttosto che su quelle che non possono esserlo, non sempre riescono a spiegare

Autor (2015) definisce questo fenomeno il “paradosso di Polanyi,” dal nome dell'economista, filosofo e chimico che nel 1966 osservò che “*We know more than we can tell*” (Polanyi 2009).

²⁵ Ci si riferisce principalmente a Basso (2019) e al capitolo III° “*How technology and globalisation are transforming the labour market*” in OECD (2017), pp.81-124.

²⁶ Fra questi, vale citare almeno Nedelkoska e Quintini (2018) e Arntz *et al.* (2016).

²⁷ Del resto, il lavoro di Frey e Osborne era stato criticato proprio perché la tecnologia solitamente automatizza *task*, più che intere occupazioni. Dato che le occupazioni richiedono lo svolgimento di un insieme di *task*, i quali possono non tutti essere facilmente automatizzabili, l'automatizzazione di intere attività lavorative sarà con molta probabilità inferiore a quella stimata da Frey e Osborne.

convincentemente se e in che misura l'IA risulterà effettivamente un sostituto o un complemento del lavoro umano.²⁸

Studi più recenti hanno mostrato che il progresso,²⁹ soprattutto nell'IA e nelle sue applicazioni alla robotica, ha ulteriormente ampliato l'insieme delle skill che possono essere replicati dalle macchine le quali sono ora capaci di lavorare con dati ed in ambienti non strutturati ed in posizioni innaturali o comunque poco agevoli per i lavoratori (ma ancora incapaci di risolvere autonomamente problemi complessi, problemi gestionali e di relazioni sociali). Secondo questi studi, i settori più colpiti saranno quello delle costruzioni, delle attività estrattive, dell'allevamento e della pesca e, in misura inferiore, quelli della produzione e dei trasporti. Ciò che però emerge è che la gran parte dei lavori che sono a rischio di automazione non saranno interamente automatizzati, poiché comprendono attività non automatizzabili (*bottleneck tasks*) ed anche i lavori che sono al riparo dall'automazione, presentano almeno alcuni *task* automatizzabili. Per questi studi, pertanto, anche le occupazioni più a rischio non scompariranno, in quanto sarà il lavoro a riorganizzarsi, rendendo però necessari processi di *reskilling* dei lavoratori.

Un altro filone delle relazioni tra tecnologie e mercato del lavoro riguarda il versante delle retribuzioni. In questo caso, l'impatto delle tecnologie digitali è considerato generalmente differenziato. Per il periodo intercorrente fra il 1960 e l'ultimo decennio del secolo scorso, in accordo al modello canonico, possiamo dire che l'impatto delle tecnologie sul mercato del lavoro è stato decisamente negativo per i lavoratori meno qualificati e senz'altro molto positivo per i lavoratori con elevate competenze e capacità tecnologiche. Successivamente, la polarizzazione ha fatto sentire i propri effetti e, coerentemente con la riduzione della domanda di lavoratori dotati di qualifiche intermedie, pur sempre in un contesto di crescita della diseguaglianza salariale, a farne le spese in maniera relativamente superiore sono stati i lavoratori dotati di qualifiche intermedie.

²⁸ In realtà questa incapacità può derivare anche dalle limitazioni del modello *task-based* il quale, come abbiamo visto a pagina 8, tranne che nelle sue formulazioni più recenti, assume che l'automazione, dunque il capitale, quando non sostituisce il lavoro, svolge un'azione complementare a quest'ultimo. Ma questo non è sempre detto, vi sono numerose attività lavorative che prevedono, fra quelli che li compongono, *task* automatizzabili, e *task* che non possono essere assolutamente svolti dalle macchine in quanto richiedono qualità umane e che non si avvantaggiano del fatto che altri *task* sono svolti dall'IA, si pensi ai robot industriali, la loro adozione comporta semplicemente una riallocazione di *task* svolti dagli uomini alle macchine. In altre parole, all'effetto sostituzione non segue alcun effetto produttività.

²⁹ Ci si riferisce principalmente a Lassébie, J. and Quintini, G. (2022), "What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers? New evidence". *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 282, OECD Publishing, Paris

Si citano, al riguardo, le conclusioni di alcuni contributi, dai meno recenti, come Krusell et al.,³⁰ che riscontrano come il cambiamento tecnologico abbia significativamente incrementato il rapporto fra lavoratori qualificati e non qualificati e sia stato la principale determinante dell'aumento della disuguaglianza salariale, ai successivi, come Acemoglu e Autor (2011), che mostrano, mettendo a confronto la distribuzione della variazione dei salari orari rispetto alla mediana dei lavoratori statunitensi nei due periodi 1974-1988 e 1988-2008 riportata nella **Figura 1** e nel primo periodo tale distribuzione (linea continua) abbia seguito un andamento crescente, confermando l'esistenza di un differenziale salariale fra i lavoratori meno qualificati (a sinistra lungo la distribuzione salariale) e quelli più qualificati (a destra lungo la distribuzione salariale) in pieno accordo con il modello canonico, mentre nel secondo periodo la distribuzione (linea tratteggiata), coerentemente con l'ipotesi di polarizzazione dei lavoratori, abbia invece assunto un andamento a U che evidenzia una riduzione relativa dei salari dei lavoratori dotati di qualifiche intermedie rispetto ai lavoratori agli estremi della distribuzione salariale.



Figura 1 – Distribuzione della variazione dei salari rispetto alla mediana (logaritmo dei salari orari rapportati alla mediana).

Fonte: Acemoglu e Autor (2011), pag. 1068.

E la polarizzazione certamente non è un fenomeno solamente americano, esso si manifesta in numerose economie avanzate, inclusa l'Italia. L'organizzazione per la

³⁰ P. Krusell, [Capital-skill complementarity and inequality: A macroeconomic analysis](#), *Econometrica*, 2000.

cooperazione e lo sviluppo economico ha stimato infatti che la quota di lavoratori impiegati in occupazioni che richiedono competenze di medio livello è passata in Italia dal 42% registrato in media nel triennio 1994-96 al 31,5% del 2016-18 (OECD 2020).

Si può, pertanto, sostenere che – nel caso dell'impatto sulle retribuzioni, il “pessimismo”, relativamente ai lavoratori meno qualificati, tende a prevalere, con la conseguente necessità di misure compensative: l'innalzamento del salario minimo, in particolare.³¹

Anche in questo caso, come per i livelli occupazionali, le situazioni sono alquanto diverse a seconda dei settori merceologici considerati. Le cose vanno meglio, per le retribuzioni, nei comparti high tech in particolare, in quelli dove è più elevata l'innovazione di prodotto.

In conclusione, per quanto riguarda gli impatti delle tecnologie digitali sui livelli occupazionali, il dibattito tra “pessimisti” ed “ottimisti” resta aperto, considerato che la “quarta” rivoluzione industriale è già di per sé articolata, per via delle interdipendenze tra le diverse tecnologie digitali prima richiamate, nonché per le possibili ulteriori interazioni con le altre traiettorie tecnologiche, legate in particolare alla transizione ecologica. Viceversa, ad una prima – alquanto sommaria – valutazione, appare più evidente l'impatto negativo sulle retribuzioni dei lavoratori non qualificati, ma soprattutto dei lavoratori dotati di qualifiche intermedie, che nel corso degli ultimi anni sono stati quelli più esposti al rischio di sostituzione, cui si contrappone invece una crescita dei livelli retributivi dei lavoratori con elevate competenze (non solo) digitali.

Da ultimo, appare utile menzionare che l'impatto sul mondo del lavoro e dunque sulla distribuzione delle competenze dipende anche dalle caratteristiche del *management*. Un'ampia letteratura empirica documenta che per essere propriamente sfruttate, le tecnologie dell'ICT, richiedono cambiamenti nell'organizzazione aziendale e pratiche manageriali all'avanguardia.³² Le nuove tecnologie inducono maggiori incrementi di produttività e di occupazione nelle imprese meglio gestite: in altri termini, qualità del management e Information Technologies sono complementari. Ciò vale in particolare anche per la digitalizzazione.

Anche per i manager però esiste un *mismatch* di competenze: bisogna dotarli di competenze tecniche aggiornate in ambiti quali *machine learning*, *big data* e loro analisi. I dirigenti aziendali devono vedere il digitale come leva di sviluppo e di crescita

³¹ Si vedano a questo proposito Susskind (2020) e Wolla e Burton (2021).

³² Si veda fra i tanti Bloom et al. (2012).

e non come un rischio.³³ L'evoluzione dell'intelligenza artificiale, la de-meccanizzazione dei processi produttivi impone a chi guida le imprese un continuo e costante ripensamento non solo dei prodotti e dei servizi, ma anche dei processi per poterli generare.

2.3. *Un approfondimento sugli impatti dell'intelligenza artificiale generativa*

Più dei programmi televisivi, degli articoli di giornale e di quelli pubblicati sui *social network*, a dare piena consapevolezza al più ampio pubblico degli enormi progressi conseguiti dall'intelligenza artificiale nel corso degli ultimi anni, è stato il lancio di ChatGPT il 30 novembre del 2020. La sua semplicità di utilizzo unita alla sua capacità di generare testi compiuti sulla base delle indicazioni contenuti in brevi *prompt* testuali forniti dagli utenti ha permesso a ChatGPT di battere ogni precedente record di velocità di acquisizione di utenti: in soli 5 giorni ChatGPT ha superato il milione di utenti, poi cresciuti fino a divenire 100 milioni in soli due mesi.

È evidente che a permettere questo incredibile risultato è stata la capacità di ChatGPT – acronimo di Chat Generative Pre-Trained Transformer – di produrre testi plausibili in risposta alle più disparate richieste degli utenti. Più in generale, oltre a testi in numerose lingue,³⁴ ChatGPT è in grado di produrre vari tipi di sequenze di dati, quali codice nei più disparati linguaggi di programmazione, sequenze di proteine e di mosse di partite di scacchi.

Queste capacità derivano a ChatGPT dall'essere un *large language model* (LLM) ossia un modello di intelligenza artificiale addestrato su enormi moli di dati, ricavate principalmente da Internet, di tipo testuale ma non solo, in grado di affrontare un ampio spettro di attività, anche complesse, relative al linguaggio. Alle prestazioni e alle capacità di questi modelli, oltre alle già citate quantità di dati, ha sicuramente contribuito l'elevato numero di parametri delle reti neurali su cui si fondano, e le loro complesse architetture che hanno permesso di eccellere in diverse applicazioni che prima richiedevano modelli dedicati addestrati sulla base di dati specifici.

Le capacità generative di questi modelli non si limitano, tuttavia, al linguaggio o comunque alle sequenze di dati, e si estendono alla generazione di voce, musica, immagini e financo video. Soprattutto, è importante notare che benché l'attenzione, da parte dei media in particolare, si sia concentrata proprio sulle possibilità generative di

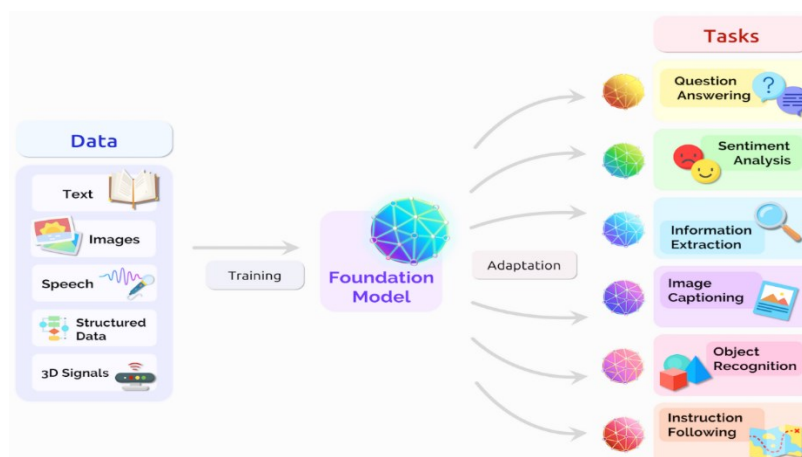
³³ Alcuni studi hanno messo in luce la resistenza dei manager all'introduzione delle nuove tecnologie, anche perché alcune di esse sembrano condurre ad un ridimensionamento del loro ruolo.

³⁴ Al primo novembre 2023, se interrogato in proposito, ChatGPT rispondeva di essere in grado di generare testi di buona qualità in 12 lingue e di saper programmare in oltre 20 differenti linguaggi di programmazione.

questa tipologia di modelli di IA, questi ultimi possono essere utilizzati per attività che vanno ben oltre la generazione di testi o immagini, quali la sintesi o modifica di testi o immagini che vengono loro forniti come input, la classificazione o l'etichettatura di immagini o video, la risoluzione di problemi e la “comprensione” del testo.

Molti, pertanto, preferiscono utilizzare quale sinonimo di modelli generativi, il termine di *foundation model*, (coniato dallo *Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence*) che si riferisce ad ogni modello addestrato su ampie basi di dati non specifici, che può essere adattato e affinato (*fine tuned*) rispetto ad un ampio spettro di applicazioni finali. In altre parole, i *foundation model* possono costituire la base di applicazioni più specifiche, confezionate su misura per i compiti particolari, secondo lo schema di Bommasani *et al.* (2022) riportato nella Figura 2.

Benché finora ci si sia solo riferiti a ChatGPT,³⁵ i modelli attualmente disponibili, solitamente secondo modalità *freemium*,³⁶ sono oramai già numerosi. Fra di essi, oltre a ChatGPT e BARD, sviluppati principalmente per applicazioni testuali, possiamo annoverare Dall-E, Midjourney and Stable Diffusion per le immagini; WaveNet and DeepVoice per l'audio; Make-A-Video and Synthesia per il video. Si deve aggiungere che alcuni di essi stanno evolvendo verso sistemi multimodali, ossia verso sistemi che, essendo stati addestrati su più tipologie di media – come testi, foto, diagrammi, suoni e video – e avendo appreso le relazioni intercorrenti fra di essi, sono in grado non solo di gestire ciascuno di essi, ma anche di comprendere un tipo di media che è stato loro sottoposto come input, e di rispondere con un altro. In altre parole, è possibile sottoporre a questi sistemi un'immagine per ricevere una risposta vocale o testuale.



³⁵ Per le potenzialità delle più recenti versioni di ChatGPT si veda OpenAI (2023).

³⁶ In base alla quale l'accesso alle funzionalità base del modello, o ad un ridotto numero di utilizzi, è disponibile a tutti, ma per accedere alle funzionalità più complesse o per poterlo utilizzare liberamente è necessario pagare.

Figura 2 - Come operano i foundation model.

Fonte: Bommasani et al. (2022).

Ciò che realmente distingue i modelli generativi rispetto ai precedenti modelli di *machine* o *deep learning*, a volte definiti come IA ristretta o analitica, sono tre loro caratteristiche: 1) la possibilità di essere applicati ad una generalità di casi e contesti piuttosto che a contesti particolari e ben definiti, 2) la loro capacità di generare *output* originale (almeno apparentemente) e simile a quello umano, piuttosto che limitarsi a descrivere o interpretare informazioni esistenti, e 3) l'accessibilità delle loro interfacce, le quali, essendo state addestrate su una enorme quantità di conversazioni derivate da e-mail, chat, social network, sono in grado di comprendere e di rispondere con linguaggio naturale agli input degli utenti e, come già rilevato, sono in grado di acquisire e di restituire immagini, audio e video (Goldman Sachs, 2023).

Se le prime due caratteristiche dei *foundation model* permettono all'intelligenza artificiale di espandere il proprio ambito di applicazione ben oltre quello consentito dall'IA ristretta e dunque di svolgere *task* finora appannaggio dei soli umani, la terza caratteristica, che rende l'IA più "approcciabile", accelera il processo di adozione dell'IA e ne espande il numero di utenti, come del resto dimostrato dalla velocità del processo di adozione di ChatGPT menzionata all'inizio di questo paragrafo.

Le caratteristiche dei *foundation model* appena citate assumono particolare rilievo ai fini del rapporto fra automazione e occupazione ed hanno portato numerosi economisti a rivedere le proprie stime sull'impatto dell'automazione sull'occupazione e sui salari, nonché sulla velocità del processo di adozione di queste tecnologie (e sui conseguenti investimenti). Vista però la loro relativa novità, il numero degli studi sull'impatto dei *foundation model* sull'occupazione è ancora piuttosto ristretto.

Un primo studio, di un team di ricercatori di cui fa parte anche una ricercatrice di OpenAI, l'azienda che ha sviluppato ChatGPT, ha pubblicato nel marzo del 2023 un lavoro empirico/sperimentale, basato tra l'altro su valutazioni sia umane, sia di ChatGPT, in cui si stima che circa l'80% della forza lavoro statunitense potrebbe vedere almeno il 10% delle proprie mansioni lavorative influenzate dall'introduzione degli LLM, mentre circa il 19% dei lavoratori potrebbe vedere almeno il 50% delle proprie attività lavorative impattate dagli LLM (Eloundou et al. 2023).

Gli autori non formulano previsioni sulla tempistica di adozione degli LLM, ma ciò che è interessante notare è che gli effetti degli LLM si estendono a tutti i livelli salariali, con lavori a reddito più elevato che potenzialmente potrebbero trovarsi ad essere maggiormente esposti agli LLM e ai software sviluppati sulla base degli LLM. L'analisi di Eloundou *et al.* suggerisce che, ricorrendo agli LLM, circa il 15% di tutte le mansioni lavorative negli Stati Uniti potrebbe essere completato significativamente

più velocemente ed allo stesso livello di qualità. Questa percentuale sale fino ad un valore compreso tra il 47 e il 56%, nel momento in cui i lavoratori si avvalgono di software complementare sviluppato a partire dagli LLM per le applicazioni specifiche su cui lavorano. Dunque, il software basato su LLM sortisce l'effetto di amplificare sostanzialmente l'impatto economico dei modelli LLM sottostanti.

Si può pertanto concludere che questo primo studio, pur non esplorando direttamente le relazioni di sostituibilità o complementarità fra LLM e lavoro umano, si pone in linea con quel filone di letteratura che esplora gli effetti dell'automazione sull'intero sistema economico nazionale, nel caso di specie quello statunitense, giungendo a risultati che segnalerebbero un impatto sostanziale degli LLM sull'occupazione.

Brynjolfsson *et al.* (2023) studiano invece l'impatto dell'IA generativa sulla produttività nel settore dei servizi di assistenza clienti, un'industria con uno dei più alti tassi di adozione di IA. Nello specifico gli autori esaminano l'effetto dell'adozione da parte di 5.000 operatori di *call center* di una società Fortune 500 che fornisce software per processi aziendali di un *chatbot*, basato su ChatGPT, che monitora le chat dei clienti e fornisce agli operatori suggerimenti in tempo reale su come rispondere.³⁷

In primo luogo, gli autori rilevano che grazie all'assistenza dell'IA la produttività degli operatori aumenta, difatti questi ultimi sperimentano un aumento del 13,8% nel numero di chat che sono in grado di risolvere con successo in un'ora. In secondo luogo, l'assistenza dell'IA aumenta in modo più che proporzionale le prestazioni dei lavoratori meno qualificati e meno esperti che, grazie all'ausilio dell'IA, riescono a muoversi più rapidamente lungo la curva di apprendimento: gli operatori con due mesi di anzianità lavorativa ottengono prestazioni lavorative paragonabili a quelle degli operatori con sei mesi di anzianità ai quali non viene fornita l'assistenza dell'IA.

L'IA ha reso disponibile a tutti gli agenti quelle conoscenze tacite che si possono guadagnare solo con l'esperienza o con la formazione e migliora notevolmente anche il modo in cui i clienti trattano gli operatori, come misurato dal tenore dei loro messaggi sulle chat. Ciò che è anche molto interessante è che diminuisce il *turnover* degli operatori, specialmente tra coloro con meno di sei mesi di esperienza, probabilmente perché i lavoratori sono più propensi a mantenere la propria occupazione quando hanno strumenti potenti che li aiutano a svolgere meglio il loro lavoro.

I risultati di Brynjolfsson *et al.* (2023) sono in larga parte confermati da Noy e Zhang(2023) i quali, nell'ambito di un esperimento *on-line* assegnano a 444 soggetti con un livello di istruzione universitario il compito di redigere due brevi testi

³⁷ Gli operatori rimangono responsabili della conversazione e sono liberi di ignorare i suggerimenti della chatbot.

permettendo ad un gruppo pari alla metà dei soggetti di utilizzare un LLM (nello specifico ChatGPT) per redigere i testi. I due ricercatori trovano che ChatGPT aumenta sostanzialmente la produttività dei lavoratori riducendo il tempo impiegato e aumentando la qualità dell'*output*. Anche in questo caso, a beneficiare di più dell'uso di ChatGPT sono i lavoratori con minore abilità. Inoltre, l'uso di ChatGPT aumenta la soddisfazione dei lavoratori.

Questi risultati contrastano con tutti quegli studi che provano che le nuove tecnologie sono *skill-biased*. Ciò che è anche interessante notare che i risultati di questo studio, basato sulla realtà di una singola impresa, coerentemente i risultati degli studi a livello aziendale menzionati nel precedente paragrafo, si pongono nell'ambito del filone ottimistico.

Felten *et al.* (2023) aggiornano le proprie misure originarie di esposizione delle attività lavorative all'IA (Felten et al., 2021) alla luce del lancio di ChatGPT, ricalibrando le stime iniziali per includere l'effetto degli LLM. I loro risultati sono in gran parte in linea con i loro studi precedenti, e mostrano che i settori che saranno più impattati dall'IA sono quelli dei servizi legali e dei servizi finanziari, e che (come facilmente intuibile) le professioni che implicano frequenti attività di scrittura e di programmazione saranno più esposte al rischio di sostituzione delle professioni basate sull'esercizio del pensiero critico.

Lo studio però che ha avuto la più vasta eco mediatica è quello di Goldman Sachs (2023). Il principale risultato dello studio è che circa il 7% dei lavoratori statunitensi verrà completamente sostituito, ma che la maggior parte di essi riuscirà a trovare un nuovo impiego in posizioni lavorative solo leggermente inferiori. Lo studio mostra poi che i lavoratori che sono solo parzialmente esposti alla minaccia degli LLM sperimenteranno un aumento della produttività di circa 2-3 punti percentuali, un valore in linea con le stime di altri studi della produttività dell'innovazione a livello di singola impresa.

Secondo lo studio di Goldman Sachs, questi effetti si realizzeranno nell'arco di un periodo di circa dieci anni che avrà inizio nel momento in cui circa la metà delle imprese avrà adottato l'intelligenza artificiale generativa. In base a queste ipotesi, Goldman Sachs stima che l'adozione diffusa dell'intelligenza artificiale generativa potrebbe aumentare la crescita complessiva della produttività del lavoro di circa 1,5 punti percentuali all'anno, un incremento di dimensioni approssimativamente simili a quello che ha seguito l'emergere di tecnologie trasformative precedenti come il motore elettrico e il computer personale.

Ciò che ha catturato l'attenzione dei media è però la stima, ottenuta estrapolando il dato statunitense e proiettandolo a livello mondiale, di 300 milioni di lavoratori –

soprattutto fra i ruoli amministrativi e legali – esposti al rischio di essere sostituiti dalle macchine, ma che, come sopra rilevato, dovrebbero essere in grado di trovare un altro impiego.

Lo studio di European house Ambrosetti in collaborazione con Microsoft Italia (The European house Ambrosetti 2023) è invece calato nella realtà italiana. I risultati dello studio sono espressi in termini di miglioramento della produttività, intesa come valore aggiunto per addetto. Questa misura permette di esprimere il risultato in due differenti formulazioni, quella di maggiore valore aggiunto generato a parità di ore lavorate, oppure di numero di ore di lavoro *liberate* a parità di valore aggiunto generato. Questo perché l'IA Generativa permetterà di liberare una parte delle ore di lavoro attualmente utilizzate e al contempo generare una crescita del valore aggiunto. Nella prima formulazione – maggior valore aggiunto a parità di ore lavorate – la crescita della produttività genererebbe 312 miliardi di euro di ulteriore valore aggiunto annuo pari al 18,2% del PIL. Per avere un metro di paragone, si tratta di 1,2 volte il PIL del settore manifatturiero. Il risultato della formulazione complementare – ore liberate a parità di valore aggiunto – è che l'adozione dell'IA Generativa potrebbe liberare 5,7 miliardi di ore all'anno: nove volte le ore di Cassa Integrazione nel 2022.

Secondo lo studio, a parità di valore aggiunto, il settore nel quale si libererebbero più ore è il commercio. Al secondo posto vi è la manifattura.

A conclusione di questi paragrafi sugli effetti occupazionali dell'introduzione su ampia scala dell'IA, generativa e non generativa, possiamo, con tutte le opportune cautele, concludere che vi sono pochi riscontri empirici che lasciano pensare ad un effetto dirompente dell'occupazione dell'IA sui livelli occupazionali. Certamente non si possono ignorare i risultati degli studi riportati in questo paragrafo i quali, pur basati su esperimenti limitati e quindi non del tutto generalizzabili, testimoniano i rapidi progressi dell'IA generativa grazie alla quale si può ridurre in maniera sensibile il tempo impiegato dai lavoratori per svolgere numerosi compiti, specie quelli che prevedono l'uso di linguaggi di comunicazione o di programmazione, e di incrementare la produttività dei dipendenti più giovani, consentendo loro di raggiungere il livello dei colleghi più anziani: sono questi progressi che potrebbero facilmente condurre a riduzioni della forza lavoro.

Né possono essere ignorate le stime degli studi sull'IA non generativa riportate nei paragrafi precedenti. Può essere però utile ricordare che la maggior parte degli studi si sofferma soltanto sull'effetto di sostituzione, derivando unicamente sulla base di quest'ultimo la stima della probabilità che una determinata occupazione sia

automatizzata, ed ottenendo solo in via complementare il cosiddetto effetto di produttività,³⁸ e tralasciando del tutto l'effetto di *reinstatement*.

È comunque interessante notare che alle iniziali stime dell'effetto di sostituzione, che presagivano scenari *disruptive* in relazione agli effetti occupazionali dell'AI, hanno poi fatto seguito stime più contenute – si ricorda del solo effetto sostituzione – più omogenee e soprattutto più contenute.

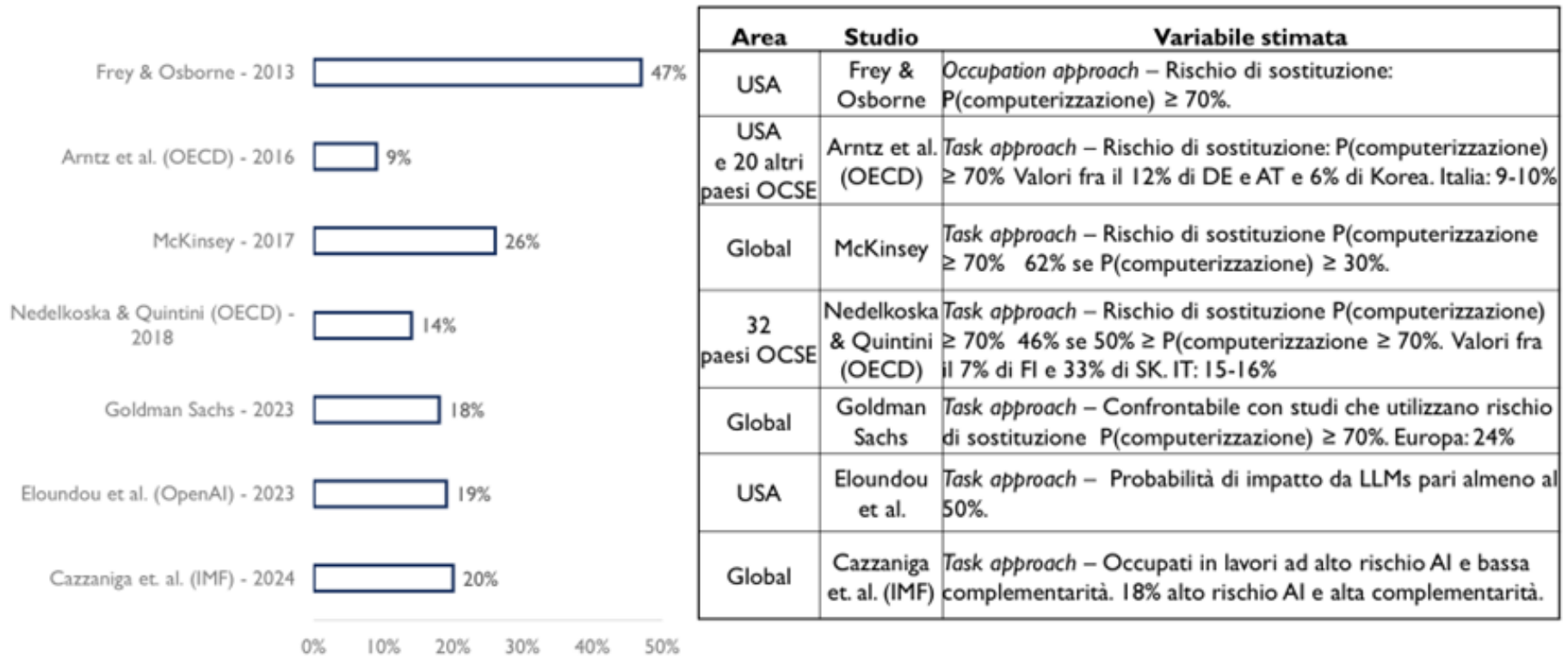
Come si evince dalla Tabella 1 che segue, che riassume e rende omogenei i risultati dei principali studi di cui abbiamo dato conto in questo capitolo, utilizzando il medesimo criterio per identificare le attività lavorative sostituibili dall'IA,³⁹ le stime della percentuale di lavoratori che saranno sostituiti dall'IA tendono a convergere verso valori prossimi al 20%, valori che potrebbe benissimo dar luogo, una volta tenuti in conto gli ulteriori due effetti, di produttività e di *reinstatement*, a stime del saldo occupazionale inferiori. Anzi, in un'analisi di dati storici circa l'utilizzazione di sistemi di IA nel periodo 2012-2022, Lane (2024) documenta l'esistenza di una relazione positiva tra esposizione all'IA e crescita dell'occupazione, con un aumento dell'11,3% dell'occupazione per ogni deviazione standard di maggiore esposizione all'IA. È interessante notare che al medesimo incremento è associata anche una riduzione delle ore settimanali di lavoro di 0,84 punti percentuali: in altre parole, sebbene le professioni più esposte all'IA abbiano registrato un incremento dell'occupazione, le stesse hanno al contempo sperimentato una riduzione delle ore settimanali di lavoro.

Come però sottolineato nell'Employment Outlook dell'OECD (2023), i livelli di occupazione nel 2023 hanno superato quelli precedenti la pandemia, ma la media delle ore settimanali di lavoro è rimasta al di sotto dei livelli pre-pandemici. Secondo gli autori, una possibile spiegazione risiede nelle preferenze dei lavoratori per un maggiore equilibrio tra vita privata e lavoro, il che rende più complesso utilizzare le ore settimanali lavorate come indicatore della domanda di lavoro rispetto ai livelli occupazionali.

³⁸ Per cui, a mero titolo di esempio, se di una determinata occupazione il 60% dei task è automatizzabile e quindi sostituibile, il rimanente 40% dei task sarà complementato dall'IA e pertanto sull'esecuzione di quei *task* il lavoratore sperimenterà degli effetti di produttività.

³⁹ La tabella è stata costruita identificando come lavoratori a rischio di sostituzione, i lavoratori per i quali la probabilità che le proprie attività siano svolte da macchine è superiore al 70%.

Tabella 1 – Stime della percentuale di lavoratori a rischio di sostituzione



3. Un focus sugli impatti della robotica industriale

L'evoluzione tecnologica nei processi di automazione degli ultimi quarant'anni ha trasformato il panorama industriale, segnando un punto di svolta negli anni '80 con l'avvento di una nuova generazione di sistemi robotizzati. Se infatti il concetto di "robot" come macchina capace di svolgere compiti umani era già presente fin dagli anni '40, è stata la convergenza tra il perfezionamento delle macchine a controllo numerico e lo sviluppo di sistemi robotici in grado di relazionarsi maggiormente con l'ambiente esterno a determinare una vera rivoluzione nei processi produttivi. L'introduzione dei robot industriali – definiti dalla International Federation of Robotics (IFR) come dispositivi automatizzati, riprogrammabili e multifunzionali, in grado di operare senza supervisione umana diretta – ha rappresentato probabilmente l'applicazione economicamente più rilevante dell'intelligenza artificiale nel settore manifatturiero. Questi sistemi, capaci di svolgere autonomamente operazioni come saldatura, verniciatura, assemblaggio, movimentazione materiali e imballaggio, si distinguono nettamente da apparecchiature più semplici come telai tessili, elevatori o nastri trasportatori, che rimangono vincolati a singole funzioni o richiedono un operatore umano.⁴⁰

Secondo l'ultimo World Robotics report della IFR, nel 2023 il numero di robot industriali nelle fabbriche di tutto il mondo ha raggiunto il valore record di 4,28 milioni di unità, con un incremento del 10% rispetto all'anno precedente. Le nuove installazioni hanno superato il mezzo milione di unità per il terzo anno consecutivo. La distribuzione geografica di queste nuove installazioni riflette gli equilibri della produzione manifatturiera globale: il 70% dei robot di nuova implementazione è stato installato in Asia, seguito dall'Europa con il 17% e dalle Americhe con il 10%.

Il mercato europeo, in particolare, ha registrato nel 2023 un aumento del 9% nelle installazioni di robot industriali, raggiungendo il nuovo record di 92.393 unità. L'Unione Europea ha assorbito l'80% di queste installazioni (73.534 unità, +2% rispetto all'anno precedente), beneficiando sia del completamento di progetti precedentemente rinviati, sia della tendenza al *nearshoring*. In Europa la crescita è stata trainata principalmente dal settore automobilistico, che ha effettuato investimenti significativi non solo nei paesi tradizionalmente forti nella produzione di automobili, come la Spagna (+31%), ma anche in mercati più piccoli come la Slovacchia (+48%) e l'Ungheria (+31%). Come è possibile osservare dalla Figura 3, che riporta la

⁴⁰ La IFR ci tiene a chiarire che droni a controllo remoto, i veicoli a guida autonoma, i *bot software*, non sono robot perché mancano di almeno una delle caratteristiche di fisicità, di automazione o di programmabilità necessarie alla qualifica di *robot*.

distribuzione delle nuove installazioni di robot nei primi 15 mercati mondiali, la Germania, che rappresenta il più grande mercato europeo, ha registrato un aumento del 7% raggiungendo 28.355 unità installate. Di contro, il secondo mercato europeo, l'Italia, ha visto un calo del 9% attestandosi a 10.412 unità.

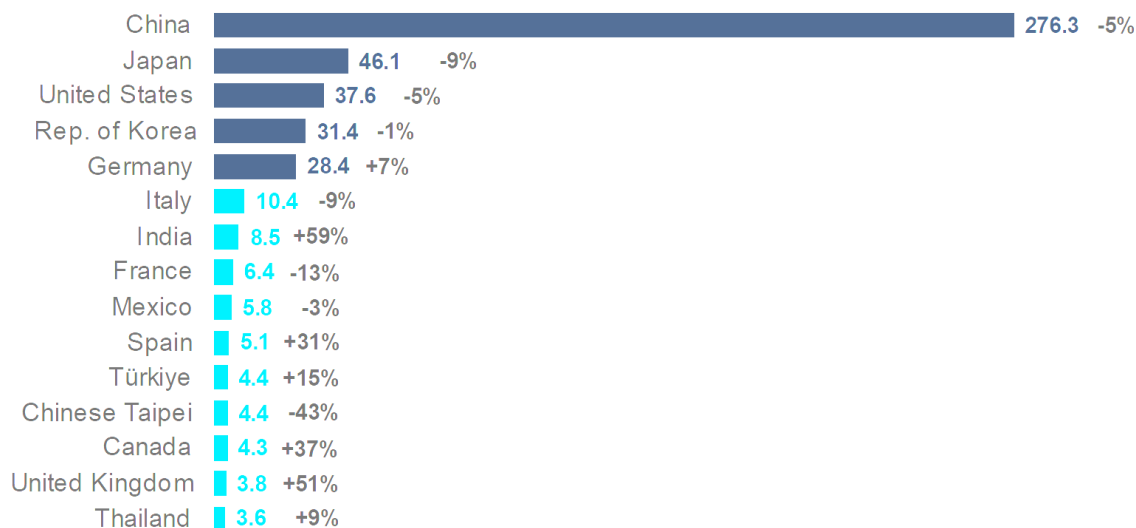


Figura 3 – Nuove installazioni di robot industriali, anno 2023 (migliaia di unità).

Fonte: International Federation of Robotics – World Robotics Report 2024.

Dalla produzione automobilistica, i robot industriali hanno progressivamente ampliato il loro raggio d'azione. Un salto qualitativo di particolare importanza è stato determinato dallo sviluppo di algoritmi più sofisticati che hanno spostato l'attenzione dei produttori di robot dall'imitazione dell'intelligenza umana verso la creazione di meccanismi di *feedback* più pratici ed efficaci. Questa evoluzione ha portato alla nascita di robot più reattivi e adattabili, capaci di interagire in modo più naturale con l'ambiente circostante e con gli operatori umani, come esemplificato dai robot di Rethink Robotics e di Boston Dynamics. Tale progressiva integrazione tra automazione e presenza umana nei processi produttivi ha influenzato l'organizzazione del lavoro in diverse industrie manifatturiere, soprattutto dell'elettronica e dell'*automotive*, che da sole, a livello mondiale, assorbono il 58% delle nuove attivazioni.

Va detto però che benché l'automazione della produzione attraverso l'utilizzo di robot industriali rappresenti una delle trasformazioni più significative del panorama manifatturiero contemporaneo, il dibattito sugli effetti di questa trasformazione tecnologica sul mercato del lavoro resta aperto e caratterizzato da evidenze empiriche non sempre concordanti, nonostante la sostanziale omogeneità di buona parte degli studi nell'approccio metodologico. Infatti gli studi che velocemente passiamo in rassegna in questa sede, dei quali la Tabella 2 riassume sinteticamente la metodologia,

ed i principali risultati in termini di occupazione e produttività, condividono l'utilizzo di analisi econometriche basate su variabili strumentali, mostrano tutti una particolare attenzione nell'eliminazione dell'effetto di *trend* concomitanti come il commercio internazionale e la diffusione dell'ICT ed enfatizzano tutti l'importanza della distinzione fra effetti diretti e indiretti della robotizzazione.⁴¹

Il quadro che emerge dalla letteratura empirica è un quadro certamente articolato che riflette la complessità del fenomeno: gli studi a livello di impresa, condotti in diversi contesti nazionali (Stati Uniti, Germania, Italia, Francia, Spagna), documentano generalmente effetti positivi sia sulla produttività sia sull'occupazione nelle imprese che adottano robot. Tuttavia, questi risultati celano dinamiche più complesse.

In primo luogo, emerge un chiaro fenomeno di selezione: le imprese che adottano robot tendono ad essere le imprese più produttive già prima della loro adozione e sono spesso anche quelle che hanno maggiore successo sui mercati internazionali (con quota di *export* maggiore). Esse, pertanto, si muovono lungo traiettorie di crescita diverse rispetto alle non-adottanti. Questo suggerisce che l'adozione di robot potrebbe essere parte di una più ampia strategia di sviluppo aziendale, piuttosto che la causa primaria del successo di queste imprese.

In secondo luogo, e questo è l'elemento forse più importante, l'espansione delle imprese robotizzate sembra avvenire a scapito dei *competitor* all'interno del medesimo settore. Questa dinamica competitiva implica che gli effetti positivi osservati a livello di singola impresa spesso non si traducono in benefici occupazionali netti a livello settoriale o nazionale. Infatti, diversi studi documentano come i *competitor* che non adottano *robot* subiscano significative contrazioni occupazionali, portando a un effetto aggregato nella maggior parte dei casi negativo.⁴²

Questa interpretazione trova conferma negli studi che analizzano gli effetti di equilibrio a livello di industria o di mercato del lavoro locale. Le evidenze provenienti dagli Stati Uniti mostrano effetti negativi particolarmente pronunciati sui lavoratori poco qualificati e su quelli impiegati in mansioni manifatturiere e, più in generale sui *blue-collar*. Il caso europeo appare più sfumato: in Germania, per esempio, gli effetti negativi sull'occupazione manifatturiera risultano più contenuti rispetto agli USA e

⁴¹ Nello specifico, gli studi considerati sono Acemoglu & Restrepo (2020), in relazione al mercato USA, Dottori (2020), in relazione al mercato italiano, Acemoglu et al. (2020b), in relazione al mercato francese, Acemoglu et al. (2023), in relazione al mercato olandese e Koch et al. (2021), in relazione al mercato spagnolo.

⁴² È questo un risultato non dissimile da quanto emerge anche dagli studi svolti a livello di singola impresa sull'impatto dell'intelligenza generativa sull'occupazione menzionati nei paragrafi precedenti.

sembrano essere compensati da un'espansione dell'occupazione in settori non manifatturieri.

Il caso italiano offre ulteriori spunti di riflessione. L'Italia, che si è costantemente posizionata come secondo paese europeo dopo la Germania in termini di *stock* di robot, presenta un *pattern* di effetti più simile a quello tedesco che a quello statunitense. Le analisi condotte sia a livello di mercati del lavoro locali sia a livello di impresa individuale mostrano che l'automazione non ha avuto effetti di segno negativo significativi sull'occupazione complessiva, con deboli effetti negativi limitati al solo settore manifatturiero. In particolare, dallo studio di Dottori emerge come l'adattamento del mercato del lavoro sia avvenuto principalmente attraverso una riconfigurazione della domanda di lavoro per i nuovi entranti, piuttosto che attraverso effetti negativi sui lavoratori già occupati. Dottori stima che la diffusione dei robot possa spiegare circa un quinto del declino nella quota di nuovi lavoratori che entrano nel settore manifatturiero.

Questa similarità con il caso tedesco, e la divergenza rispetto al caso statunitense, può essere ricondotta a caratteristiche istituzionali e strutturali specifiche. In particolare, il contesto europeo si caratterizza per una maggiore rigidità del mercato del lavoro e una più forte protezione dell'occupazione, specialmente per i lavoratori già occupati (*insider*) rispetto ai nuovi entranti (*outsider*). Inoltre, la struttura produttiva di questi paesi presenta un peso relativamente maggiore del settore manifatturiero tradizionale rispetto ai servizi avanzati, aspetto che si riflette anche nella distribuzione settoriale dei robot.

Ritornando al quadro internazionale, un elemento di particolare interesse è l'impatto sulla distribuzione del reddito: diversi studi documentano una riduzione della quota del lavoro sul valore aggiunto a livello settoriale, suggerendo che i benefici della robotizzazione potrebbero non essere equamente distribuiti tra capitale e lavoro.

Tuttavia, quando si analizzano gli effetti sui singoli lavoratori, il quadro diventa più complesso e il consenso nella letteratura più sfumato. Se alcuni studi evidenziano impatti negativi sui lavoratori della produzione e sui lavoratori poco qualificati, altri – come nel caso della Francia – non trovano effetti negativi significativi o documentano addirittura effetti positivi anche per i lavoratori meno qualificati.

Come si può però evincere dalla Tabella 2 l'eterogeneità nei risultati suggerisce l'importanza del contesto istituzionale e delle specificità nazionali nel mediare gli effetti dell'automazione. Le differenze potrebbero riflettere variazioni nei sistemi di relazioni industriali, nelle politiche del mercato del lavoro, o nelle strategie di adattamento delle imprese e dei lavoratori ai cambiamenti tecnologici.

È necessario però interpretare le evidenze di questa sezione con la dovuta cautela (specie quando si considerano le prospettive future). Come nota Dottori, se da un lato l'inerzia dei contesti istituzionali e tecnologici suggerisce una certa persistenza dei *pattern* empirici sopra descritti, dall'altro due elementi meritano particolare attenzione. In primo luogo, la diffusione dei robot, rallentata durante la grande recessione, potrebbe accelerare significativamente con l'introduzione di robot più flessibili ed economici. In secondo luogo, la linearità degli effetti non può essere data per scontata, data la natura spesso imprevedibile dell'impatto delle innovazioni. Nonostante queste cautele, l'evidenza empirica disponibile suggerisce che, almeno finora, la diffusione dei robot non ha avuto effetti intrinsecamente negativi sull'occupazione complessiva, specialmente in contesti caratterizzati da adeguate istituzioni del mercato.

Tabella 2 – Stime recenti degli effetti dell'adozione di robot industriali sull'occupazione e sulla produttività

Paper	Paese	Periodo	Metodologia	Effetti su occupazione e salari	Effetti sulla produttività
Acemoglu & Restrepo (2020)	USA	1990-2007	- Analisi mercati del lavoro locali (commuting zones)- Analisi econometrica con variabili strumentali basata su adozione robot in altri paesi europei – Eliminazione di effetti derivanti dal commercio estero e dall'utilizzo congiunto di altre tecnologie- Differenze di lungo periodo	Riduzione dell'occupazione (-0.2%) e dei salari (-0.42%) per ogni robot addizionale per 1000 lavoratori	Non analizzato direttamente
Dottori (2020)	Italia	1991-2016	- Analisi mercati del lavoro locali (784 zone)- Analisi econometrica con variabili strumentali basata su adozione robot in altri paesi europei - EU- Eliminazione	- Nessun effetto significativo sull'occupazione totale- Effetto negativo sulla manifattura ma non robusto statisticamente -	Non analizzato direttamente

			di effetti derivanti da commercio con Cina/Est Europa e dall'utilizzo congiunto di altre tecnologie - Analisi separate per lavoratori incumbent e nuovi entranti	Effetti positivi sui lavoratori incumbent- Minor probabilità di ingresso in settori robot-intensivi	
Acemoglu et al. (2020)	Francia	2010-2015	Dati sugli acquisti di robot a livello impresa- Analisi separata effetti su imprese adottanti e competitor- Eliminazione di effetti derivanti dalle caratteristiche impresa pre-adozione- Stima effetti a livello di industria	- incremento 4.3% occupazione nelle imprese adottanti- Effetti negativi sui competitor- Effetto netto negativo sull'industria- Riduzione quota lavoro	- Aumento valore aggiunto (+15%)- Incrementi produttività- Effetti maggiori per imprese più grandi
Acemoglu et al. (2023)	Paesi Bassi	2009-2020	- Dati employer-employee con info su mansioni- Classificazione lavoratori per esposizione diretta/indiretta- Analisi econometrica con variabili	- Effetti positivi per lavoratori "indirettamente coinvolti" - Effetti negativi per lavoratori in mansioni routine/sostituibili- Impatto negativo su	- Aumento valore aggiunto (+14.9%)- Maggiore produttività per imprese esportatrici

			strumentali basata su adozione robot in altri paesi (Corea, Taiwan) - Analisi eterogeneità per tipo mansione/skill- Eliminazione di effetti derivanti da altre tecnologie	competitor- Effetti salariali eterogenei	
Koch et al. (2021)	Spagna	1990-2016	Panel di imprese manifatturiere Analisi <i>difference in difference</i> - Eliminazione di effetti derivanti dalle caratteristiche impresa pre-adozione - Stima strutturale TFP- Analisi complementarità con export	- +10% occupazione nelle imprese adottanti- Effetti negativi sui competitor- Riduzione quota lavoro 5-7% - No effetti negativi per low-skill	- Aumento output 20-25% in 4 anni- Incremento TFP- Complementarità con export- Effetti più forti su grandi imprese

Riferimenti bibliografici

- Acemoglu, Daron, e David Autor. 2011. «Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings». In *Handbook of Labor Economics*, 4:1043–1171. Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5).
- Acemoglu, Daron, Hans R A Koster, e Ceren Ozgen. 2023. «Robots and Workers: Evidence from the Netherlands».
- Acemoglu, Daron, Claire Lelarge, e Pascual Restrepo. 2020a. «Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France». *AEA Papers and Proceedings* 110 (maggio):383–88. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201003>.
- . 2020b. «Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France». *AEA Papers and Proceedings* 110 (maggio):383–88. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201003>.
- Acemoglu, Daron, e Pascual Restrepo. 2018a. «Artificial Intelligence, Automation and Work». Working Paper. Working Paper Series. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24196>.
- . 2018b. «The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment». *American Economic Review* 108 (6): 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>.
- . 2019. «Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor». *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>.
- . 2020. «Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets». *Journal of Political Economy* 128 (6).
- Aghion, Philippe, Céline Antonin, Simon Bunel, e Xavier Jaravel. 2022. «The Effects of Automation on Labor Demand». In , 15–39. <https://doi.org/10.4324/9781003275534-2>.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory, e Ulrich Zierahn. 2016. «The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis». Paris: OECD. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>.
- Autor, David. 2013. «The “Task Approach” to Labor Markets: An Overview». NBER.
- . 2022. «The Labor Market Impacts of Technological Change: From Unbridled Enthusiasm to Qualified Optimism to Vast Uncertainty». Working Paper. Working Paper Series. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30074>.
- Autor, David, Caroline Chin, Anna M. Salomons, e Bryan Seegmiller. 2022. «New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018». Working Paper. Working Paper Series. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30389>.
- 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., Frank Levy, e Richard J. Murnane. 2003. «The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration». *The Quarterly Journal of Economics* 118 (4): 1279–1333.
- Basso, Gaetano. 2019. «The Evolution of the Occupational Structure in Italy in the Last Decade». *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3432515>.
- Bessen, James, Maarten Goos, Anna Salomons, e Wiljan van den Berge. 2020. «Firm-Level Automation: Evidence from the Netherlands». *AEA Papers and Proceedings* 110 (maggio):389–93. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201004>.
- Bloom, Nicholas, Raffaella Sadun, e John Van Reenen. 2012. «The Organization of Firms Across Countries*». *The Quarterly Journal of Economics* 127 (4): 1663–1705. <https://doi.org/10.1093/qje/qje029>.
- Bommasani, Rishi, Drew A. Hudson, Ehsan Adeli, Russ Altman, Simran Arora, Sydney von Arx, Michael S. Bernstein, et al. 2022. «On the Opportunities and Risks of Foundation Models». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2108.07258>.

- Bresnahan, Timothy F., e M. Trajtenberg. 1995. «General Purpose Technologies ‘Engines of Growth’?» *Journal of Econometrics* 65:83–108.
- Brynjolfsson, Erik, Danielle Li, e Lindsey Raymond. 2023. «Generative AI at Work». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2304.11771>.
- Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock, e Chad Syverson. 2021. «The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies». *American Economic Journal: Macroeconomics* 13 (1): 333–72. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>.
- De Masi, Domenico De. 2018. *Il lavoro nel XXI secolo*. Einaudi.
- Dottori, Davide. 2020. «Robots and Employment: Evidence from Italy». Occasional Papers 579. IT: Banca d’Italia. <https://doi.org/10.32057/0.QEF.2020.572>.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin, e Daniel Rock. 2023. «GPTs Are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2303.10130>.
- Felten, Edward, Manav Raj, e Robert Seamans. 2021. «Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses». *Strategic Management Journal* 42:2195–2217.
- Felten, Edward W., Manav Raj, e Robert Seamans. 2023. «How Will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?» *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4375268>.
- Ford, Martin. 2015. *The Rise of the Robots: Technology and the Threat of Mass Unemployment*. A Oneworld Book. London: Oneworld.
- Frey, Carl Benedikt, e Michael A. Osborne. 2017. «The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?» *Technological Forecasting and Social Change* 114 (gennaio):254–80. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- Goldman Sachs. 2023. «Global Economics Analyst The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth (BriggsKodnani)». Economics Research.
- Keynes, John Maynard. 1932. «Economic possibilities for our grandchildren». In *Essays in Persuasion*, 358–73. New York: Harcourt Brace.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov, e Marcel Smolka. 2021. «Robots and Firms». *The Economic Journal* 131 (638): 2553–84. <https://doi.org/10.1093/ej/ueab009>.
- Kremer, Michael. 1993. «The O-Ring Theory of Economic Development». *The Quarterly Journal of Economics* 108 (3): 551–75. <https://doi.org/10.2307/2118400>.
- Moore, Gordon. 1965. «Cramming more components onto integrated circuits» 38 (8).
- Nedelkoska, Ljubica, e Glenda Quintini. 2018. «Automation, Skills Use and Training». OECD Social, Employment and Migration Working Papers 202. Vol. 202. OECD Social, Employment and Migration Working Papers. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>.
- Nordhaus, William D. 2007. «Two Centuries of Productivity Growth in Computing». *The Journal of Economic History* 67 (1): 128–59.
- Noy, Shakked, e Whitney Zhang. 2023. «Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial intelligence».
- OECD. 2017. «OECD Employment Outlook 2017». OECD. https://doi.org/10.1787/empl_outlook-2017-en.
- . 2020. *OECD Employment Outlook 2020: Worker Security and the COVID-19 Crisis*. OECD Employment Outlook. OECD. <https://doi.org/10.1787/1686c758-en>.
- . 2023. *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*. OECD Employment Outlook. OECD. <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>.
- OpenAI. 2023. «GPT-4 Technical Report». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- Polanyi, Michael. 2009. *The Tacit Dimension*. A cura di Amartya Sen. Chicago, IL: University of Chicago Press. <https://press.uchicago.edu/ucp/books/book/chicago/T/bo6035368.html>.
- Solow, Robert. 1987. «We’d better watch out». *New York Times Book Review*, 12 luglio 1987.

Susskind, Daniel. 2020. *A World without Work: Technology, Automation, and How We Should Respond*. London: Allen Lane, an imprint of Penguin Books.

The European house Ambrosetti. 2023. «AI 4 Italy - Impatti e prospettive dell'Intelligenza Artificiale Generativa per l'Italia e il Made in Italy».

Tinbergen, Jan. 1974. «Substitution of Graduate by Other Labour». *Kyklos* 27 (2): 217–26. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6435.1974.tb01903.x>.

Wolla, Scott A., e F. Mindy Burton. 2021. «Automation and the Minimum Wage». 2021. <https://research.stlouisfed.org/publications/page1-econ/2021/11/01/automation-and-the-minimum-wage>.