

Adozione dell'IA e produttività del lavoro nelle imprese italiane: Evidenze cross-section e spunti sul "paradosso di Solow"

Prof.ssa Valentina Meliciani

RELATORE

Prof. Marco Cucculelli

CORRELATORE

Matr. 781291 Marco Monetti

CANDIDATO

Indice

1	Introduzione	2
2	Rassegna della Letteratura	4
2.1	Definendo l'IA	4
2.2	L'IA come GPT	5
2.3	Il paradosso di Solow	6
2.4	Possibili spiegazioni del Paradosso di Solow	9
2.4.1	La tesi spiegata da Brynjolfsson et al.	11
2.5	Il filo rosso tra Solow e l'IA, una rivoluzione tecnologica senza precedenti?	17
2.6	Evidenze empiriche degli effetti dell'IA	20
2.6.1	IA e disoccupazione	20
2.6.2	IA e disuguaglianza	22
2.6.3	IA e istruzione	23
2.6.4	IA e commercio internazionale	25
2.7	IA e produttività del lavoro: evidenze empiriche	26
3	La relazione tra IA e produttività del lavoro: un'analisi empirica	29
3.1	Dataset	30
3.2	Metodo	30
3.3	Descrizione delle variabili	30
3.3.1	Variabile dipendente	30
3.3.2	Principale variabile indipendente	31
3.3.3	Variabili di controllo	32
3.4	Summary statistics: un'analisi del campione oggetto di analisi	34
3.5	Risultati	36
4	Conclusioni	39
4.1	Conclusioni	39

1 Introduzione

L'uso delle tecnologie digitali ha profondamente trasformato le dinamiche economiche e i modelli di business in numerosi settori, ridefinendo i processi produttivi e le strategie aziendali (Brynjolfsson et al., 2019; Gal et al., 2019). L'avvento di strumenti avanzati, come i Big Data e il crescente utilizzo di software specializzati ha dimostrato un impatto significativo sulle performance aziendali. Tuttavia, quando si esamina l'Intelligenza Artificiale (IA) come una delle applicazioni più sofisticate delle ICT, emergono ancora numerose incertezze sulla sua reale incidenza sulla produttività (Van Ark, 2015).

Nonostante le aspettative elevate, la letteratura accademica presenta ancora una carenza di evidenze empiriche robuste che dimostrino un miglioramento sistematico della produttività grazie all'adozione dell'IA. Questa lacuna è particolarmente rilevante se si considera il rapido progresso delle capacità computazionali e delle tecnologie basate sull'IA. Tuttavia, alcuni studi suggeriscono che gli effetti positivi sulla produttività potrebbero non essere immediatamente visibili, generando un fenomeno che (Brynjolfsson et al., 2019) hanno definito “redux del Paradosso di Solow”, riprendendo l'osservazione originale di (Solow, 1987): “Vediamo tecnologie trasformative ovunque, tranne che nelle statistiche sulla produttività”.

Esistono diverse spiegazioni per questa apparente discrepanza. In primo luogo, l'IA potrebbe trovarsi ancora nelle prime fasi del suo ciclo di sviluppo, non avendo espresso del tutto il suo pieno potenziale. Come dimostrato dalla teoria della curva a S dell'innovazione, le tecnologie emergenti tendono inizialmente a incontrare difficoltà di implementazione e adozione prima di generare effetti significativi sulle performance aziendali (Christensen, 1992; Wonglimpiyarat, 2016; Priestley et al., 2020). In secondo luogo, potrebbero esistere ritardi temporali tra gli investimenti in IA e l'effettiva realizzazione di guadagni di produttività, a causa della necessità di riorganizzazioni strutturali profonde nelle imprese. (Brynjolfsson et al., 2019) sottolineano che l'IA, essendo una tecnologia trasformativa, richiede cambiamenti sistematici nei processi aziendali e nell'architettura organizzativa, il che può rallentare la sua integrazione e il ritorno sugli investimenti.

Le General Purpose Technologies (GPT) sono un insieme ristretto di innovazioni con effetti pervasivi e capacità di generare ondate successive di innovazioni complementari (Lipsey et al., 2005). Tecnologie come il motore a vapore, l'elettricità e i computer hanno impiegato decenni per mostrare appieno il loro impatto economico, contribuendo progressivamente all'incremento della produttività del lavoro. Secondo alcune stime, la **rivoluzione informatica** ha supportato una crescita dello 0,60% annuo nella produttività del lavoro tra il 1995 e il 2005, mentre **l'introduzione dei robot** ha contribuito a un incremento dello 0,36% annuo tra il 1993 e il 2007. Anche se tali valori possono

sembrare modesti, la loro accumulazione nel tempo ha determinato un **raddoppio della produttività ogni 30-35 anni** (Rasskazov, 2020).

Tra le tecnologie emergenti, l'IA si distingue come la più probabile GPT, grazie alla sua capacità di applicarsi a una vasta gamma di settori e di generare innovazioni di seconda generazione. A differenza di altre tecnologie digitali, come l'Internet delle Cose o la realtà aumentata, l'IA soddisfa pienamente i criteri di pervasività, potenziale di miglioramento continuo e capacità di generare innovazioni complementari. Tuttavia, la questione fondamentale rimane: **se e come l'IA possa realmente tradursi in un aumento della produttività a livello macroeconomico.**

Questo studio si propone di mantenere l'attenzione sul **caso italiano**, l'analisi mira a stimare la relazione tra investimenti in IA e produttività del lavoro (valore aggiunto per addetto), per comprendere e confrontare l'entità della rivoluzione in atto con quelle precedenti, approfondendone l'eterogeneità lungo tre direttrici: dimensione d'impresa, settore di attività e localizzazione geografica. L'esercizio empirico **cross-section** non ambisce a identificare effetti di causalità, l'obiettivo è fornire una base informativa solida per future analisi controfattuali e disegni causali più stringenti.

2 Rassegna della Letteratura

2.1 Definendo l'IA

L'Intelligenza Artificiale (IA) rappresenta una delle tecnologie più rivoluzionarie e pervasivamente integrate nell'economia digitale contemporanea. Negli ultimi decenni, l'uso delle tecnologie digitali ha trasformato radicalmente il modo di operare delle imprese, influenzando direttamente le strategie organizzative e le dinamiche di mercato. Il crescente impiego di strumenti avanzati, come i Big Data e il software specializzato, ha avuto un impatto significativo sulle performance aziendali, supportando processi decisionali più efficienti e automatizzati (Niebel et al., 2017; Branstetter et al., 2019). Tuttavia, sebbene esista una vasta letteratura sull'effetto delle ICT, sulla produttività e sulla crescita economica, le evidenze empiriche relative all'IA rimangono ancora scarse e frammentate.

L'IA è considerata una delle evoluzioni più avanzate delle tecnologie digitali e può essere definita come l'insieme di sistemi e algoritmi capaci di simulare capacità cognitive umane, come l'apprendimento, il ragionamento e il processo decisionale. Nonostante l'ampio consenso sul potenziale trasformativo dell'IA, gran parte della discussione accademica rimane confinata al livello teorico, con un numero limitato di studi che analizzano empiricamente il suo impatto sulla produttività e sulla crescita economica (Acemoglu and Restrepo, 2018; Gries and Naudé, 2018).

A livello microeconomico, emergono segnali incoraggianti riguardo al contributo dell'Intelligenza Artificiale (IA) all'efficienza aziendale e al miglioramento delle performance operative (Ghobakhloo and Fathi, 2019; Tortorella and Fettermann, 2018). Tuttavia, a livello macroeconomico, il quadro rimane incerto, poiché i dati aggregati non forniscono ancora evidenze conclusive di un impatto significativo dell'IA sulla produttività totale dei fattori (TFP). Questo scenario richiama dinamiche già osservate in passato con l'introduzione di precedenti **General Purpose Technologies (GPT)**, come il motore a vapore e l'elettricità, che hanno richiesto tempi prolungati prima di tradursi in incrementi tangibili della produttività su scala economica (Solow, 1987).

Le General Purpose Technologies (GPT) sono un insieme ristretto di innovazioni tecnologiche caratterizzate da tre proprietà fondamentali: **pervasività**, **capacità di generare innovazioni complementari** e **potenziale di miglioramento continuo** (Lipsey et al., 2005). La loro diffusione non si limita a un singolo settore, ma si estende in modo trasversale all'**intera economia**, innescando trasformazioni profonde nei processi produttivi e organizzativi.

Uno degli aspetti distintivi delle GPT è la loro capacità di agire come tecnologie abilitanti, facilitando lo sviluppo di innovazioni secondarie che amplificano il loro impatto sulla crescita economica. Ad esempio, l'elettricità non ha soltanto migliorato i macchinari industriali, ma ha anche consentito lo sviluppo di nuovi modelli di produzione basati sulla catena di montaggio, rivoluzionando interi settori produttivi. Allo stesso modo, il computer e Internet hanno abilitato l'automazione dei processi aziendali, la globalizzazione del commercio e la nascita dell'economia digitale. Tuttavia, affinché una GPT possa tradursi in un aumento della produttività su larga scala, devono essere superate alcune fasi di transizione, spesso caratterizzate da ritardi nell'adozione, necessità di adattamenti organizzativi e sviluppo di competenze specifiche.

Il rapporto tra GPT e produttività è stato a lungo oggetto di dibattito economico, in particolare per quanto riguarda il **Paradosso di (Solow, 1987)**. L'adozione di una nuova GPT non produce immediatamente guadagni di produttività misurabili, poiché il suo impatto dipende dalla capacità delle imprese e delle economie di riorganizzarsi per sfruttarne appieno il potenziale. Le prime fasi di adozione di una GPT possono essere caratterizzate da costi elevati e da una produttività stagnante o addirittura decrescente, a causa della necessità di riconfigurare infrastrutture, modelli organizzativi e competenze lavorative. È solo quando la tecnologia diventa sufficientemente diffusa e integrata nei processi aziendali che emergono i benefici tangibili in termini di efficienza e produttività.

2.2 L'IA come GPT

L'Intelligenza Artificiale è considerata una delle GPT più promettenti del XXI secolo, grazie alla sua capacità di applicarsi in contesti estremamente diversificati e di favorire l'innovazione in molteplici settori economici. A differenza di altre tecnologie digitali, come l'Internet of Things o la blockchain, l'IA soddisfa pienamente i criteri di una GPT (Lipsey et al., 2005):

1. **Pervasività** – L'IA sta trasformando settori che spaziano dalla sanità alla finanza, dalla logistica all'industria manifatturiera. Le sue applicazioni vanno dall'automazione dei processi decisionali alla personalizzazione dell'esperienza cliente, fino alla previsione della domanda di mercato.
2. **Innovazione complementare** – L'IA sta generando nuove tecnologie e modelli di business, come i sistemi di guida autonoma, la diagnostica medica basata su machine learning e assistenti virtuali, la sua evoluzione stimola lo sviluppo di infrastrutture digitali più avanzate e di nuove metodologie analitiche.
3. **Miglioramento continuo** – Gli algoritmi di IA migliorano progressivamente grazie ai dati e all'apprendimento automatico, aumentando la loro efficacia con il tem-

po. Questo aspetto differenzia l'IA dalle GPT tradizionali, il cui progresso dipendeva spesso da innovazioni hardware piuttosto che da miglioramenti iterativi del software.

Nonostante il suo enorme potenziale, l'IA non ha ancora generato un impatto significativo sulla produttività aggregata, sollevando interrogativi sulle dinamiche della sua adozione. Alcuni studiosi ritengono che ci troviamo ancora in una fase iniziale di transizione, in cui le imprese stanno investendo nella tecnologia senza aver ancora raggiunto un'integrazione ottimale nei processi produttivi (Brynjolfsson et al., 2019). Questa situazione è analoga a quella osservata nelle prime fasi di diffusione dell'informatica negli anni '80 e '90, quando i miglioramenti nella produttività sono diventati evidenti solo dopo una lunga fase di riorganizzazione aziendale e di acquisizione di competenze digitali.

Un'altra possibile spiegazione per il mancato impatto immediato dell'IA sulla produttività è legata alle dinamiche di polarizzazione tra imprese. Le grandi aziende tecnologiche, grazie alle loro risorse e capacità di investimento, stanno traendo benefici significativi dall'adozione dell'IA, mentre molte piccole e medie imprese (PMI) faticano a implementare questa tecnologia a causa di barriere economiche, organizzative e culturali. Questa divergenza può ampliare il divario tra imprese ad alta innovatività e imprese meno innovative, contribuendo a una stagnazione della produttività media a livello macroeconomico.

2.3 Il paradosso di Solow

L'economista Robert Solow, premio Nobel per l'economia, formulò nel 1987 un'osservazione che sarebbe poi diventata nota come Paradosso di Solow: **“Vediamo computer ovunque, tranne che nelle statistiche della produttività”**. Questa affermazione sintetizzava un fenomeno apparentemente contraddittorio: nonostante l'adozione diffusa delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ICT), i dati aggregati non mostravano un aumento significativo della produttività.

Il Paradosso di Solow si inserisce nel dibattito più ampio sull'impatto delle innovazioni tecnologiche sulla crescita economica. Storicamente, diverse rivoluzioni tecnologiche hanno attraversato una fase iniziale di stagnazione della produttività, seguita da un'accelerazione una volta che le imprese e i sistemi economici hanno completato il processo di adattamento alle nuove tecnologie. Un esempio emblematico è rappresentato dall'introduzione dell'elettricità nell'industria manifatturiera alla fine del XIX secolo: inizialmente, il passaggio dai macchinari a vapore a quelli elettrici non produsse immediati aumenti di produttività, poiché le fabbriche continuavano a utilizzare l'elettricità con schemi organizzativi pensati per il vapore. Solo con la riorganizzazione degli impianti produttivi

e l'adozione di nuovi modelli di produzione, come la catena di montaggio, gli effetti dell'elettricità sulla produttività iniziarono a emergere pienamente (David, 1990).

Allo stesso modo, l'informatizzazione delle aziende negli anni '70 e '80 non generò immediati guadagni di produttività. I computer venivano impiegati principalmente per automatizzare processi amministrativi, ma non erano ancora pienamente integrati nei sistemi produttivi. L'effettiva trasformazione dell'economia avvenne solo con la diffusione di Internet e dei sistemi gestionali avanzati nei primi anni 2000, quando le aziende iniziarono a sfruttare il potenziale della digitalizzazione per riorganizzare processi, ridurre inefficienze e migliorare la gestione della conoscenza (Brynjolfsson and Hitt, 2000).

Dopo il primo dibattito nato negli anni '80, alcuni economisti sostennero che il Paradosso di Solow fosse stato superato negli anni '90 grazie a un recupero della produttività, in parte dovuto alla diffusione dell'informatizzazione e a metodologie statistiche migliorate (Triplett, 1999).

Negli Stati Uniti, l'applicazione del metodo degli *hedonic prices* (Wasshausen and Moulton, 2006), per valutare la qualità dei computer contribuì ad aumentare artificialmente i dati sulla produttività, correggendo al rialzo i coefficienti di calcolo per tenere conto del miglioramento qualitativo delle nuove macchine. Si trattava, in estrema sintesi, di elaborare dei coefficienti che correggessero al rialzo i dati relativi al prezzo del computer, tenendo conto del lato qualitativo: non solo venivano prodotti più computer al prezzo decrescente, ma i nuovi computer costituivano, almeno parzialmente, qualcosa di diverso, di molto più avanzato dei precedenti. L'incorporare anche il lato qualitativo nel calcolo della produttività, come si può intuire, non è un'operazione pacifica dal punto di vista teorico, ed è infatti contestata da diversi economisti. Il risultato fu gonfiare la crescita della produttività, generando un dibattito sul fatto che tale aumento fosse reale o semplicemente frutto di un aggiustamento metodologico.

Robert Gordon, nel suo celebre libro **The Rise and Fall of American Growth (2016)**, mise in discussione l'idea che il paradosso fosse stato risolto, sottolineando che la crescita della produttività negli Stati Uniti nel periodo 1920-1970 era stata del 2,8% annuo, mentre tra 1970-2014 era scesa all'1,6% (con un breve aumento tra il 1994 e il 2004, attribuito alla crescita del settore informatico). Secondo Gordon, la crescita della produttività osservata in alcuni settori era limitata principalmente alla produzione di computer e non si estendeva all'intera economia. Questo suggeriva che l'impatto delle nuove tecnologie fosse circoscritto e non avesse ancora generato un effetto strutturale sull'economia globale (Gordon, 2017).

Negli ultimi anni, il dibattito sul Paradosso di Solow è riemerso con forza, soprattutto alla luce della crescente adozione dell'Intelligenza Artificiale (IA). Dal 2005 al 2016, la crescita della produttività del lavoro negli Stati Uniti è stata in media dell'1,3% annuo,

meno della metà del 2,8% annuo registrato tra 1995-2004. Questo declino si è verificato in 28 dei 29 paesi analizzati dall'OECD, con una media di crescita della produttività che è passata dal 2,3% annuo (1995-2004) all'1,1% annuo (2005-2015)(Brynjolfsson et al., 2019).

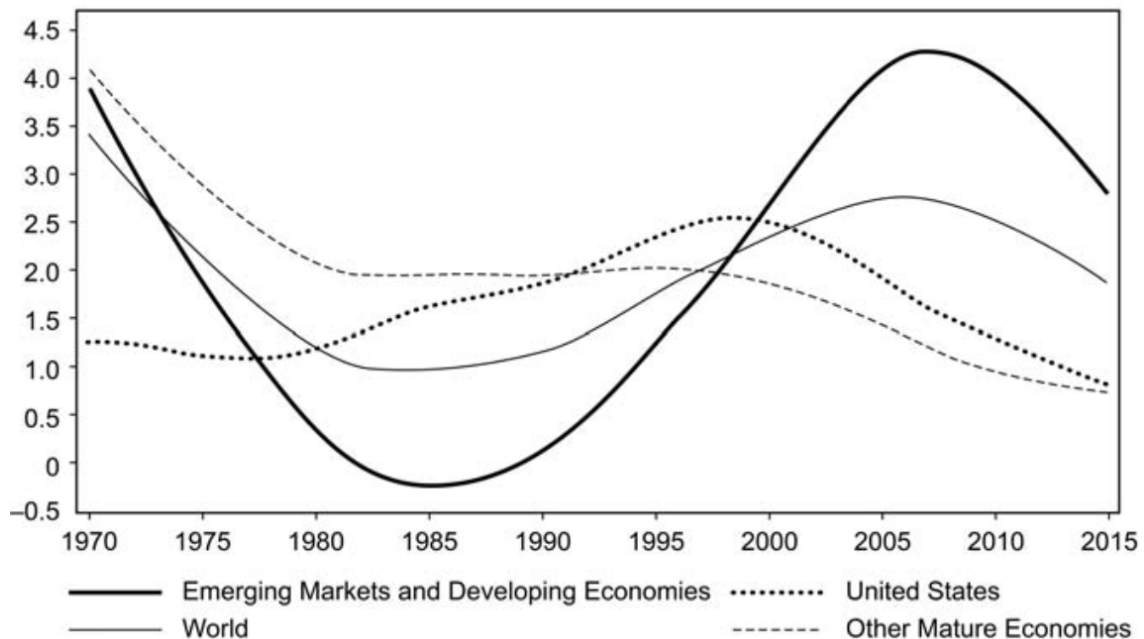


Figura 1: Crescita media annua della produttività del lavoro (percentuale) per regione
Fonte: *The Conference Board Total Economy Database™ (adjusted version)*, November 2016

Uno dei fattori chiave dietro questo rallentamento è la mancata traduzione delle nuove tecnologie in guadagni di produttività su larga scala. Studi recenti suggeriscono che:

1. **Il progresso tecnologico sta rallentando?** – Alcuni economisti sostengono che l'era delle grandi innovazioni, come l'elettricità e il motore a combustione, sia terminata, e che le tecnologie odierne abbiano un impatto economico inferiore (Gordon, 2014).
2. **Tempi lunghi di adozione?** – Le nuove tecnologie, come l'IA, richiedono modifiche organizzative profonde, che possono rallentarne l'implementazione e l'efficacia nel breve periodo (Brynjolfsson and McAfee, 2014).
3. **Problemi di misurazione?** – Molti degli effetti positivi della digitalizzazione potrebbero non essere adeguatamente catturati dalle metriche tradizionali della produttività (Triplett and Bosworth, 2003).

2.4 Possibili spiegazioni del Paradosso di Solow

Diversi studi hanno cercato di spiegare la discrepanza tra il rapido sviluppo delle tecnologie digitali e il rallentamento della crescita della produttività. Brynjolfsson, Rock e Syverson, individuano quattro principali spiegazioni per questo fenomeno: **ottimismo eccessivo sulle nuove tecnologie, problemi di misurazione, distribuzione disomogenea dei benefici e ritardi di implementazione e ristrutturazione** (Brynjolfsson et al., 2019).

1. Ottimismo eccessivo sulle nuove tecnologie Una delle possibili spiegazioni è che le aspettative sulle nuove tecnologie siano eccessivamente ottimistiche e non realistiche. Alcuni studiosi ipotizzano che le tecnologie emergenti, inclusa l'Intelligenza Artificiale (IA), possano avere effetti limitati rispetto a quanto previsto. *Pur avendo un impatto significativo in settori specifici, il loro contributo aggregato alla produttività potrebbe essere meno rilevante di quanto sperato.*

Questa ipotesi trova riscontro nella storia dell'innovazione tecnologica. In passato, molte tecnologie promettenti non hanno soddisfatto le aspettative iniziali: l'energia nucleare non è mai diventata “troppo economica per essere misurata”, la fusione nucleare è stata considerata a vent'anni di distanza per oltre sessant'anni, e le auto volanti non sono mai entrate in produzione su larga scala. Anche nel campo dell'IA, previsioni ottimistiche come quella di (Minsky, 1967)– secondo cui entro una generazione il problema dell'Intelligenza Artificiale sarebbe stato risolto – si sono rivelate errate. Tuttavia, Brynjolfsson sottolinea che vi sono motivi concreti per essere ottimisti: molti investitori e ricercatori stanno scommettendo risorse significative sulle potenzialità dell'IA e altre tecnologie digitali, e la loro integrazione nel tessuto economico potrebbe comunque generare effetti sostanziali nel lungo periodo.

2. Problemi di misurazione della produttività Un'altra spiegazione ampiamente dibattuta è che gli indicatori economici tradizionali non siano in grado di catturare adeguatamente i benefici della digitalizzazione. Questo approccio, noto come “**mis-measurement hypothesis**”, è stato proposto da diversi studiosi (Mokyr, 2014; Alloway, 2015; Feldstein, 2015; Hatzius and Dawsey, 2015; Smith, 2015) ed è basato sull'idea che il rallentamento della produttività sia solo apparente.

Molte tecnologie moderne, come i social network, i servizi di streaming e le app per smartphone, generano un elevato valore per i consumatori senza tradursi direttamente in un aumento del PIL, a causa del loro basso costo di accesso. Inoltre, (Guvenen et al., 2017) mostrano che il crescente spostamento dei profitti aziendali offshore può portare a distorsioni nelle misurazioni della produttività.

Tuttavia, altri studi mettono in discussione questa ipotesi. (Cardarelli and Lusinyan, 2015; Byrne et al., 2016; Nakamura and Soloveichik, 2015) dimostrano che, pur esistendo problemi di misurazione, questi non sono sufficienti a spiegare l'intero rallentamento della produttività. Infatti, anche in passato molte innovazioni non erano adeguatamente catturate dalle statistiche economiche, ma non hanno comunque impedito un'accelerazione della produttività nel tempo.

3. Distribuzione disomogenea dei benefici e concentrazione del mercato Un'ulteriore ipotesi suggerisce che, sebbene le nuove tecnologie abbiano il potenziale per aumentare la produttività, **i benefici siano concentrati solo in una parte dell'economia, limitando l'effetto aggregato.** In particolare, alcune delle applicazioni più redditizie dell'IA riguardano settori come la pubblicità digitale e il trading finanziario automatizzato, che hanno spesso caratteristiche a somma zero, ovvero in cui il guadagno di un attore economico corrisponde alla perdita di un altro, senza generare un aumento netto della produttività aggregata.

Inoltre, si osserva una **crescente polarizzazione tra imprese leader e il resto del mercato.** Studi recenti mostrano che le differenze di produttività tra le imprese più avanzate e la media del settore stanno aumentando (Andrews et al., 2016; Furman and Orszag, 2018). Anche i margini di profitto tra le aziende leader e quelle in difficoltà si stanno ampliando (McAfee and Brynjolfsson, 2008), mentre le **“superstar firms”** stanno guadagnando una quota di mercato sempre maggiore (Autor et al., 2017; Brynjolfsson et al., 2008). Allo stesso tempo, il legame tra produttività aziendale e redditi dei lavoratori sta diventando sempre più forte, accentuando disuguaglianze economiche e stagnazione dei redditi mediani (Bloom et al., 2015).

Questi fenomeni hanno sollevato preoccupazioni sulla crescente concentrazione del mercato e sulle distorsioni legate al potere di mercato, che potrebbero comportare perdite significative di benessere aggregato (De Loecker and Eeckhout, 2017; Gutiérrez and Philippon, 2017). Tuttavia, il dibattito sugli effetti macroeconomici della concentrazione industriale è ancora aperto, e non vi sono prove definitive che il rallentamento della produttività sia interamente spiegabile con questa ipotesi.

4. Ritardi di implementazione e ristrutturazione L'ultima spiegazione, considerata da Brynjolfsson, Rock e Syverson come la più convincente, è che **la piena integrazione delle nuove tecnologie richieda un lungo periodo di adattamento,** specialmente nel caso delle General Purpose Technologies (GPT). Le tecnologie che hanno il potenziale di trasformare profondamente l'economia – come l'elettricità e il computer in passato – spesso necessitano di anni o decenni prima di essere pienamente sfruttate.

Secondo (Brynjolfsson et al., 2019), esistono due principali motivi per cui il potenziale delle nuove tecnologie potrebbe non essere ancora evidente nei dati sulla produttività:

- *Accumulo di capitale tecnologico* – Le nuove tecnologie devono essere implementate su scala sufficiente per produrre un impatto misurabile a livello macroeconomico, questo richiede tempo ed investimenti.
- *Necessità di innovazioni complementari* – Per sfruttare al massimo le nuove tecnologie, sono necessari cambiamenti nei modelli organizzativi, nei processi aziendali e nelle competenze lavorative. Tuttavia, lo sviluppo di queste *complementary innovations* avviene in modo graduale, e spesso il percorso di adattamento è lungo e complesso.

Si deve sottolineare che, nei periodi di trasformazione tecnologica, vi può essere una disconnessione tra aspettative e dati economici. Gli investitori e i ricercatori sono proiettati sul futuro e scommettono sul potenziale della tecnologia, mentre gli indicatori economici sono basati su dati storici e riflettono solo ciò che è già avvenuto. Questa asincronia tra aspettative e realtà misurata, può generare **l'illusione di una stagnazione della produttività**, quando in realtà il sistema economico è ancora nel processo di adattamento.

2.4.1 La tesi spiegata da Brynjolfsson et al.

Uno degli argomenti centrali nel dibattito sulla stagnazione della produttività riguarda il fatto che il rallentamento della crescita registrato negli ultimi anni **non implica necessariamente che la crescita futura della produttività rimarrà bassa**. Secondo (Brynjolfsson et al., 2019), è errato assumere che il recente calo della produttività sia un indicatore affidabile per prevedere tendenze a lungo termine.

La **Produttività Totale dei Fattori (TFP)** è una misura della produttività che indica quanto efficientemente un'economia utilizza tutti i suoi input produttivi, in particolare capitale e lavoro, per generare output. A differenza della produttività del lavoro, che si calcola semplicemente come produzione totale divisa per il numero di ore lavorate, la TFP tiene conto anche dell'apporto del capitale, come macchinari, infrastrutture e tecnologie impiegate nella produzione.

Matematicamente, la TFP è calcolata come **il residuo della funzione di produzione aggregata**:

$$Y = A \cdot F(K, L) \quad (1)$$

Dove:

- **Y** è l'output totale (PIL o produzione aggregata);
- **K** rappresenta il capitale (macchinari, attrezzature, infrastrutture, ecc.);
- **L** indica il lavoro (ore lavorate o numero di occupati);
- **A** è la TFP, ossia il fattore che misura il contributo della tecnologia, dell'efficienza organizzativa e di altri elementi non direttamente imputabili a K e L.

Poiché la TFP è stimata come un residuo, essa riflette tutto ciò che non può essere spiegato da aumenti quantitativi di capitale e lavoro. Questo include progressi tecnologici, miglioramenti organizzativi, effetti dell'innovazione, conoscenze tacite e altri elementi intangibili.

(Abramovitz, 1956) definì la TFP come “**una misura della nostra ignoranza**”, proprio perché rappresenta tutto ciò che non sappiamo spiegare direttamente attraverso l'accumulazione di fattori produttivi tradizionali. In altre parole, se un'economia cresce più rapidamente di quanto l'aumento di capitale e lavoro suggerirebbe, il merito è attribuito alla TFP, senza però poter individuare con precisione i singoli contributi di innovazione, efficienza e progresso tecnico.

Questa incertezza nella misurazione della TFP è centrale nel dibattito sulla produttività e sull'adozione delle nuove tecnologie. **Se la TFP cresce, significa che l'economia sta ottenendo più output dagli stessi input, segno di un aumento dell'efficienza complessiva.** Tuttavia, se la TFP ristagna nonostante l'introduzione di nuove tecnologie, come nel caso dell'Intelligenza Artificiale, si apre la questione del Paradosso di Solow, ovvero l'apparente incapacità delle innovazioni di tradursi immediatamente in guadagni di produttività misurabili.

Dati storici mostrano che la produttività ha registrato una crescita costante nel periodo postbellico, sebbene con velocità diverse a seconda delle epoche. Tuttavia, **il tasso di crescita della produttività in un decennio non è un predittore affidabile del tasso di crescita nel decennio successivo.** Ad esempio, sarebbe stato difficile prevedere il calo della produttività nei primi anni '70 basandosi sui dati precedenti, così come nessun modello economico aveva anticipato l'impatto positivo dell'IT negli anni '90.

L'analisi statistica condotta da (Brynjolfsson et al., 2019) si concentra sulla relazione tra la crescita della produttività in un determinato decennio e quella nel decennio successivo, per verificare se vi sia una **correlazione predittiva** tra i due periodi. Gli autori utilizzano tre indicatori di produttività:

- **Produttività del lavoro (LP)** : Misura la quantità di output prodotto per ora lavorata.
- **Produttività Totale dei Fattori (TFP)** : Riflette l'efficienza con cui capitale e lavoro sono combinati per generare output, al netto della loro semplice accumulazione.
- **TFP aggiustata per il tasso di utilizzo (TFPua)** : Variante della TFP che corregge per fluttuazioni cicliche, come l'uso più o meno intensivo delle risorse produttive.

L'obiettivo dell'analisi è verificare se esista una relazione statisticamente significativa tra il tasso di crescita della produttività in un decennio e il tasso di crescita nel decennio successivo. Se tale relazione fosse forte, si potrebbe concludere che la produttività segue dinamiche prevedibili e persistenti nel tempo. Tuttavia, i risultati delle regressioni mostrano il contrario.

Regressions with standard errors clustered by decade			
Ten-year average productivity growth (SEs clustered by decade)	(1) Labor productivity growth	(2) Total factor productivity growth	(3) Utilization-adjusted productivity growth
Previous ten-year average LP growth	0.0857 (0.284)		
Previous ten-year average TFP growth		0.136 (0.241)	
Previous ten-year average TFPua growth			0.158 (0.362)
Constant	1.949** (0.682)	0.911** (0.310)	0.910 (0.524)
Observations	50	50	50
R-squared	0.009	0.023	0.030

Note: Robust standard errors in parentheses.

***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

Figura 2: Regressioni con errori standard raggruppati per decennio *Fonte: Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics, in Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (a cura di), The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. University of Chicago Press.*

Il coefficiente di determinazione (R^2), che misura la capacità del modello di spiegare la variabilità dei dati, è estremamente basso per tutte le misure di produttività, (*Un R^2 prossimo a zero indica che la variabilità della produttività nel futuro non è spiegata dai dati del passato, ovvero che non vi è una relazione predittiva tra la crescita della produttività di un decennio e quella del successivo*).

Per la produttività del lavoro (**LP**), il valore di R^2 è pari a 0,009, suggerendo che il tasso di crescita in un dato decennio spiega meno dell'1% della variazione nella crescita della produttività nel decennio successivo. In altre parole, la produttività del passato non offre indicazioni utili per prevedere il futuro.

Per la **TFP**, il valore di R^2 è pari a 0,023, con un coefficiente statistico insignificante sulla crescita del periodo precedente. Questo significa che anche considerando tutti i fattori di produzione, la crescita della produttività non è autocorrelata nel tempo.

Un risultato simile emerge per la TFP aggiustata per il tasso di utilizzo (**TFPua**), con un R^2 di 0,03, confermando che non vi è una relazione chiara tra produttività passata e futura.

Gli **scatterplot delle regressioni** (Figure 3, 4, 5) rafforzano questa evidenza, mostrando un pattern disperso dei dati, senza una chiara tendenza che indichi una relazione tra i tassi di crescita nei diversi periodi.

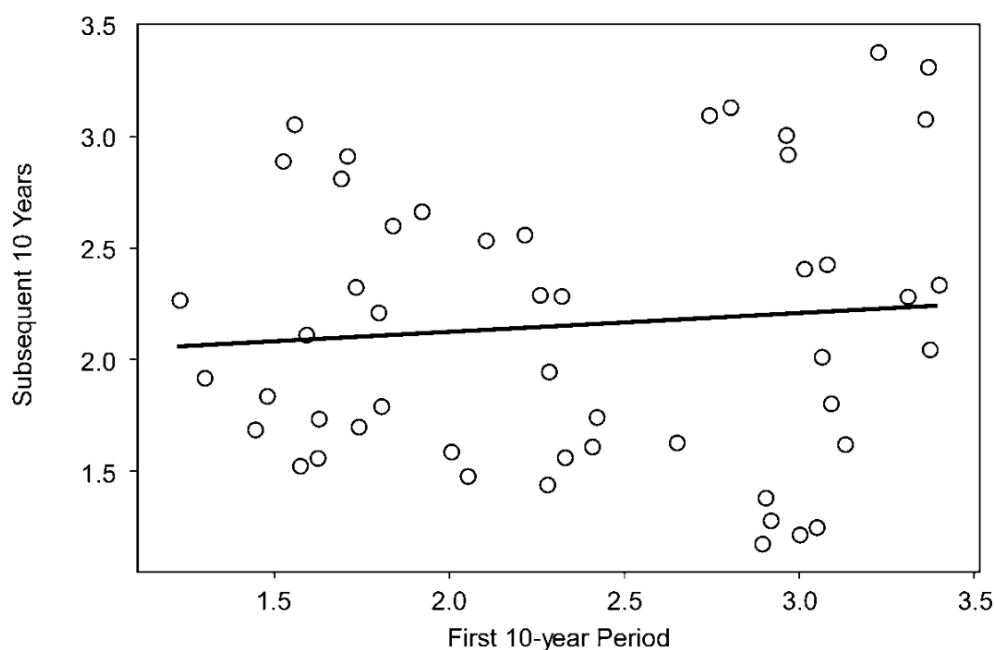


Figura 3: Grafico a dispersione della crescita della produttività del lavoro

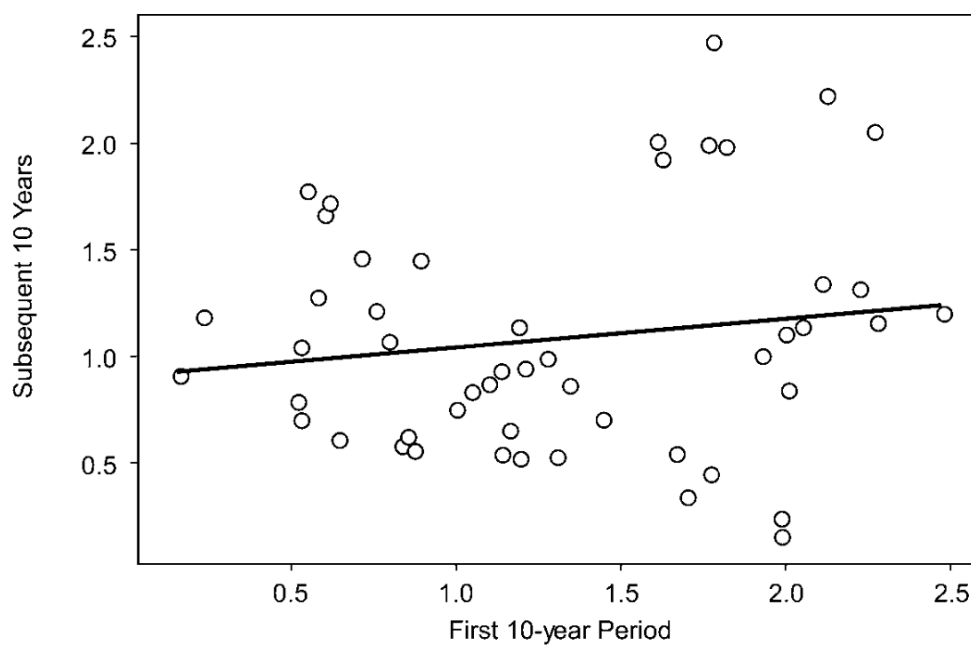


Figura 4: Grafico a dispersione della crescita della produttività totale dei fattori

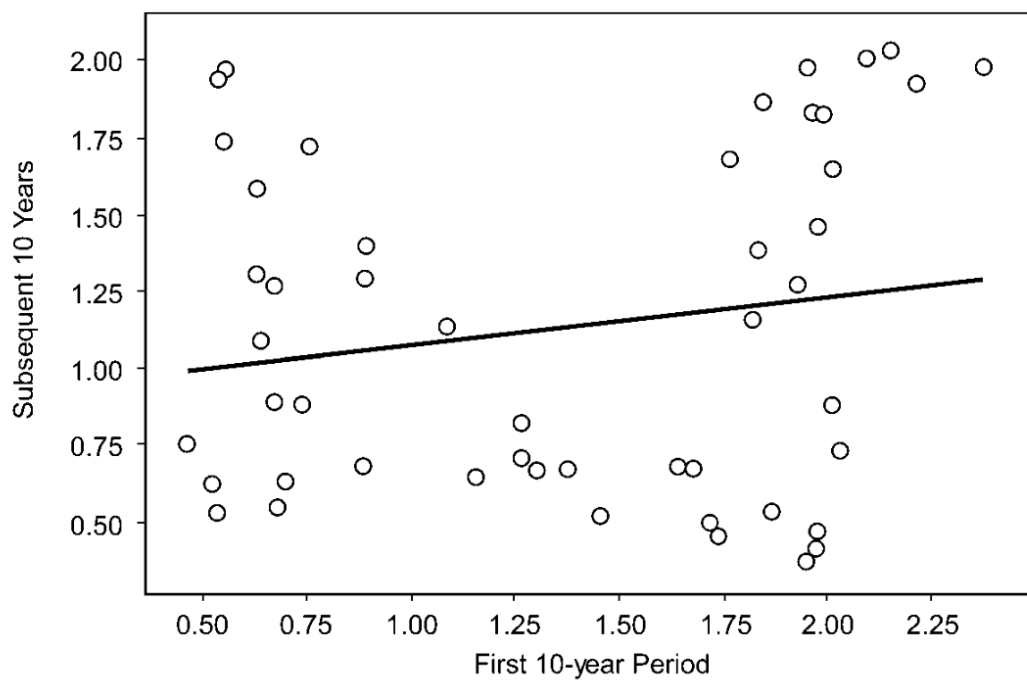


Figura 5: Grafico a dispersione della crescita della produttività totale dei fattori aggiustata per l'utilizzo

L'assenza di una correlazione significativa tra i tassi di crescita della produttività in decenni consecutivi implica che la produttività economica segue un andamento impre-

vedibile nel lungo periodo. Questo fenomeno può essere attribuito a diversi fattori, in particolare:

- **Le innovazioni tecnologiche non hanno un impatto lineare e costante sulla produttività :** Le General Purpose Technologies (GPT), come l'Intelligenza Artificiale, richiedono tempi di adattamento prima di produrre guadagni tangibili in termini di produttività aggregata. Questo è stato osservato anche in passato: ad esempio, l'IT ha avuto un impatto misurabile solo dopo la riorganizzazione dei modelli aziendali e l'adozione di nuove strutture produttive negli anni 2000. Secondo gli autori, il ritardo nell'adozione dell'IA potrebbe seguire uno schema simile, con un intervallo temporale tra la sua introduzione e il suo pieno impatto sull'economia.
- **La crescita della produttività può essere influenzata da fattori esterni e ciclici :** La produttività non è determinata esclusivamente dal progresso tecnologico, ma risente di fluttuazioni macroeconomiche, crisi finanziarie e cambiamenti nei modelli di business. Come dimostrano le analisi storiche, eventi imprevisti e shock economici possono alterare il percorso della produttività e mascherare i benefici delle nuove tecnologie nel breve periodo.
- **Gli indicatori tradizionali potrebbero non catturare immediatamente gli effetti delle nuove tecnologie :** Gli autori riprendono la cosiddetta “*mis-measurement hypothesis*”, sottolineando che parte del valore generato dalle tecnologie digitali, inclusa l'IA, potrebbe non essere adeguatamente misurato dalle statistiche ufficiali. In particolare, molti servizi digitali a basso costo o gratuiti, come le piattaforme di e-commerce e i servizi cloud, forniscono un valore significativo ai consumatori e alle imprese, ma non sempre si traducono in un aumento del PIL o della produttività misurata.

Di conseguenza, il rallentamento della produttività osservato negli ultimi anni non implica necessariamente che questo trend continuerà nel futuro. (Brynjolfsson et al., 2019) evidenziano che i periodi di stagnazione della produttività non sono inediti nella storia economica e che l'impatto delle nuove tecnologie può emergere solo dopo una fase di riorganizzazione e diffusione su larga scala. Questo suggerisce che l'attuale fase di crescita contenuta della produttività potrebbe essere solo un **periodo di transizione**, destinato a precedere una futura accelerazione determinata dall'adozione più diffusa e strutturata delle nuove tecnologie digitali.

2.5 Il filo rosso tra Solow e l'IA, una rivoluzione tecnologica senza precedenti?

La storia dell'innovazione tecnologica è caratterizzata da fasi di trasformazione radicale, ognuna delle quali ha modificato profondamente i processi produttivi, le strutture economiche e la distribuzione del reddito. Le rivoluzioni industriali, in particolare, hanno segnato momenti di svolta nell'organizzazione del lavoro, generando profonde mutazioni nel modo in cui beni e servizi vengono prodotti e distribuiti. L'adozione di nuove tecnologie ha sempre seguito un ciclo di diffusione caratterizzato inizialmente da resistenze e costi di transizione, per poi portare a un'accelerazione della produttività una volta superate le barriere organizzative e infrastrutturali.

La prima rivoluzione industriale (**Industria 1.0**) ebbe inizio alla fine del XVIII secolo con l'introduzione della macchina a vapore, che permise di sostituire la forza muscolare umana e animale con una fonte di energia più potente e costante. Questo progresso favorì la meccanizzazione della produzione, consentendo la creazione di stabilimenti industriali su larga scala e dando impulso a settori come il tessile, la metallurgia e i trasporti. Tuttavia, i benefici della nuova tecnologia si diffusero lentamente e non senza difficoltà: molti lavoratori inizialmente opposero resistenza al cambiamento, preoccupati per la perdita dei propri impieghi a favore delle macchine. L'effetto complessivo fu, tuttavia, una crescita senza precedenti della capacità manifatturiera, che diede origine a un incremento della produttività e al consolidamento delle economie capitalistiche moderne.

La seconda rivoluzione industriale (**Industria 2.0**) si sviluppò tra la fine del XIX e l'inizio del XX secolo, grazie alla diffusione dell'elettricità e al perfezionamento dei processi industriali. A differenza del vapore, l'elettricità rese i processi produttivi più flessibili ed efficienti, eliminando molte delle limitazioni imposte dalle macchine a combustione. L'innovazione più significativa fu l'introduzione della produzione di massa, resa possibile dalle catene di montaggio e dai nuovi metodi organizzativi introdotti da Henry Ford all'inizio del Novecento. Questo nuovo modello industriale, oltre a incrementare la produttività e a ridurre i costi di produzione, ebbe un impatto significativo sulla struttura del mercato del lavoro, aumentando la domanda di operai specializzati e contribuendo alla crescita della classe media. Tuttavia, anche questa transizione non fu immediata: le imprese dovettero investire ingenti capitali per riprogettare i propri stabilimenti e formare i lavoratori, e la riorganizzazione della produzione richiese diversi decenni prima di manifestare pienamente i suoi effetti.

La terza rivoluzione industriale (**Industria 3.0**), avviata nella seconda metà del XX secolo, fu caratterizzata dall'avvento dell'informatica e delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (ICT). L'introduzione dei computer e dei sistemi automatizzati trasformò profondamente la produzione, permettendo una crescente digitalizzazione dei

processi aziendali. Le imprese iniziarono a utilizzare software avanzati per la gestione delle operazioni, mentre i sistemi robotici sostituirono progressivamente il lavoro manuale in molti settori industriali (Brynjolfsson et al., 2019). Tuttavia, come osservato da diversi economisti, i miglioramenti tecnologici in questa fase non portarono immediatamente a un aumento significativo della produttività aggregata, dando origine al Paradosso di Solow.

Oggi, con l'avvento dell'**(Industria 4.0)**, ci troviamo di fronte a una rivoluzione tecnologica di natura profondamente diversa rispetto alle precedenti. Se in passato le innovazioni erano per lo più legate all'ottimizzazione di processi produttivi già esistenti, l'Intelligenza Artificiale (IA) rappresenta un salto qualitativo che ridefinisce il rapporto tra macchine e lavoratori. Le tecnologie basate su IA non si limitano a eseguire compiti predefiniti, ma sono in grado di apprendere autonomamente, prendere decisioni complesse e adattarsi a nuovi contesti. Questo implica che l'IA non solo aumenterà l'efficienza dei processi industriali, ma trasformerà interi settori economici, influenzando il mercato del lavoro, i modelli di business e le politiche pubbliche.

Secondo (Brynjolfsson and McAfee, 2014), l'attuale fase di trasformazione tecnologica rappresenta "un cambiamento tanto profondo quanto quello innescato dalla Rivoluzione Industriale". Tuttavia, a differenza delle precedenti ondate di innovazione, l'IA non mostra segni di rallentamento e continua a progredire a un ritmo esponenziale, generando sfide inedite per le imprese e i lavoratori. Tra le principali criticità, gli studiosi evidenziano il rischio di una crescente polarizzazione del mercato del lavoro, con un forte incremento della domanda di competenze avanzate e una progressiva automazione delle mansioni meno qualificate.

Un'altra distinzione fondamentale tra le passate rivoluzioni industriali e l'Industria 4.0 riguarda il tasso di adozione della tecnologia. Mentre l'introduzione della macchina a vapore e dell'elettricità richiese decenni prima di tradursi in un impatto diffuso sulla produttività, l'IA e le tecnologie digitali si stanno diffondendo a un ritmo molto più rapido, grazie alla connettività globale e alla crescente accessibilità delle infrastrutture cloud. Tuttavia, nonostante la velocità di diffusione, gli effetti positivi dell'IA sulla produttività potrebbero richiedere tempo per emergere completamente, a causa della necessità di una profonda riorganizzazione aziendale e sociale.

L'Industria 4.0 rappresenta una trasformazione senza precedenti nella storia economica, con il potenziale di rivoluzionare il mondo del lavoro e la struttura produttiva su scala globale. Tuttavia, affinché i benefici dell'IA possano concretizzarsi, sarà fondamentale affrontare **le sfide legate alla riorganizzazione del lavoro**, alla **formazione delle competenze** e alle **implicazioni etiche** della tecnologia. Il modo in cui queste questioni saranno gestite nei prossimi decenni determinerà se la rivoluzione dell'IA avrà un im-

patto positivo sulla crescita economica e sulla società, o se rischierà di amplificare le disuguaglianze esistenti.

Criticità dell'IA: Concentrazione dei Benefici e Impatti Incerti Sebbene il ritardo nell'implementazione sia una spiegazione plausibile del paradosso della produttività, alcuni economisti mettono in dubbio che la stagnazione osservata sia solo temporanea. (Acemoglu et al., 2014) hanno evidenziato come, negli Stati Uniti, i guadagni di produttività derivanti dalle tecnologie digitali si siano concentrati quasi esclusivamente nei settori produttori di tecnologia, mentre i settori utilizzatori hanno beneficiato in misura minore o nulla. Questo fenomeno suggerisce che **l'adozione dell'IA** non si traduce automaticamente in un miglioramento diffuso della produttività aggregata, ma **tende piuttosto a rafforzare il vantaggio competitivo di un ristretto numero di imprese** già leader nel mercato, accentuando le disuguaglianze tra aziende e settori economici.

Un aspetto critico è il potenziale trade-off tra produttività e occupazione. Sebbene l'IA possa incrementare l'efficienza operativa, il suo impatto sulla domanda di lavoro rimane controverso. (Acemoglu and Restrepo, 2020) hanno dimostrato che l'introduzione di robot industriali negli Stati Uniti ha avuto effetti negativi sull'occupazione e sui salari, soprattutto nelle regioni con una maggiore esposizione all'automazione. Questo solleva dubbi sulla capacità dell'IA di generare un incremento netto della produttività aggregata, poiché l'effetto predominante potrebbe essere una redistribuzione della produttività e dei guadagni a favore di poche grandi imprese, piuttosto che una crescita diffusa del sistema economico.

Un altro aspetto distintivo dell'IA rispetto alle precedenti innovazioni digitali è la rapidità con cui può diffondersi. A differenza delle ICT e dei robot industriali, che richiedevano ingenti investimenti in capitale fisico e infrastrutture, l'IA si basa su dati e modelli computazionali, rendendola scalabile e accessibile anche a imprese con risorse limitate (McKibbin and Triggs, 2019). L'adozione di soluzioni basate sull'IA è ulteriormente facilitata dalla disponibilità di servizi cloud e piattaforme di machine learning, che consentono anche alle PMI di integrare queste tecnologie nei loro processi produttivi con costi relativamente contenuti. Tuttavia, questa accessibilità può amplificare alcune criticità. Se da un lato **l'IA può essere implementata più rapidamente** rispetto alle precedenti tecnologie, dall'altro **questo potrebbe accelerare il processo di sostituzione del lavoro umano**, anche in settori tradizionalmente meno esposti all'automazione. Inoltre, il carattere scalabile dell'IA rischia di favorire le grandi aziende tecnologiche, che possono sfruttare enormi quantità di dati e capacità computazionali, aumentando il divario tra imprese leader e follower e favorendo una maggiore concentrazione del potere economico.

Infine, l'impatto dell'IA sulla produttività dipenderà fortemente dal **contesto normativo** e dalle **politiche pubbliche adottate**. Programmi di incentivazione all'innovazione, investimenti nella formazione delle competenze digitali e misure di supporto alla transizione tecnologica per le imprese, potrebbero essere determinanti nel trasformare l'IA in un effettivo motore di crescita della produttività aggregata, evitando al contempo un aumento delle disuguaglianze nel mercato del lavoro.

2.6 Evidenze empiriche degli effetti dell'IA

(Brynjolfsson and McAfee, 2014) sostenevano che i rischi legati alle tecnologie di Intelligenza Artificiale (IA) non derivassero principalmente da fattori economici. Tuttavia, diversi economisti hanno espresso preoccupazioni sugli effetti collaterali che l'IA potrebbe avere sull'economia, in particolare riguardo all'occupazione, disuguaglianza, istruzione, commercio e alle risposte delle politiche economiche (Lu and Zhou, 2021).

2.6.1 IA e disoccupazione

Uno dei quesiti più dibattuti in letteratura riguarda l'impatto dell'IA sul mercato del lavoro e il rischio di sostituzione occupazionale. Numerosi studi hanno analizzato i cambiamenti nelle tendenze occupazionali in relazione allo sviluppo delle tecnologie IA. (Autor et al., 2020; Autor and Salomons, 2017) spiegano la riduzione della quota del lavoro sul PIL attraverso il modello delle *“Superstar Firms”*, secondo cui le imprese dominanti hanno tratto vantaggio dalla globalizzazione e dal progresso tecnologico, determinando una maggiore concentrazione industriale e una riduzione della quota di reddito destinata al lavoro. Questo fenomeno è stato riscontrato anche in altri studi (Elsby et al., 2013; Karabarbounis and Neiman, 2014).

La questione della sostituzione occupazionale è centrale nel dibattito sugli effetti dell'IA. (Frey and Osborne, 2017) hanno sviluppato un indice per valutare la suscettibilità delle occupazioni all'automazione, scoprendo che una quota rilevante dell'occupazione nei servizi negli Stati Uniti è altamente vulnerabile alla sostituzione da parte delle tecnologie IA. Analogamente, (Ford, 2009; Brynjolfsson and McAfee, 2014) evidenziano come il progresso dell'automazione e dell'IA possa essere un fattore determinante nell'incremento della disoccupazione.

Tuttavia, l'effetto dell'IA sull'occupazione è complesso. (Autor et al., 2017) hanno riscontrato che, sebbene la produttività in alcuni settori aumenti, l'occupazione tende a ridursi a livello settoriale, mentre a livello macroeconomico l'occupazione complessiva può crescere con l'aumento della produttività aggregata. **Questo dato è coerente con la regolarità empirica secondo cui i guadagni di produttività tendono a ridur-**

re l'occupazione all'interno di singoli settori, ma possono generare effetti positivi sull'occupazione complessiva.

Un contributo rilevante è quello di (Acemoglu and Restrepo, 2020), che hanno studiato l'impatto dell'introduzione di robot industriali sul mercato del lavoro locale. Il loro studio considera due effetti opposti: **l'effetto di sostituzione**, che riduce l'occupazione, e **l'effetto di produttività**, che può stimolare la domanda di lavoro. Tuttavia, in contrasto con le conclusioni di (Autor and Salomons, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2020) identificano un effetto fortemente negativo dei robot sull'occupazione e sui salari nelle zone con alta concentrazione di automazione. In particolare, stimano che “un robot aggiuntivo ogni mille lavoratori riduce il rapporto tra occupazione e popolazione di circa 0,18 - 0,34 punti percentuali e i salari dello 0,25% - 0,5%”. Questo risultato evidenzia la necessità di ulteriori ricerche sugli effetti di equilibrio dell'IA sui mercati del lavoro.

Nello stesso filone, (Acemoglu and Restrepo, 2019) propongono un modello teorico per analizzare gli effetti dell'automazione e delle nuove tecnologie sulla domanda di lavoro. Secondo il loro framework, l'automazione sostituisce il lavoro umano nei compiti in cui era tradizionalmente impiegato, determinando una riduzione della quota del lavoro nel valore aggiunto complessivo. Tuttavia, l'impatto dell'automazione è controbilanciato dalla creazione di nuove mansioni, che favoriscono la domanda di lavoro attraverso un “*effetto di ripristino*”. Utilizzando dati a livello industriale, gli autori suggeriscono che il rallentamento della crescita dell'occupazione negli ultimi tre decenni sia dovuto all'accelerazione dell'effetto di sostituzione, soprattutto nel settore manifatturiero, unita a una più debole creazione di nuove mansioni e a una crescita della produttività inferiore rispetto ai decenni precedenti.

Un aspetto critico degli studi sull'occupazione e l'IA, riguarda il tipo di indicatori utilizzati. La maggior parte della letteratura si concentra sulla **distruzione lorda dei posti di lavoro** dovuta all'automazione, senza fornire risposte chiare su aspetti cruciali come il turnover del mercato del lavoro o la differenza tra **distruzione netta di posti di lavoro e riallocazione occupazionale** (Lu and Zhou, 2021; Ernst et al., 2019) affrontano questo divario conoscitivo analizzando le trasformazioni occupazionali causate dalle precedenti ondate di automazione. Il loro studio confronta le esperienze di economie avanzate ed emergenti, mostrando che l'automazione ha avuto un impatto significativo non solo sull'occupazione manifatturiera, ma anche sulle professioni legate all'intelligenza artificiale e alla digitalizzazione. I loro risultati suggeriscono che, se accompagnata da adeguate politiche di formazione e redistribuzione, l'IA potrebbe contribuire a una crescita più inclusiva, consentendo a segmenti più ampi della forza lavoro di migliorare la propria produttività e di accedere a occupazioni meglio retribuite. Tuttavia, ciò richiede un'azione politica mirata per favorire la transizione occupazionale e mantenere un contesto

competitivo che garantisca la diffusione delle innovazioni.

(Raj and Seamans, 2018) sottolineano **la necessità di raccogliere dati più dettagliati sull'adozione dell'IA a livello aziendale**. La maggior parte delle ricerche empiriche utilizza statistiche aggregate a livello di settore o di paese, il che limita la possibilità di comprendere in che modo l'IA possa complementare o sostituire il lavoro nelle singole imprese. Secondo gli autori, l'uso di dati a livello aziendale permetterebbe non solo di valutare con maggiore precisione gli effetti dell'IA sulla produttività, ma anche di analizzare il ruolo della struttura di mercato, le differenze tra imprese di dimensioni diverse e l'impatto della tecnologia sull'imprenditorialità e sulle economie regionali.

In sintesi, il dibattito sull'IA e l'occupazione rimane aperto e articolato, sebbene esistano evidenze di una riduzione della domanda di lavoro in alcuni settori, il bilancio complessivo dipenderà dalla capacità dell'economia di generare nuove opportunità occupazionali e di redistribuire i guadagni di produttività in modo equo. La sfida principale per i decisori politici sarà quella di gestire questa transizione attraverso politiche adeguate, che favoriscano sia l'adozione dell'IA che la tutela dei lavoratori più vulnerabili agli effetti dell'automazione.

2.6.2 IA e disuguaglianza

Il tema dell'impatto dell'Intelligenza Artificiale (IA) sulla disuguaglianza è tra i più discussi nel dibattito economico recente, sia in relazione alla disuguaglianza all'interno dei paesi (*within-country*) che a quella tra paesi (*between-country*). Secondo (Lu and Zhou, 2021), l'evidenza empirica mostra che, mentre la disuguaglianza globale in termini di reddito ha registrato un lieve declino negli ultimi decenni, quella interna ai singoli paesi è aumentata sensibilmente a partire dagli anni Novanta, con un leggero rallentamento solo dopo la crisi del 2008 (Chandy and Seidel, 2017; Deal, 2017; Group, 2016; Hallward-Driemeier and Nayyar, 2017).

La crescente disuguaglianza interna è stata favorita da un'accelerazione del progresso tecnologico e dalla globalizzazione, che hanno prodotto benefici più tangibili nei paesi in via di sviluppo in termini di riduzione del divario di reddito con i paesi avanzati. Tuttavia, la disuguaglianza in termini di ricchezza non ha seguito lo stesso andamento, con una tendenza alla concentrazione a favore dei ceti più abbienti. (Piketty, 2014) sottolinea come, in presenza di un tasso di rendimento del capitale superiore al tasso di crescita aggregata dell'economia, si generi un naturale incremento delle disuguaglianze. Questa teoria è stata però criticata da (Acemoglu and Robinson, 2015), i quali evidenziano come tali dinamiche non possano essere analizzate ignorando il ruolo delle istituzioni e delle politiche pubbliche.

A livello globale, secondo (Baldwin, 2016), l'industrializzazione e la globalizzazione che avevano in passato favorito i paesi in via di sviluppo stanno esaurendo la loro spinta propulsiva. In questo contesto, (Norton, 2017) sostiene che l'adozione di tecnologie basate sull'IA possa ulteriormente ostacolare il processo di *catch-up* dei paesi emergenti, spostando il vantaggio competitivo dalla disponibilità di manodopera a basso costo verso la prossimità ai mercati e l'accesso al know-how tecnologico.

Sebbene molti studi suggeriscano che l'IA non porterà necessariamente a una riduzione dell'occupazione aggregata, il suo effetto sulla struttura occupazionale sarà probabilmente disomogeneo. (Lu and Zhou, 2021) sottolineano un fatto stilizzato importante: la crescita della produttività indotta dall'IA porterà inevitabilmente a una ristrutturazione del mercato del lavoro e delle dinamiche commerciali, aumentando le disuguaglianze sia tra che all'interno dei paesi. Alcuni studi suggeriscono che l'automazione ridurrà la domanda di lavoro a bassa qualificazione e aumenterà quella per i lavoratori ad alta qualificazione. In questo scenario, **l'accesso a un'istruzione di qualità diventa fondamentale**: le famiglie più abbienti, potendo garantire ai propri figli le competenze richieste, consolideranno il vantaggio competitivo, rischiando di accentuare la disuguaglianza intergenerazionale (Golley et al., 2019; ESCAP, 2018).

Per contrastare questo effetto, (Lu and Zhou, 2021) richiamano la necessità di politiche mirate a ridurre le disuguaglianze di opportunità, anche attraverso strumenti redistributivi come il reddito di base universale o i crediti d'imposta sul lavoro. Inoltre, (Agrawal et al., 2019) evidenziano che le politiche del lavoro e della concorrenza avranno un ruolo determinante nel plasmare gli effetti dell'IA su occupazione, disuguaglianza e struttura dei mercati.

2.6.3 IA e istruzione

Il rapporto tra Intelligenza Artificiale (IA) e istruzione è profondo e bidirezionale: **l'IA sta modificando il modo in cui l'educazione viene erogata, personalizzata e amministrata**, mentre allo stesso tempo il sistema educativo rappresenta il principale serbatoio di conoscenze e competenze da cui dipende lo sviluppo stesso delle tecnologie IA.

Da una parte, l'automazione e l'IA stanno trasformando la struttura della domanda di lavoro, imponendo agli individui la necessità di adattarsi a ritmi tecnologici sempre più accelerati. In una fase iniziale di sviluppo dell'IA, sarà sempre più rilevante possedere competenze matematiche, logiche e di programmazione. Tuttavia, secondo (Korinek and Stiglitz, 2018; Nordhaus, 2021), si profila un'epoca in cui l'IA raggiungerà un livello di maturità tale da rendere superflua la conoscenza tecnica per il suo utilizzo quotidiano. In questo scenario, noto come "*singolarità tecnologica*", saranno le competenze uma-

ne non replicabili dalle macchine a diventare centrali, come l'intelligenza emotiva, la comunicazione e la creatività (Baldwin, 2019; Huang and Rust, 2018).

Già oggi, l'Intelligenza Artificiale viene impiegata in molti ambiti del settore educativo, un articolo pubblicato da Forbes il 27 dicembre 2017 descrive come l'IA sia in grado di svolgere attività tradizionalmente affidate agli esseri umani, tra cui la correzione automatica dei compiti, la gestione dei processi di ammissione, il tutoraggio personalizzato, e persino la creazione di corsi online adattivi. In questo contesto, tutti gli attori del sistema educativo (studenti, docenti e amministratori) possono beneficiare di approcci più intelligenti e su misura.

Secondo (Zawacki-Richter et al., 2019), l'**Intelligenza Artificiale nell'educazione** (AI in Education – **AIED**) è un'area emergente della tecnologia educativa. In una loro revisione sistematica della letteratura accademica, gli autori evidenziano come la maggior parte degli studi provenga dalle discipline informatiche e STEM, e si basi prevalentemente su metodologie quantitative. **Le applicazioni dell'IA nel contesto accademico** si articolano principalmente in quattro aree:

1. Profilazione degli studenti;
2. Valutazione e misurazione dei risultati;
3. Sistemi adattivi e personalizzazione;
4. Tutoraggio intelligente.

Tuttavia, la stessa revisione sottolinea una preoccupante carenza di riflessioni critiche riguardo ai rischi etici e pedagogici dell'impiego dell'IA nel contesto educativo, nonché una debole connessione con le prospettive teoriche della pedagogia.

Un ulteriore elemento di riflessione viene proposto da (Campa, 2017), il quale sostiene che l'IA non si limiterà a impattare i lavoratori con scarse competenze, ma colpirà anche coloro che possiedono un elevato livello di istruzione. A suo avviso, non sarà sufficiente incrementare l'offerta formativa in discipline tecnico-scientifiche per prevenire la disoccupazione tecnologica. **Saranno invece necessarie abilità più complesse e trasversali** come il pensiero critico, la sensibilità sociale, la creatività artistica e la comprensione filosofica.

In linea con questa visione, Jeffrey Sachs, durante una conferenza dell'NBER sull'economia dell'IA (Toronto, 2017), ha affermato che il contributo distintivo dell'essere umano nel futuro sarà proprio la sua umanità, vale a dire tutto ciò che l'IA non può replicare. Questo apre una riflessione più ampia: in che modo l'economia, come scienza sociale, dovrà ridefinire il concetto di "agente economico"? La diffusione dell'IA solleva infatti la necessità di rivedere i modelli teorici per includere nuove dimensioni umane,

quali i valori, le preferenze per i servizi forniti da esseri umani, e il bisogno di interazioni autentiche (Lu and Zhou, 2021).

2.6.4 IA e commercio internazionale

Nonostante l'Intelligenza Artificiale stia avendo un impatto crescente su numerosi settori economici, la letteratura che analizza in modo esplicito le sue conseguenze sul commercio internazionale è ancora scarsa. Tuttavia, è possibile identificare diversi effetti potenziali dell'IA sulle attività commerciali globali e, di conseguenza, sull'occupazione nei diversi Paesi.

Un primo aspetto riguarda la possibilità di **reshoring**, ovvero il ritorno della produzione manifatturiera nei Paesi d'origine. Se da un lato la riduzione del differenziale di costo del lavoro può incentivare questo fenomeno, dall'altro esistono forze di segno opposto. In particolare, la prossimità ai clienti rappresenta ancora un vantaggio competitivo cruciale per molte imprese. La delocalizzazione, infatti, non risponde solo a motivazioni di costo, ma anche alla necessità di servire direttamente i mercati esteri. Come osservato da Sebastian Duchamp, portavoce di General Electric, innovare richiede vicinanza ai clienti e ai talenti, ovunque essi si trovino.

Un secondo limite alla rilocalizzazione produttiva è rappresentato dalle **difficoltà tecniche ancora presenti in alcuni processi di automazione**. Per esempio, nel settore delle calzature, il CEO di Adidas ha evidenziato come alcune fasi produttive, come l'inserimento dei lacci, restino tuttora manuali, poiché la tecnologia non è ancora in grado di automatizzarle. Tali colli di bottiglia rallentano la piena automazione delle linee produttive e, quindi, anche il reshoring.

Un terzo ostacolo riguarda i **rapporti di fornitura globali**. Molti fornitori seguono i propri clienti nei processi di delocalizzazione, creando un legame stabile che disincentiva la rilocalizzazione anche in presenza di cambiamenti nei costi o nei salari (Dachs et al., 2012). In questo contesto, l'Industria 4.0, rafforzando ulteriormente le connessioni tra imprese lungo le catene del valore, potrebbe agire da freno al reshoring (Brennan et al., 2015; Stentoft et al., 2016; Delis et al., 2019).

Anche se il reshoring dovesse avvenire, i benefici occupazionali potrebbero essere limitati. I nuovi impianti, altamente automatizzati, creerebbero più posti di lavoro per robot che per esseri umani, e la domanda di manodopera si concentrerebbe solo su figure altamente qualificate con competenze digitali avanzate. Secondo (Lu and Zhou, 2021), ciò implica che, nei Paesi avanzati, il ritorno delle fabbriche non coinciderà necessariamente con un incremento occupazionale.

Per quanto riguarda i Paesi in via di sviluppo, emergono tre principali preoccupazioni:

- L'aumento dell'automazione nei Paesi avanzati potrebbe **erodere il vantaggio comparato fondato sul basso costo del lavoro**;
- Le tecnologie robotiche **favorirebbero i Paesi con maggiore capacità industriale preesistente**;
- **La quota di occupazioni automatizzabili è spesso più alta nei Paesi in via di sviluppo rispetto a quelli avanzati**, dove molte di queste mansioni sono già scomparse (on Trade and Development, 2016; Hallward-Driemeier and Nayyar, 2017).

Questo potrebbe aggravare ulteriormente la tendenza alla “deindustrializzazione prematura” e compromettere le prospettive di crescita industriale.

Un ulteriore elemento critico riguarda le implicazioni strategiche a livello internazionale. Finora, la maggior parte della ricerca si è concentrata sugli effetti dell'IA a livello nazionale, trascurando le dinamiche geopolitiche. Eppure, la diffusione dell'IA potrebbe trasformare le catene globali del valore, e la capacità di sviluppare e distribuire tecnologie IA potrebbe diventare un nuovo fattore di vantaggio comparativo tra Paesi.

L'impatto dell'Intelligenza Artificiale sul commercio globale è potenzialmente enorme, ma ancora poco compreso, le conseguenze dipenderanno da una molteplicità di fattori: dalla struttura industriale dei Paesi, dalle politiche di adozione, dalle capacità di sviluppo tecnologico interno e dalla cooperazione (o conflitto) tra attori globali.

2.7 IA e produttività del lavoro: evidenze empiriche

La relazione tra l'adozione dell'intelligenza artificiale (IA) e la produttività del lavoro è oggetto di attenzione della letteratura economica recente, anche se il numero di studi empirici approfonditi su questo specifico tema è ancora limitato.

In particolare, l'adozione dell'IA è solitamente misurata a partire dai brevetti registrati dalle imprese, gli studi considerano quindi la presenza, **il numero o l'intensità di brevetti** classificabili come legati all'intelligenza artificiale, ipotizzando che questi siano un buon indicatore della capacità innovativa delle imprese in questo ambito. Per quanto riguarda la produttività del lavoro, la variabile comunemente utilizzata è il **rapporto tra output** (come vendite o valore aggiunto) **e numero di addetti**. Da un punto di vista metodologico, queste analisi si basano su dati a livello di impresa, che consentono di seguire nel tempo l'evoluzione delle performance aziendali. Per isolare l'effetto specifico dell'IA sulla produttività, vengono inclusi controlli per altre forme di innovazione (come i brevetti non-IA) e per caratteristiche strutturali delle imprese (dimensione, settore, localizzazione). I risultati ottenuti da questi studi indicano che l'introduzione di innovazioni in ambito IA è associata ad un incremento nella produttività del lavoro, un

contributo particolarmente rilevante in questo campo è quello di (Alderucci et al., 2020), i quali analizzano il caso statunitense e osservano che, in media, le imprese che registrano la loro prima innovazione brevettata in IA sperimentano un **aumento della produttività per addetto pari a circa il 4%** rispetto a imprese simili che non adottano tecnologie IA.

A livello più ampio, (Damioli et al., 2021) analizzano un campione di oltre 5.000 imprese attive in diverse aree geografiche (Europa, Nord America, Giappone, Cina) nel periodo 2000-2016. I loro risultati mostrano che, a parità di altre attività innovative, le imprese che incrementano il numero di brevetti IA registrano un aumento della produttività per lavoratore. In termini quantitativi, raddoppiare il numero di brevetti IA corrisponde, in media, a un incremento del 3% della produttività del lavoro. Un dato interessante emerso da questo studio è la **tempistica degli effetti**: nella prima metà degli anni 2000, i brevetti IA non risultavano avere un impatto significativo, mentre a partire dal 2009 l'effetto diventa chiaramente positivo. Ciò suggerisce che l'adozione dell'IA ha richiesto un periodo di maturazione prima di generare ritorni in termini di produttività, coerentemente con quanto accade spesso per le tecnologie di tipo general purpose. Ulteriori approfondimenti mostrano che l'**impatto dell'IA varia** significativamente tra settori economici e tipologie di impresa e gli effetti positivi sono maggiori tra le piccole e medie imprese (PMI) e nei settori dei servizi, dove le tecnologie IA possono essere adottate con maggiore flessibilità e con investimenti relativamente contenuti. Al contrario, nelle grandi imprese manifatturiere, l'effetto sulla produttività del lavoro è generalmente nullo o indistinguibile da quello prodotto da altre innovazioni, forse per via della maggiore rigidità organizzativa o della necessità di investimenti infrastrutturali più rilevanti. Questa eterogeneità è confermata da entrambi gli studi, che rilevano addirittura un impatto negativo nei settori manifatturieri in alcuni casi, a conferma delle difficoltà che tali imprese possono incontrare nell'implementazione efficace delle tecnologie IA.

Un ulteriore studio condotto da (Yang, 2022) sul settore elettronico di Taiwan, che ha analizzato dati tra il 2002 e il 2018, conferma i risultati precedenti e fornisce ulteriori dettagli. Anche in questo caso, l'adozione di IA, misurata tramite brevetti, è associata a livelli più elevati di produttività, le imprese che depositano brevetti IA mostrano una produttività del lavoro significativamente superiore rispetto a quelle che non innovano in questo ambito. Nello specifico, la presenza di brevetti IA è collegata a un incremento del 13% nella produttività totale dei fattori (TFP) e, misurando in termini di valore aggiunto per addetto, un aumento del 10% nel numero di brevetti IA corrisponde a un miglioramento di circa lo 0,4% nella produttività del lavoro. È interessante notare che **anche i brevetti non legati all'IA hanno un effetto positivo sulla produttività**, il che indica che l'intelligenza artificiale apporta vantaggi comparabili ad altre forme di innovazione tecnologica, ma non necessariamente superiori. Questo suggerisce che l'IA debba essere

considerata parte di un più ampio ecosistema di innovazione, e che i benefici più evidenti si ottengano quando essa è integrata con altri processi di modernizzazione aziendale.

In conclusione, sebbene la letteratura sia ancora in fase iniziale, le evidenze disponibili concordano nell'indicare un impatto generalmente positivo dell'adozione dell'IA sulla produttività del lavoro. Tale impatto appare moderato ma rilevante, soprattutto nei settori e nelle imprese più dinamiche e orientate all'innovazione. Tuttavia, **l'effetto positivo non è uniforme**: dipende fortemente dal contesto settoriale, dalla maturità tecnologica dell'IA e dalla capacità delle imprese di adottarla efficacemente.

Un altro fattore da considerare riguarda il presupposto di base su cui si sviluppano queste analisi, ovvero che esse si concentrano prevalentemente su imprese che brevettano tecnologie IA, ovvero che sono attivamente coinvolte nello sviluppo di soluzioni proprietarie. Rimane tuttavia ancora parzialmente inesplorata la questione dell'**impatto della mera adozione di tecnologie IA**, ovvero dei benefici in termini di produttività che possono derivare all'impresa che utilizza strumenti e soluzioni IA sviluppate da terzi, senza necessariamente partecipare al processo innovativo alla base della loro creazione. Questo filone di analisi risulta cruciale, soprattutto in contesti produttivi caratterizzati da un tessuto di piccole e medie imprese, dove l'attività brevettuale è limitata ma l'adozione di strumenti digitali può essere comunque diffusa e determinante per l'efficienza del lavoro. Inoltre, concentrarsi esclusivamente sui brevetti potrebbe sottostimare l'effettiva diffusione dell'IA, in quanto molte applicazioni pratiche – come software preconfezionati, soluzioni cloud o servizi automatizzati – non si traducono necessariamente in nuove registrazioni brevettuali.

In questa prospettiva, si può richiamare la **mis-measurement hypothesis** (Mokyr, 2014; Alloway, 2015; Feldstein, 2015; Hatzius and Dawsey, 2015; Smith, 2015), secondo la quale una parte rilevante degli effetti delle nuove tecnologie, tra cui l'intelligenza artificiale, sulla produttività potrebbe non essere adeguatamente rilevata dalle metriche tradizionali. Tale sottostima può derivare sia dalla natura immateriale delle innovazioni digitali, che rende difficile quantificare il reale impatto sui processi produttivi, sia dalla complessità nel misurare in modo accurato l'intensità e le modalità d'uso dell'IA all'interno delle imprese. Di conseguenza, risulta fondamentale interrogarsi sulle strategie di misurazione più efficaci, al fine di evitare analisi che restituiscano un quadro distorto o incompleto della relazione tra IA e performance aziendali. In questo senso, spostare il focus dall'innovazione sviluppata internamente, all'adozione effettiva di soluzioni basate sull'IA, rappresenta un passaggio cruciale. Approfondire il legame tra l'utilizzo dell'intelligenza artificiale e la produttività del lavoro, anche in assenza di attività brevettuale, costituisce pertanto un'evoluzione necessaria per comprendere con maggiore precisione le dinamiche di efficienza che caratterizzano le imprese nell'attuale contesto tecnologico.

3 La relazione tra IA e produttività del lavoro: un'analisi empirica

L'Intelligenza Artificiale rientra tra le **General Purpose Technologies**: piattaforme tecnologiche pervasive, cumulabili e generative di innovazioni complementari. Nonostante il potenziale, le statistiche aggregate mostrano ancora un “paradosso della produttività”: progressi tecnici evidenti non sempre si traducono subito in aumenti misurati di produttività. Le spiegazioni ricorrenti sono quattro:

- **Aspettative**: la narrativa sovrastima i benefici di breve periodo e sottostima quelli di medio-lungo termine;
- **Misurazione**: gli indicatori tradizionali faticano a catturare benefici immateriali (qualità, tempi, personalizzazione) e output gratuiti o incorporati in servizi digitali;
- **Diffusione diseguale**: i guadagni si concentrano in poche “superstar firms”, mentre code ampie dell'economia adottano con ritardo;
- **Complementi organizzativi e tempi di assorbimento**: per sprigionare effetti occorrono reingegnerizzazione dei processi, dati, capitale umano e investimenti complementari, che maturano con inerzia.

In questa chiave, è cruciale spostare l'attenzione empirica **dallo sviluppo** dell'IA (misurato, ad esempio, da brevetti o output di R&D) all'adozione effettiva da parte delle imprese. Molto valore economico dell'IA si manifesta nell'integrazione operativa di soluzioni, che non lasciano tracce negli indicatori tradizionali di performance. Ciò si collega alla *mismeasurement hypothesis*: una parte non trascurabile dei guadagni da IA può sfuggire alle metriche aggregate e contabili, perché si presenta come miglioramento di qualità, riduzione di costi/tempi o servizi a prezzo nullo, tutti elementi difficili da valorizzare nelle misure standard.

Alla luce di queste evidenze, l'analisi pone al centro **le imprese adottanti** e verifica se esista e quale sia la **relazione tra investimenti/adozione di IA e produttività del lavoro**, cogliendo gli effetti laddove si materializzano: nei processi e nelle scelte organizzative. L'obiettivo è stimare **il segno e l'intensità dell'associazione** e valutarne la variazione lungo le principali **direttrici di eterogeneità** (settori e classi dimensionali), discutendone i possibili meccanismi sottostanti.

3.1 Dataset

L'analisi utilizza un **dataset costruito ad hoc** a partire dai risultati del Censimento permanente delle imprese (ISTAT), **integrati tramite record-linkage** con le basi informative ISTAT sulle imprese. Il database così ottenuto combina **caratteristiche strutturali** (settore di attività, localizzazione geografica, dimensione, ecc.) e **indicatori di performance economica** (ad es. valore aggiunto, numero di dipendenti). L'universo di riferimento comprende le imprese con **almeno 10 addetti** appartenenti ai **settori manifatturiero e dei servizi**.

3.2 Metodo

Attraverso una regressione cross-section log-lineare è stata stimata la dimensione della relazione tra IA e produttività del lavoro. Analiticamente:

$$\ln lp_i = \beta_0 + \beta_1 tec1618_tec_ia_i + \beta_2 C_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

dove $\ln lp$ è la **produttività del lavoro**, espresso in termini logaritmici, dell'impresa i ; $tec1618_tec_ia$ è una **variabile binaria** che assume valore 1 se l'impresa ha investito in IA (per maggiori dettagli vedi paragrafo "Descrizione delle variabili"; C è il **vettore delle variabili di controllo**; ε_i è il termine di **errore**. In presenza di un modello log-lineare, il coefficiente β ci indica quanto, in termini percentuali, la produttività del lavoro delle imprese che investono in IA si differenzia dalle imprese che non investono in IA.

3.3 Descrizione delle variabili

3.3.1 Variabile dipendente

Il focus centrale dell'analisi è rappresentato dalla **produttività del lavoro**, assunta come variabile dipendente nel modello econometrico. Essa è misurata come **valore aggiunto per addetto**, una delle metriche più comunemente utilizzate nella letteratura per quantificare l'efficienza del lavoro all'interno delle imprese. Nel database utilizzato per l'analisi, la variabile è identificata con la sigla "**lnlp**" e rappresenta il **logaritmo della produttività del lavoro (anno 2019)**. La costruzione di tale variabile si fonda sulla volontà di analizzare se esiste una positiva associazione tra le azioni intraprese dalle imprese nel campo degli investimenti in IA nel triennio 2016-2018, da un lato, e la produttività del lavoro, dall'altro.

3.3.2 Principale variabile indipendente

La variabile indipendente considerata nell'analisi è denominata “**Investimenti in IA**”, identificata nel database con la sigla “**tec1618_tech_ia**”.

- **tec1618_tech_ia**: variabile binaria (dummy) che assume valore pari a **1** per tutte le imprese che, nel triennio **2016-2018**, hanno dichiarato di aver investito in almeno un ambito tecnologico riconducibile all'applicazione dell'**intelligenza artificiale**, e **0** in caso contrario.

Tale informazione deriva dal **censimento permanente delle imprese** condotto da ISTAT, in cui è stato chiesto alle imprese operanti nei settori **manifatturiero** e dei **servizi** se avessero effettuato investimenti in una serie di tecnologie avanzate durante il triennio di riferimento. Nello specifico, per la costruzione della variabile “*tec1618_tech_ia*”, sono state selezionate come rilevanti **tre aree tecnologiche** direttamente connesse all'impiego dell'intelligenza artificiale. Nello specifico, le imprese sono considerate “adottanti IA” se hanno risposto positivamente, ad **almeno una** delle seguenti tre voci che costituiscono gli ambiti di investimento dell'IA riportate nel questionario ISTAT:

- **Tecnologie immersive**
- **Elaborazione e analisi di Big Data**
- **Automazione avanzata, robot collaborativi e sistemi intelligenti**

Queste categorie rappresentano ambiti di applicazione in cui l'IA trova impiego pratico nelle imprese, sia attraverso sistemi di machine learning, che di automazione e trattamento avanzato dei dati.

La codifica adottata consente di individuare le imprese che, pur non essendo sviluppatrici dirette di tecnologie di intelligenza artificiale, **hanno integrato soluzioni basate sull'IA nei propri processi produttivi o gestionali**, contribuendo così potenzialmente a migliorarne l'efficienza operativa.

Questa scelta metodologica si inserisce nel dibattito sulla **mis-measurement hypothesis**, secondo cui l'impatto delle tecnologie digitali, tra cui l'IA, sulla produttività potrebbe risultare sottostimato a causa della limitata capacità delle metriche tradizionali di rilevarne adeguatamente gli effetti. In particolare, strumenti come il numero di brevetti o gli investimenti in R&S rischiano di non cogliere le reali modalità di utilizzo delle tecnologie intelligenti da parte delle imprese.

L'approccio adottato in questo studio, basato su dati dichiarativi relativi all'adozione di IA, **offre una prospettiva più aderente alla realtà dei sistemi produttivi**, soprattutto in contesti dove l'innovazione non si traduce necessariamente in output brevettabile. Ciò

permette di **intercettare l'adozione di soluzioni IA anche da parte di piccole e medie imprese o di settori meno coinvolti nella ricerca formale**, superando le distorsioni derivanti da indicatori troppo generici o parziali. In questo senso, l'impiego della variabile *tec1618_tec_ia* costituisce uno strumento utile per **analizzare con maggiore precisione il legame tra adozione di tecnologie intelligenti e produttività del lavoro**.

3.3.3 Variabili di controllo

Al fine di isolare in modo più accurato l'effetto dell'adozione dell'intelligenza artificiale sulla produttività del lavoro, l'analisi include una serie di **variabili di controllo** che consentono di tenere conto di fattori strutturali e geografici potenzialmente rilevanti. L'inserimento di tali variabili nel modello di regressione consente di osservare come il rapporto tra la variabile indipendente (adozione dell'IA) e la variabile dipendente (produttività del lavoro) possa variare al mutare delle condizioni strutturali delle imprese, permettendo così una **valutazione più robusta** e differenziata dell'impatto in esame. Le variabili di controllo selezionate sono le seguenti:

1. Dimensione dell'impresa

Questa variabile è identificata nel database con il nome "*addetti_2018*" e rappresenta il numero di addetti per ciascuna impresa registrati nell'anno 2018. Per meglio cogliere le eventuali differenze di impatto in funzione della scala dimensionale, la variabile è stata successivamente **clusterizzata** in tre sottocategorie, corrispondenti alle seguenti classi dimensionali: **piccole, medie e grandi** imprese.

- Piccole (10-49 addetti)
- Medie (50-249 addetti)
- Grandi (250 e oltre addetti)

2. Settore di attività economica

Questa variabile, denominata nel dataset "*sett_ateco2*", è stata aggregata in quattro categorie secondo la classificazione **OCSE NACE Rev.2 (2-digit level)**, che distingue i settori in base all'intensità tecnologica. In particolare, le imprese del settore **manifatturiero** sono suddivise in:

- High-tech manufacturing (HT)
- Low-tech manufacturing (LT)

Mentre per il settore **dei servizi**, la classificazione distingue tra:

- Knowledge-intensive services (KIS)

- Low knowledge-intensive services (LKIS)

Nel dataset, questa ricodifica è rappresentata dalla variabile “*sett_OCSE_01256*”, che consente di tenere conto dell’eterogeneità dell’impatto dell’IA tra comparti industriali con diversi livelli di sofisticazione tecnologica.

3. Localizzazione geografica (Macroregione)

La terza variabile di controllo è relativa alla **posizione geografica** dell’impresa. Essa è codificata con il nome “*creg*” e, ai fini dell’analisi, è stata **riclassificata** in due sottocategorie:

- **Centro-Nord**
- **Mezzogiorno** (includendo sia Sud che Isole)

Tale suddivisione consente di verificare se e come la performance legata all’adozione dell’IA possa essere influenzata dal contesto territoriale in cui l’impresa opera, considerando i noti divari strutturali che caratterizzano le diverse aree del Paese.

Table VD – Variables description

Variabili	Tipologia	Descrizione
Variabile dipendente		
Produttività del lavoro	Continuous	Logaritmo della produttività del lavoro nel 2019
Variabile indipendente		
IA	Dummy	1 = se l'impresa ha investito in IA (ha risposto positivamente ad almeno una delle tre domande sottoposte nella survey); 0 = se l'impresa non ha investito in IA
Variabili di controllo		
Size	Continuous	Numero di impiegati
Industry	Dummies	Classificazione OCSE NACE Rev.2 (2-digit level) dei settori manifatturiero e dei servizi
Geographical location	Dummies	Regioni (NUTS-2), classificazione geografica del territorio italiano
Subsample		
Classe di addetti	Dummies	1 = small, 2 = medium, 3 = large. Sottocategorie della più grande variabile addetti_2018
Macro settori	Dummies	1 = high/medium-high technology manufacturing (HT); 2 = medium/medium-low technology manufacturing (LT); 3 = Knowledge-intensive services (KIS) 4 = Low Knowledge-intensive services (LKIS)
Macroregione	Dummies	1 = Centro-Nord (raggruppa Nord-ovest, Nord-est, Centro); 2 = Mezzogiorno (raggruppa Sud e Isole)

Figura 6: *Descrizione delle variabili oggetto di studio*

3.4 Summary statistics: un'analisi del campione oggetto di analisi

Le statistiche descrittive forniscono una panoramica della composizione del campione di imprese considerate nell'analisi, quasi 100 mila osservazioni. Le variabili riportate sono tutte di tipo binario (dummy), assumendo valore 1 se la condizione è verificata e 0 altrimenti. Le medie delle variabili possono dunque essere interpretate come proporzioni (in percentuale) di imprese appartenenti a ciascuna categoria.

Adozione di tecnologie IA La variabile indipendente principale, **tec1618.tech_ia**, indica se l'impresa ha adottato almeno una tecnologia legata all'intelligenza artificiale nel triennio 2016-2018. Solo il **10,8%** delle imprese del campione ha adottato IA, a conferma

della natura ancora poco diffusa di queste tecnologie nel periodo considerato. L'adozione per sottogruppi mostra una forte eterogeneità:

- Per **dimensione**, la quota di imprese adottanti cresce in modo netto: small 8,6%, medium 19,0%, large 34,9%. In termini relativi, le grandi adottano l'IA circa quattro volte più delle piccole e quasi il doppio delle medie; le medie, a loro volta, mostrano un tasso di adozione oltre doppio rispetto alle piccole.
- Per **settore**, nel manifatturiero l'adozione è più elevata nei comparti high-tech (18,4%) rispetto ai low-tech (12,4%). Nei servizi, i KIS evidenziano un'adozione del 15,6% contro il 7,3% dei LKIS.
- Sul **piano territoriale**, il Centro-Nord registra una quota di adottanti del 12,2% rispetto all'8,4% del Mezzogiorno.

Nel complesso, l'adozione risulta più probabile dove sono presenti scala organizzativa, capitale umano specializzato, dati e infrastrutture digitali, nonché ecosistemi territoriali più maturi.

Dimensione d'impresa La variabile (**size_small**) evidenzia che la grande maggioranza delle imprese è di piccola dimensione, circa il **77,7%**, mentre le medie imprese costituiscono circa il **18,9%** del campione (**size_medium**), e le grandi imprese solo il **3,4%** (**size_large**). Questo riflette la struttura produttiva italiana, caratterizzata da una prevalenza di piccole e medie imprese.

Distribuzione geografica Analizzando la variabile ripartizione territoriale, si osserva una certa eterogeneità nella localizzazione geografica:

- **Nord-Ovest:** 32,5%
- **Nord-Est:** 27,8%
- **Centro:** 19,5%
- **Sud e Isole:** 20,2%

Ciò suggerisce una distribuzione piuttosto equilibrata, sebbene il Nord resti l'area con la maggiore concentrazione di imprese.

Settore di attività Per quanto riguarda il settore di attività economica:

- Il **27,1%** delle imprese opera in comparti manifatturieri a bassa tecnologia (**sett.lt**), mentre solo il **10,7%** appartiene al manifatturiero ad alta tecnologia (**sett.ht**).
- Nei servizi, il **37,5%** delle imprese è classificato come low knowledge-intensive (**LKIS**), e il **14,8%** come knowledge-intensive (**KIS**).

Tali dati indicano una prevalenza di imprese in settori tradizionali e a bassa intensità tecnologica, sia nel manifatturiero che nei servizi.

3.5 Risultati

Il modello di regressione stimato ha come obiettivo quello di valutare se esiste una relazione positiva tra adozione dell'intelligenza artificiale (variabile *tec1618_tec_ia*) e la produttività del lavoro (*lnlp*), misurata come valore aggiunto per addetto. I risultati per l'intero campione ¹ evidenziano una relazione **positiva e statisticamente significativa**: il coefficiente pari a 0,198 ($p < 0,01$) indica che, a parità di controlli, le imprese che hanno investito in IA presentano una produttività del lavoro più elevata di circa il **20%** rispetto alle non adottanti. Questo risultato configura un chiaro “premio di produttività” associato all'adozione di IA nel periodo considerato (Tab. 1, colonna A).

L'analisi per eterogeneità dimensionale mostra che il legame positivo è **robusto** per tutte le classi di impresa. Il premio è pari a 0,158 per le piccole, 0,144 per le medie e 0,194 per le grandi (tutti con $p < 0,01$; Tab. 1, colonne B-D). In termini economici ciò corrisponde, rispettivamente, a differenziali di produttività di circa il **16%**, **14%** e **19%**. Colpisce la **limitata dispersione** della magnitudo tra classi dimensionali: le grandi imprese registrano un guadagno leggermente superiore, verosimilmente coerente con maggiori complementarità organizzative e di capitale umano, ma il differenziale rispetto alle piccole e medie non è tale da suggerire che i benefici dell'IA siano esclusivo appannaggio delle realtà più strutturate. Questo profilo indica che, quando l'adozione avviene, anche le PMI sono in grado di convertire l'IA in efficienza del lavoro, probabilmente tramite applicazioni mirate ai processi core (es. automazione di attività ripetitive, supporto decisionale, analytics).

Sul piano settoriale, i risultati evidenziano **differenze più marcate**. Nel manifatturiero, l'effetto è **maggiore nel low-tech** (0,221; $p < 0,01$) rispetto all'high-tech (0,158; $p < 0,01$), (Tab. 2, colonne B-A). Questa asimmetria suggerisce che nei comparti manifatturieri meno avanzati l'IA intercetti margini di efficienza più ampi (riduzione di scarti,

¹Il numero di osservazioni nelle analisi econometriche scende per ragioni legate alla disponibilità di informazioni sui dati di bilancio delle imprese.

ottimizzazione dei flussi), mentre nei segmenti high-tech, i guadagni marginali risultano fisiologicamente inferiori. Nei servizi, invece, l'associazione positiva è **ancora più intensa** e sostanzialmente allineata tra knowledge-intensive (KIS) e less knowledge-intensive (LKIS): con premi produttività pari al **29%** e **30%**, (0,291 e 0,306; entrambi $p < 0,01$), (Tab. 2, colonne C-D).

La scomposizione territoriale, infine, evidenzia una sorprendente **omogeneità** tra ripartizioni geografiche. Nel Centro-Nord il coefficiente è 0,203 ($p < 0,01$), mentre nel Mezzogiorno è 0,193 ($p < 0,01$), equivalenti quindi a premi di circa **20%** e **19%** rispettivamente (Tab. 3, colonne A-B). L'assenza di differenze statisticamente ed economicamente rilevanti tra aree, segnala che, **l'IA genera rendimenti comparabili anche in contesti strutturalmente meno avanzati**. In altri termini, il vincolo territoriale potrebbe agire più sulla probabilità di adozione che sull'efficacia marginale della tecnologia una volta implementata.

Variabile dipendente: $\ln lp$

	Totale	Piccole	Medie	Grandi
	(A)	(B)	(C)	(D)
tec1618_tec_ia	0.198 *** (0.006)	0.158 *** (0.007)	0.144 *** (0.011)	0.194 *** (0.023)
+ controls				
Obs.	82.215	63.622	15.803	2.790

Standard errors in parentheses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Figura 7: *L'eterogeneità PER DIMENSIONE della relazione tra IA e produttività del lavoro*

Variabile dipendente: $\ln lp$

	HT	LT	KIS	LKIS
	(A)	(B)	(C)	(D)
tec1618_tec_ia	0.158 *** (0.012)	0.221 *** (0.009)	0.291 *** (0.017)	0.306 *** (0.013)
+ controls				
Obs.	10.095	25.508	12.191	34.421

Standard errors in parentheses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Figura 8: *L'eterogeneità PER SETTORE della relazione tra IA e produttività del lavoro*

Variabile dipendente: $\ln lp$

	Centro Nord (A)	Mezzogiorno (B)
tec1618_tec_ia	0.203 *** (0.00665)	0.193 *** (0.0158)
+ controls		
Obs.	66.345	15.870

Standard errors in parentheses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Figura 9: *L'eterogeneità PER MACROREGIONE della relazione tra IA e produttività del lavoro*

Infine, al di là delle differenze di magnitudo dei coefficienti relativi all'adozione di IA (*tec_1618_tec_ia*) tra i diversi sottocampioni di imprese (per dimensione, settore e macro-ripartizione), è necessario analizzare se le differenze tra i coefficienti sono statisticamente significative. Nella tabella sottostante si riportano i risultati delle differenze tra i coefficienti: un valore del **Wald test** statisticamente significativo ($p < 0, 10$) indica che la differenza tra i due coefficienti è **significativa**, con conseguente rigetto dell'ipotesi nulla di uguaglianza dei due coefficienti.

I risultati evidenziano differenze statisticamente significative nell'effetto dell'IA per le **grandi** rispetto alle **piccole** e alle **medie** imprese e, nel manifatturiero, tra comparti **high-tech** e **low-tech**; non si osservano invece differenze significative tra **piccole** e **medie** imprese, tra servizi **KIS** e **LKIS**, né tra **Centro-Nord** e **Mezzogiorno**.

	Wald test
small = medium	0.14
small = large	24.63***
medium = large	21.13***
HT = LT	14.63***
KIS = LKIS	0.44
Centro-Nord = Mezzogiorno	0.79

*** $p < 0.01$, ** $p > 0.05$, * $p > 0.1$

Figura 10: *Wald Test: verifica della significatività delle differenza tra coefficienti*

4 Conclusioni

4.1 Conclusioni

L'economia digitale ha ridisegnato processi produttivi, organizzazione d'impresa e strategie competitive, ma il legame tra nuove tecnologie e produttività non è lineare né immediato. L'Intelligenza Artificiale (IA), candidata a General Purpose Technology (GPT), concentra aspettative elevate e, al contempo, interrogativi aperti. La letteratura richiama sia la necessità di tempi di adattamento e riorganizzazione (la “curva a S” delle innovazioni), sia i problemi di misurazione che possono occultare i benefici delle tecnologie digitali nelle metriche tradizionali, alimentando il cosiddetto “redux del Paradosso di Solow”. Questo lavoro si inserisce in tale dibattito, con un'attenzione specifica al caso italiano.

L'analisi ha stimato **l'esistenza e l'entità** della relazione tra investimenti in IA e **produttività del lavoro** (valore aggiunto per addetto), approfondendone l'eterogeneità per **dimensione d'impresa, settore e macroregione**. L'originalità del lavoro risiede in due scelte metodologiche:

- **Disegno associativo cross-section esplicito (non causale)** che, a parità di controlli, quantifica il “**premio di produttività**” correlato all'adozione di IA;
- **Misura di IA basata su dati dichiarativi di adozione** (non su output brevettuali): in coerenza con la **mis-measurement hypothesis**, è stato costruito l'indicatore su informazioni di effettivo utilizzo aziendale, anziché su proxy brevettuali. Questa scelta **ha consentito di intercettare anche gli usi “non brevettabili”** tipici di **PMI** e di comparti meno orientati alla R&S, spesso esclusi quando si impiegano metriche centrate sui brevetti.

In tal modo, l'analisi **riduce le distorsioni informative** associate a indicatori parziali e **allinea la misurazione** all'effettivo impiego delle tecnologie intelligenti nei processi produttivi e gestionali. Il dataset è stato costruito via **record-linkage** sui microdati del **Censimento permanente delle imprese** (ISTAT), integrando caratteristiche strutturali (settore, localizzazione, dimensione) e indicatori di performance economiche (valore aggiunto, dipendenti) per l'universo delle imprese con **più di 10 addetti**, nel settore manifatturiero e dei servizi. La variabile dipendente è il logaritmo della produttività del lavoro (**lnlp**). La variabile chiave di interesse (**tec1618_tec_ia**) è una **dummy** pari a 1 se l'impresa ha investito nel triennio 2016-2018 in almeno un ambito riconducibile all'IA (tecnologie immersive; elaborazione/analisi di Big Data; automazione avanzata, robot collaborativi e sistemi intelligenti). Il modello stimato è una regressione **log-lineare** in cross-section con

variabili di controllo (dimensione d'impresa, settore OCSE HT/LT e KIS/LKIS, macroregione). Nel complesso, l'adozione di sistemi di **intelligenza artificiale** risulta **associata a livelli più elevati di produttività del lavoro**: le imprese che adottano IA mostrano, a parità di caratteristiche, un “premio” di efficienza rispetto a quelle che non la adottano. L'associazione è statisticamente solida e persiste al controllo per dimensione, settore e area geografica.

- **Per dimensione d'impresa.** Il legame positivo tra IA e produttività emerge **in tutte le classi dimensionali**. Le grandi imprese tendono a trasformare l'IA in efficienza con maggiore intensità, coerentemente con risorse organizzative e competenze più strutturate, ma anche le **PMI** beneficiano in modo chiaro, soprattutto quando l'adozione riguarda applicazioni mirate (automazione di compiti ripetitivi, supporto analitico alle decisioni, gestione dei dati).
- **Per settore.** Nel **manifatturiero**, i guadagni relativi sono **più evidenti nei comparti low-tech** che partono da processi meno digitalizzati: qui l'IA intercetta margini di efficienza più ampi (riduzione degli scarti, ottimizzazione dei flussi, manutenzione predittiva). Nei settori già ad alta intensità tecnologica, l'effetto resta positivo ma più contenuto. Nei **servizi**, l'associazione è **trasversalmente intensa** sia nei knowledge-intensive services sia nei servizi meno knowledge-intensive, a conferma del ruolo delle soluzioni data-driven e di automazione nella produttività per addetto.
- **Per territorio.** **Centro-Nord e Mezzogiorno** mostrano **premi comparabili** una volta che l'IA viene effettivamente adottata, questo suggerisce che i divari territoriali pesino soprattutto sulla **probabilità di adozione**, più che sull'**efficacia dell'IA** una volta implementata: dove si adotta, i ritorni in termini di produttività del lavoro sono sostanzialmente simili.

I risultati convergono su un messaggio chiave: l'IA va interpretata come **anello di un ecosistema di innovazione**, i cui benefici emergono quando l'adozione è accompagnata da **complementi organizzativi, capitale umano adeguato e qualità dei dati/processi**. In assenza di tali complementi, i rendimenti rischiano di rimanere latenti, laddove invece imprese e contesti riescono a integrare l'IA nei workflow, l'efficienza per addetto aumenta in modo consistente, anche in realtà di minore sofisticazione tecnologica o in aree meno avanzate.

Alla luce dei risultati empirici, alcune indicazioni di policy appaiono prioritarie per trasformare l'adozione dell'IA in guadagni diffusi di produttività del lavoro. Anzitutto, è opportuno spostare l'enfasi dagli incentivi esclusivamente rivolti alla R&S verso strumenti che facilitino **l'adozione effettiva** anche da parte di PMI, servizi e manifatturiero

a bassa tecnologia: voucher tecnologici, crediti d'imposta, accesso agevolato a servizi cloud e interventi di automazione di processo. In parallelo, l'IA genera ritorni solo se accompagnata da **complementarità organizzative e competenze**: servono programmi di formazione continua e servizi di consulenza operativa per integrare i sistemi intelligenti nei workflow. Poiché l'efficacia dell'IA dipende dalla **qualità e interoperabilità dei dati**, è utile promuovere pratiche di data governance, standard di interoperabilità e infrastrutture digitali sicure che riducano le barriere soprattutto nei contesti meno avanzati. Infine, coerentemente con la logica emersa dall'analisi e in linea con la **mis-measurement hypothesis**, occorre **misurare e monitorare l'uso** dell'IA (non solo l'invenzione brevettabile): stabilizzare rilevazioni statistiche sull'adozione e integrarle nei sistemi informativi pubblici aiuterebbe a valutare i ritorni di produttività evitando i bias associati a indicatori parziali.

Quanto ai **limiti** del lavoro e alle **possibili estensioni**, l'impianto è deliberatamente **associativo**: i coefficienti stimano relazioni condizionate ai controlli e non effetti causali. Passi successivi riguardano:

- L'adozione di **strategie controfattuali** (eventuali panel, strumenti) per identificare effetti causali;
- Una **misurazione più granulare** dell'intensità d'uso dell'IA (tipi di applicazione, profondità di integrazione nei processi);
- L'analisi dei **canali** (automazione di compiti, supporto decisionale, servizi data-driven) che mediano l'impatto sulla produttività del lavoro.

Questi sviluppi rafforzerebbero la robustezza e la trasferibilità delle policy implications.

Riferimenti bibliografici

- Abramovitz, M. (1956). Resource and output trends in the united states since 1870. In *Resource and output trends in the United States since 1870*, pages 1–23. NBER.
- Acemoglu, D., Autor, D., Dorn, D., Hanson, G. H., and Price, B. (2014). Return of the solow paradox? it, productivity, and employment in us manufacturing. *American Economic Review*, 104(5):394–399.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation, and work. In *The economics of artificial intelligence: An agenda*, pages 197–236. University of Chicago Press.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of economic perspectives*, 33(2):3–30.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from us labor markets. *Journal of political economy*, 128(6):2188–2244.
- Acemoglu, D. and Robinson, J. A. (2015). The rise and decline of general laws of capitalism. *Journal of economic perspectives*, 29(1):3–28.
- Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (2019). Economic policy for artificial intelligence. *Innovation policy and the economy*, 19(1):139–159.
- Alderucci, D., Branstetter, L., Hovy, E., Runge, A., and Zolas, N. (2020). Quantifying the impact of ai on productivity and labor demand: Evidence from us census microdata. In *Allied social science associations—ASSA 2020 annual meeting*.
- Alloway, T. (2015). Goldman: How ‘grand theft auto’ explains one of the biggest mysteries of the us economy. *Bloomberg Business*.
- Andrews, D., Criscuolo, C., and Gal, P. N. (2016). The best versus the rest: the global productivity slowdown, divergence across firms and the role of public policy. *OECD Productivity Working Papers*, 5.
- Autor, D., Dorn, D., Katz, L. F., Patterson, C., and Reenen, J. V. (2017). Concentrating on the fall of the labor share. *American Economic Review*, 107(5):180–185.
- Autor, D., Dorn, D., Katz, L. F., Patterson, C., and Van Reenen, J. (2020). The fall of the labor share and the rise of superstar firms. *The Quarterly journal of economics*, 135(2):645–709.

- Autor, D. and Salomons, A. (2017). Robocalypse now: Does productivity growth threaten employment. In *Proceedings of the ECB forum on central banking: investment and growth in advanced economies*, pages 45–118.
- Baldwin, R. (2016). *The great convergence: Information technology and the new globalization*. Harvard University Press.
- Baldwin, R. (2019). *The globotics upheaval: Globalization, robotics, and the future of work*. Oxford University Press.
- Bloom, N., Guvenen, F., Price, D. J., and Song, J. (2015). Firming up inequality. Technical report, Centre for Economic Performance, LSE.
- Branstetter, L. G., Drev, M., and Kwon, N. (2019). Get with the program: Software-driven innovation in traditional manufacturing. *Management Science*, 65(2):541–558.
- Brennan, L., Ferdows, K., Godsell, J., Golini, R., Keegan, R., Kinkel, S., Srari, J. S., and Taylor, M. (2015). Manufacturing in the world: where next? *International Journal of Operations & Production Management*, 35(9):1253–1274.
- Brynjolfsson, E. and Hitt, L. M. (2000). Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. *Journal of Economic perspectives*, 14(4):23–48.
- Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company.
- Brynjolfsson, E., McAfee, A., Sorell, M., and Zhu, F. (2008). Scale without mass: business process replication and industry dynamics. *Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Research Paper*, (07-016).
- Brynjolfsson, E., Rock, D., and Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox. *The economics of artificial intelligence: An agenda*, 23(2019):23–57.
- Byrne, D. M., Fernald, J. G., and Reinsdorf, M. B. (2016). Does the united states have a productivity slowdown or a measurement problem? *Brookings papers on economic activity*, 2016(1):109–182.
- Campa, R. (2017). Automation, education, unemployment: a scenario analysis. *Studia Paedagogica Ignatiana*, 20(1):23–39.

- Cardarelli, M. R. and Lusinyan, M. L. (2015). *US Total factor productivity slowdown: Evidence from the US States*. International Monetary Fund.
- Chandy, L. and Seidel, B. (2017). How much do we really know about inequality within countries around the world? adjusting gini coefficients for missing top incomes. *Brookings Institute*, 17.
- Christensen, C. M. (1992). Exploring the limits of the technology s-curve. part i: component technologies. *Production and operations management*, 1(4):334–357.
- Dachs, B., Borowiecki, M., Kinkel, S., and Schmall, T. C. (2012). The offshoring of production activities in european manufacturing. *MPRA Working Paper*.
- Damioli, G., Van Roy, V., and Vertesy, D. (2021). The impact of artificial intelligence on labor productivity. *Eurasian Business Review*, 11(1):1–25.
- David, P. A. (1990). The dynamo and the computer: an historical perspective on the modern productivity paradox. *The American economic review*, 80(2):355–361.
- De Loecker, J. and Eeckhout, J. (2017). The rise of market power. Technical report, Princeton mimeo.
- Deal, T. G. N. (2017). Trade and development report 2017. *New York and Geneva*.
- Delis, A., Driffield, N., and Temouri, Y. (2019). The global recession and the shift to re-shoring: myth or reality? *Journal of Business Research*, 103:632–643.
- Elsby, M. W., Hobijn, B., and Şahin, A. (2013). The decline of the us labor share. *Brookings papers on economic activity*, 2013(2):1–63.
- Ernst, E., Merola, R., Samaan, D., et al. (2019). Economics of artificial intelligence: Implications for the future of work. *IZA Journal of Labor Policy*, 9(1):1–35.
- ESCAP, U. (2018). Inequality of opportunity on asia and the pacific: education. *United Nations*.
- Feldstein, M. (2015). The us underestimates growth. *Wall Street Journal*, 18(2015):105–128.
- Ford, M. R. (2009). *The lights in the tunnel: Automation, accelerating technology and the economy of the future*. Acculant publishing.
- Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological forecasting and social change*, 114:254–280.

- Furman, J. and Orszag, P. (2018). A firm-level perspective on the role of rents in the rise in inequality. In *Toward a just society: Joseph stiglitz and twenty-first century economics*, pages 19–47. Columbia University Press.
- Gal, P., Nicoletti, G., Renault, T., Sorbe, S., and Timiliotis, C. (2019). Digitalisation and productivity: In search of the holy grail—firm-level empirical evidence from eu countries. *OECD Economics Department Working Papers*.
- Ghobakhloo, M. and Fathi, M. (2019). Corporate survival in industry 4.0 era: the enabling role of lean-digitized manufacturing. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31(1):1–30.
- Golley, J., Zhou, Y., and Wang, M. (2019). Inequality of opportunity in china’s labor earnings: The gender dimension. *China & World Economy*, 27(1):28–50.
- Gordon, R. (2017). *The rise and fall of American growth: The US standard of living since the civil war*. Princeton university press.
- Gordon, R. J. (2014). The demise of us economic growth: restatement, rebuttal, and reflections. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Gries, T. and Naudé, W. (2018). Artificial intelligence, jobs, inequality and productivity: Does aggregate demand matter? Technical report, IZA Discussion Papers.
- Group, W. B. (2016). *World development report 2016: Digital dividends*. World Bank Publications.
- Gutiérrez, G. and Philippon, T. (2017). Declining competition and investment in the us. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Guvenen, F., Mataloni, R. J., Rassier, D. G., and Ruhl, K. J. (2017). *Offshore profit shifting and domestic productivity measurement*, volume 23324. National Bureau of Economic Research Cambridge.
- Hallward-Driemeier, M. and Nayyar, G. (2017). *Trouble in the making?: The future of manufacturing-led development*. World Bank Publications.
- Hatzius, J. and Dawsey, K. (2015). Doing the sums on productivity paradox v2. 0. *Goldman Sachs US Economics Analyst*, 15(30).
- Huang, M.-H. and Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of service research*, 21(2):155–172.

- Karabarbounis, L. and Neiman, B. (2014). The global decline of the labor share. *The Quarterly journal of economics*, 129(1):61–103.
- Korinek, A. and Stiglitz, J. E. (2018). Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment. In *The economics of artificial intelligence: An agenda*, pages 349–390. University of Chicago Press.
- Lipsey, R. G., Carlaw, K. I., and Bekar, C. T. (2005). *Economic transformations: general purpose technologies and long-term economic growth*. Oup Oxford.
- Lu, Y. and Zhou, Y. (2021). A review on the economics of artificial intelligence. *Journal of Economic Surveys*, 35(4):1045–1072.
- McAfee, A. and Brynjolfsson, E. (2008). Investing in the it that makes a competitive difference. *Harvard business review*, 86(7/8):98.
- McKibbin, W. J. and Triggs, A. (2019). Stagnation vs singularity: The global implications of alternative productivity growth scenarios. *CAMA Working Paper No. 26/2019*.
- Minsky, M. L. (1967). *Computation*. Prentice-Hall Englewood Cliffs.
- Mokyr, J. (2014). Secular stagnation? not in your life. *London: CEPR Press*.
- Nakamura, L. and Soloveichik, R. (2015). Capturing the productivity impact of the ‘free’ apps and other online media. *Federal Reserve Bank of Philadelphia Working Paper*, pages 15–25.
- Niebel, T., Rasel, F., and Viete, S. (2017). Big data-big gains? empirical evidence on the link between big data analytics and innovation. Technical report, ZEW Discussion Papers.
- Nordhaus, W. D. (2021). Are we approaching an economic singularity? information technology and the future of economic growth. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1):299–332.
- Norton, A. (2017). Automation will end the dream of rapid economic growth for poorer countries. *The Guardian*. www.theguardian.com/sustainable-business/2016/sep/20/robotsautomationend-rapid-economic-growth-poorer-countries-africa-asia.
- on Trade, U. N. C. and Development (2016). *Trade and Development Report 2016: Structural Transformation for Inclusive and Sustained Growth*. UN.
- Piketty, T. (2014). *Capital in the twenty-first century*. Harvard University Press.

- Priestley, M., Sluckin, T. J., and Tiropanis, T. (2020). Innovation on the web: the end of the s-curve? *Internet Histories*, 4(4):390–412.
- Raj, M. and Seamans, R. (2018). Artificial intelligence, labor, productivity, and the need for firm-level data. In *The economics of artificial intelligence: An agenda*, pages 553–565. University of Chicago Press.
- Rasskazov, V. (2020). Financial and economic consequences of distribution of artificial intelligence as a general-purpose technology. *Finance Theory and Practice*, 24(2):120–132.
- Smith, N. (2015). The internet’s hidden wealth. *Bloomberg View*.
- Solow, R. (1987). We’d better watch out. *New York Times Book Review*, 36.
- Stentoft, J., Olhager, J., Heikkilä, J., and Thoms, L. (2016). Manufacturing backshoring: a systematic literature review. *Operations Management Research*, 9:53–61.
- Tortorella, G. L. and Fettermann, D. (2018). Implementation of industry 4.0 and lean production in brazilian manufacturing companies. *International journal of production research*, 56(8):2975–2987.
- Triplett, J. E. (1999). The solow productivity paradox: what do computers do to productivity? *The Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d’Economie*, 32(2):309–334.
- Triplett, J. E. and Bosworth, B. (2003). Productivity measurement issues in services industries: Baumol’s disease has been cured. *Economic Policy Review*, 9(3).
- Van Ark, B. (2015). Productivity and digitization in europe: Paving the road to faster growth. *Digiworld Economic Journal*, (100):107.
- Wasshausen, D. and Moulton, B. R. (2006). The role of hedonic methods in measuring real gdp in the united states. Technical report, Bureau of Economic Analysis.
- Wonglimpiyarat, J. (2016). S-curve trajectories of electronic money innovations. *The Journal of High Technology Management Research*, 27(1):1–9.
- Yang, C.-H. (2022). How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm-level evidence from taiwan. *Research Policy*, 51(6):104536.
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., and Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are

the educators? *International journal of educational technology in higher education*,
16(1):1–27.