



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

CORSO DI LAUREA TRIENNALE IN ECONOMIA AZIENDALE

**L’Intelligenza Artificiale sostituirà il lavoro? Un’analisi
sull’impatto dell’IA sui livelli occupazionali**

**Artificial Intelligence will replace jobs? An analysis of the
impact of AI on employment levels**

Relatore:

Prof. Giulio Palomba

Rapporto Finale di:

Aurora Di Marcantonio

Anno Accademico 2025/2026

INDICE

INTRODUZIONE	4
1. L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE	7
1.1 DEFINIZIONE E PRINCIPALI CARATTERISTICHE	7
1.1.1 MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING	8
1.2 L'IA NEL SISTEMA IMPRESA E L'IMPATTO SUI LAVORATORI . . .	9
1.3 EFFETTI MACROECONOMICI: PRODUTTIVITÀ E DISUGUAGLIANZA	10
1.4 L'IA NEL MERCATO DEL LAVORO	11
2. ANALISI EMPIRICA	14
2.1 IL MODELLO	14
2.2 SPECIFICAZIONE DEL MODELLO	16
2.2.1 TEST DIAGNOSTICI E ROBUSTEZZA DEL MODELLO	18
2.3 ANALISI DEI RISULTATI	20
2.3.1 Il Modello WLS e il Confronto con l'OLS	21
CONCLUSIONI	23
Bibliografia e Sitografia	25

INTRODUZIONE

L'Intelligenza Artificiale (IA) è un ramo della computer science che si occupa di progettare e sviluppare sistemi hardware e software capaci di simulare le funzioni cognitive umane.

Nel contesto del XXI secolo, l'IA sta diventando la tecnologia prevalente, grazie alla sua capacità di semplificare i compiti quotidiani, come ad esempio ragionare, apprendere, pianificare, risolvere problemi. Con le sue capacità, l'IA si sta diffondendo in tutti i settori, da quello privato a quello aziendale. In particolar modo, nel contesto aziendale, sta innalzando una preoccupazione generale relativamente all'interrogativo, oramai popolare, *"L'IA ci ruberà veramente il lavoro?"*. Secondo alcune analisi, come quella di [Acemoglu and Restrepo \(2018\)](#), l'IA sarà in grado, in un prossimo futuro, di ricoprire la maggior parte delle mansioni esistenti in modo più efficiente, lasciando senza occupazione milioni di lavoratori. Questo lavoro cerca di rispondere a questo quesito cercando di delineare concretamente come sta cambiando il mondo del lavoro. Capire se l'IA sia un rischio o un'opportunità per i salari e per l'occupazione è fondamentale per comprendere quali saranno le basi della nostra futura realtà lavorativa e sociale. Tuttavia, la complessità del fenomeno ha dato luogo a interpretazioni differenti, che sottolineano anche potenziali effetti di complementarità e creazione di nuove opportunità. In tale contesto, questo lavoro si propone di analizzare il rapporto tra intelligenza artificiale e mercato del lavoro concentrando l'attenzione sugli effetti su salari e occupazione. In particolar modo, l'elaborato esamina il fenomeno distinguendo tra effetti di sostituzione e di complementarità, configurandosi come uno dei possibili approcci attraverso cui interpretare le trasformazioni in atto nella realtà lavorativa e sociale.

Nel primo paragrafo sarà fornita una descrizione dell'IA come General Purpose Technology (GPT) e delle sue caratteristiche principali, con un'attenzione particolare alle definizioni di *Machine Learning* e *Deep Learning*. Nel secondo paragrafo verrà descritta la

situazione riguardo all'implementazione dell'IA nelle imprese del XXI secolo. Nel terzo paragrafo si analizzerà l'impatto dell'Intelligenza Artificiale sull'Economia, facendo luce sui principali effetti macroeconomici che scaturiscono dall'utilizzo di questa tecnologia, quali la produttività, la disuguaglianza di reddito, oltre ai possibili effetti discriminatori. Nel quarto paragrafo verrà analizzato l'impatto dell'IA sul mercato del lavoro, concentrandosi sul fenomeno della disoccupazione tecnologica e l'evoluzione di determinate occupazioni. Si discuterà, inoltre, della necessità di adeguare l'istruzione e la formazione per affrontare il prossimo futuro digitale, fornendo informazioni sulle mansioni lavorative che presentano un maggiore rischio di automazione e quelle caratterizzate da un rischio più contenuto. Dopo aver delineato il quadro teorico relativo all'impatto dell'Intelligenza Artificiale e dell'automazione sul mercato del lavoro, il secondo capitolo si propone di verificare empiricamente tali dinamiche attraverso lo sviluppo di un modello.

Il dataset analizzato proviene dalla piattaforma Kaggle ed è intitolato *"AI Impact on Job Sector"*. Raccoglie informazioni dettagliate su un campione di 2000 lavoratori con l'obiettivo di mappare la transizione tecnologica legata all'adozione dell'Intelligenza Artificiale all'interno del mercato del lavoro. I dati sono presentati in formato cross-section di 2000 osservazioni, relative all'anno 2025.

L'archivio è strutturato in 17 variabili che combinano dati di diversa natura:

- **Caratteristiche socio-demografiche e storiche:** età, genere, titolo di studio e anni di esperienza accumulati dal lavoratore.
- **Metriche aziendali e contrattuali:** tra cui il settore macroeconomico di impiego, le ore di lavoro settimanali, il livello di soddisfazione lavorativa e la modalità di prestazione (in presenza o in smart working).
- **Indicatori dell'impatto dell'Intelligenza Artificiale:** intensità di adozione dell'IA in azienda, rischio di automazione associato alla specifica mansione, percorsi di formazione continua (*upskilling*) richiesti e l'effettiva variazione percentuale della produttività.

- **Dati reddituali:** retribuzione annua del lavoratore sia nella fase antecedente sia in quella successiva all'introduzione dei sistemi di IA.

Dal punto di vista metodologico, si è scelto di adottare una specificazione nella quale la variabile dipendente è il logaritmo naturale del salario successivo all'introduzione dell'IA. La struttura del modello include diverse variabili esplicative: dai controlli storici, come il salario antecedente alla transizione tecnologica, alle metriche strettamente legate all'IA, fino alle caratteristiche demografiche e professionali dei lavoratori (esperienza, età, ore settimanali e livello di istruzione). Questa impostazione permette di isolare l'effetto della tecnologia, isolando la stima da dinamiche esterne o scatti di anzianità fisiologici.

I risultati empirici, che verranno dettagliati nelle prossime, delineano un quadro interessante. Come si vedrà, l'adozione dell'Intelligenza Artificiale non esercita un impatto univoco sul mercato del lavoro, poichè, emerge l'esistenza di un netto "premio tecnologico" per i dipendenti inseriti in contesti ad alta digitalizzazione, supportando le teorie economiche sulla complementarità tra tecnologia e competenze specializzate. Dall'altro lato, tuttavia, il modello evidenzia forti segnali di penalizzazione retributiva per i ruoli esposti a un elevato rischio di automazione, confermando empiricamente i timori legati all'effetto di rimpiazzo e alla compressione salariale delle mansioni più routinarie. Il capitolo offrirà quindi una discussione approfondita di queste evidenze, ponendo le basi per le conclusioni generali dell'intero lavoro di tesi.

Capitolo 1

L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

1.1 DEFINIZIONE E PRINCIPALI CARATTERISTICHE

L'Intelligenza Artificiale (IA) sta emergendo sempre di più come una delle tecnologie più rivoluzionarie del XXI secolo, al punto da essere riconosciuta come una *General Purpose Technology* (GPT). Secondo la definizione del National Bureau of Economic Research (NBER, 1992), una GPT è una "tecnologia pervasiva, migliorabile nel tempo e capace di generare innovazioni complementari che trasformano interi settori economici e sociali". Quest'ultime godono di determinate caratteristiche:

- pervasività, secondo cui la tecnologia viene adottata trasversalmente in molte industrie e non è confinata ad un singolo uso;
- miglioramento continuo, le tecnologie migliorano le proprie prestazioni continuamente grazie a investimenti in ricerca, dati e infrastrutture, creando cicli di progresso che si accumulano nel tempo;
- innovazioni complementari, la piena utilità della GPT richiede lo sviluppo di componenti, competenze e organizzazioni complementari i cui benefici possono manifestarsi solo dopo una fase di adattamento.

In base alle analisi recenti svolte da OECD.AI(2025), l'IA - in particolare sulla *Generative IA*, una branca dell'intelligenza artificiale indirizzata alla creazione di nuovi contenuti a partire da dati esistenti, gode di tutte le caratteristiche tipiche delle GPT. Una GPT è tale quando può essere impiegata in un'ampia gamma di settori e l'AI soddisfa perfettamente a questo criterio, visto che non si limita ad automatizzare compiti specifici, ma interviene direttamente sul lavoro cognitivo, quel lavoro costituito dall'insieme di tutte le attività professionali o intellettuali che richiedono l'uso primario delle funzioni

mentali e dei processi cerebrali, nonchè il fattore produttivo più scarso e prezioso nelle economie avanzate. Un'altra caratteristica delle GPT è la capacità di migliorare le proprie prestazioni costantemente nel tempo. L'IA, soprattutto nella sua declinazione generativa, segue la logica della *scaling laws*: le prestazioni dei modelli crescono con l'aumento di dati, potenza computazionale e ottimizzazioni tramite algoritmi. Questo crea un ciclo continuo tra investimenti e capacità, accelerando l'adozione e ampliando i casi d'uso. Un'altra caratteristica delle GPT è la capacità di migliorare costantemente nel tempo. Come ogni GPT, l'IA non produce benefici immediati e uniformi. Gli studi, come quello dell'[OECD.AI\(2025\)](#) mostrano che i guadagni di produttività potrebbero manifestarsi gradualmente, seguendo un percorso simile a quello di tecnologie storiche come l'elettricità. Tuttavia, il potenziale di lungo periodo è significativo, soprattutto grazie alla capacità dell'IA di generare innovazione in altri settori. Allo stesso tempo, emergono rischi: aumento delle disuguaglianze tra paesi e imprese, concentrazione del potere tecnologico, perdita di posti di lavoro in alcune categorie e dipendenza da infrastrutture costose.

1.1.1 MACHINE LEARNING E DEEP LEARNING

Possiamo distinguere due principali sottoinsiemi dell'IA: *Machine Learning* (ML) e *Deep Learning* (DL).

Il ML (o sistema di autoapprendimento) rappresenta il motore del sistema IA. Secondo la definizione classica proposta da [Mitchell \(1997\)](#), esso consiste nello studio di algoritmi che permettono alle macchine di migliorare le proprie prestazioni nello svolgimento di un compito attraverso l'esperienza. Ciò permette all'IA di svolgere compiti, non solo basandosi su istruzioni predefinite, ma anche di 'apprendere' dai dati, rendendo possibile l'automazione di mansioni cognitive che fino a pochi anni fa apparivano esclusivamente umane.

Il DL, è un approccio al Machine Learning che trae ispirazione dalla struttura del cervello umano, basato su reti neurali artificiali a più strati. Questa architettura consente ai modelli informatici di apprendere rappresentazioni di dati attraverso molteplici livelli di astrazione,

risolvendo problemi complessi scomponendoli in concetti più semplici collegati tra loro
[Goodfellow et al.](#).

1.2 L'IA NEL SISTEMA IMPRESA E L'IMPATTO SUI LAVORATORI

Come evinto dal paragrafo precedente, è proprio grazie alla struttura profonda del *Deep Learning* che l'IA riesce a fare quel salto di qualità che oggi preoccupa il mondo del lavoro: la capacità di non limitarsi a eseguire ordini, ma di imparare a gestire compiti complessi che prima sembravano esclusiva dell'uomo. Per comprendere al meglio se queste potenzialità si trasformeranno davvero in un rischio o in un'opportunità, non ci si può fermare alla teoria. Bisogna guardare a come le aziende stanno effettivamente portando queste tecnologie dentro i loro uffici e nelle loro fabbriche. Per questo motivo, in questo paragrafo analizzeremo i dati sull'adozione dell'IA nel sistema produttivo, cercando di capire quanto questa rivoluzione sia già realtà e quanto, invece, faccia ancora parte di una trasformazione in corso.

L'adozione dell'IA nelle imprese è caratterizzata da una forte diversità settoriale e dimensionale. Secondo i dati raccolti da [Eurostat \(2023\)](#), solo una minoranza delle imprese nell'Unione Europea ha già integrato sistemi di IA nei propri processi lavorativi, con una media che si attesta intorno all'8%. Se ci si concentra sulle grandi imprese, secondo lo studio dell'[Eurostat \(2023\)](#) la percentuale sale notevolmente, circa di +22,4 punti percentuali, evidenziando un divario digitale significativo rispetto alle piccole e medie imprese (PMI).

Le modalità di implementazione dell'IA nel sistema azienda si concentrano in tre aree:

- automazione dei processi, consiste nell'utilizzo dell'IA per compiti di routine amministrativa e logistica;
- analisi previsiva, relativa all'utilizzo del *Machine Learning* come strumento per anticipare le tendenze di mercato o gli eventuali malfunzionamenti delle macchine.

- interazione e generazione di interfacce basate su IA generativa per il servizio clienti o la creazione di contenuti.

Come sottolineato dall'[OECD \(2023\)](#) nel suo Employment Outlook, l'adozione dell'IA è guidata dalla necessità di aumentare la produttività totale dei fattori, ma richiede "innovazioni complementari", come la riorganizzazione del management e la formazione del personale, senza le quali l'investimento tecnologico non produce i benefici sperati. In questo senso, l'implementazione dell'IA non agisce come un semplice rimpiazzo del capitale fisico, ma richiede una trasformazione profonda del capitale umano.

1.3 EFFETTI MACROECONOMICI: PRODUTTIVITÀ E DISUGUAGLIANZA

Dopo aver visto come le aziende integrano l'IA, è naturale chiedersi quali siano le conseguenze reali sull'economia nel suo complesso. In termini macroeconomici, l'impatto si muove principalmente su due binari: da un lato la crescita della produttività e dall'altro il rischio di un aumento delle disuguaglianze.

Per quanto riguarda la produttività, l'Intelligenza Artificiale viene spesso definita come una tecnologia capace di sbloccare una nuova crescita. Come spiegano [Brynjolfsson et al.](#), l'IA ha il potenziale per superare quel "paradosso della produttività" che ha caratterizzato le tecnologie passate, dove a grandi investimenti digitali non sempre corrispondeva un aumento immediato dell'efficienza produttiva. L'IA non si limita a digitalizzare vecchie abitudini, ma permette di inventare modi di lavorare completamente nuovi, bisogna però considerare che questi vantaggi non arrivano gratuitamente, ma richiedono che le imprese investano tempo e risorse per riorganizzarsi internamente.

Il rovescio della medaglia riguarda però il modo in cui questa nuova ricchezza viene distribuita. Qui entra in gioco il tema della polarizzazione del lavoro (job polarization). La tecnologia, infatti, non produce gli stessi effetti per tutti, secondo la teoria economica dello Skill-Biased Technological Change, l'automazione mette sotto pressione chi svolge mansioni medie e ripetitive, portando a stipendi più alti per chi sa gestire gli algoritmi.

Tuttavia, come messo in luce da [Sabatini \(2024\)](#), l'avvento dell'IA generativa introduce una profonda discontinuità rispetto al passato. Questa tecnologia non colpisce più soltanto i compiti manuali o ripetitivi, ma declassa direttamente il lavoro cognitivo e le mansioni svolte dai cosiddetti "colletti bianchi", ovvero tutti coloro che svolgono mansioni di tipo intellettuale, amministrativo, d'ufficio o dirigenziale. L'IA generativa è in grado di aumentare la produttività individuale, ma questo incremento non si traduce automaticamente in salari più alti per tutti i lavoratori. Al contrario, essa riduce il valore di mercato di competenze intellettuali che prima erano scarse e costose, provocando una forte pressione al ribasso sui salari della classe media. Chi trae un vero vantaggio sono solo i lavoratori capaci di creare una complementarità avanzata con la macchina, mentre chi usa l'algoritmo solo per fare più velocemente compiti ordinari perde potere contrattuale.

Infine, c'è il rischio che una sempre maggiore automazione porti a un eccessivo squilibrio tra capitale e lavoro. Come evidenziato da [Acemoglu and Restrepo \(2019\)](#), se usassimo l'IA solo per sostituire le persone e non per creare "nuovi compiti" dove l'uomo è ancora fondamentale, si correrebbe il rischio di una società più ricca, ma molto più diseguale.

1.4 L'IA NEL MERCATO DEL LAVORO

Spostando l'analisi al contesto settoriale del mercato del lavoro, il principale timore riguarda la disoccupazione tecnologica. Il concetto di disoccupazione tecnologica non è del tutto nuovo, se ne parlava già ai tempi di Keynes con la cosiddetta "disoccupazione involontaria", ma oggi l'IA aggiunge una nuova variabile, ovvero la capacità di automatizzare sia i lavori manuali, ma anche quelli cognitivi.

Alcuni studi come quello di [Lassébie and Quintini \(2022\)](#) hanno evidenziato come il rischio di sostituzione del capitale umano con l'IA si sposta sensibilmente verso le professioni "da ufficio" e i settori amministrativi, oltre a quelli già colpiti della logistica e della manifattura. Inoltre, è interessante notare come vengano identificati dei veri e propri "colli di bottiglia" (*bottlenecks*) per l'IA. Si tratta di tutte quelle mansioni che richiedono competenze che

sono ancora dominio l'intelligenza umana, come:

- intelligenza sociale;
- capacità di negoziazione;
- risoluzione di problemi complessi;
- gestione del personale.

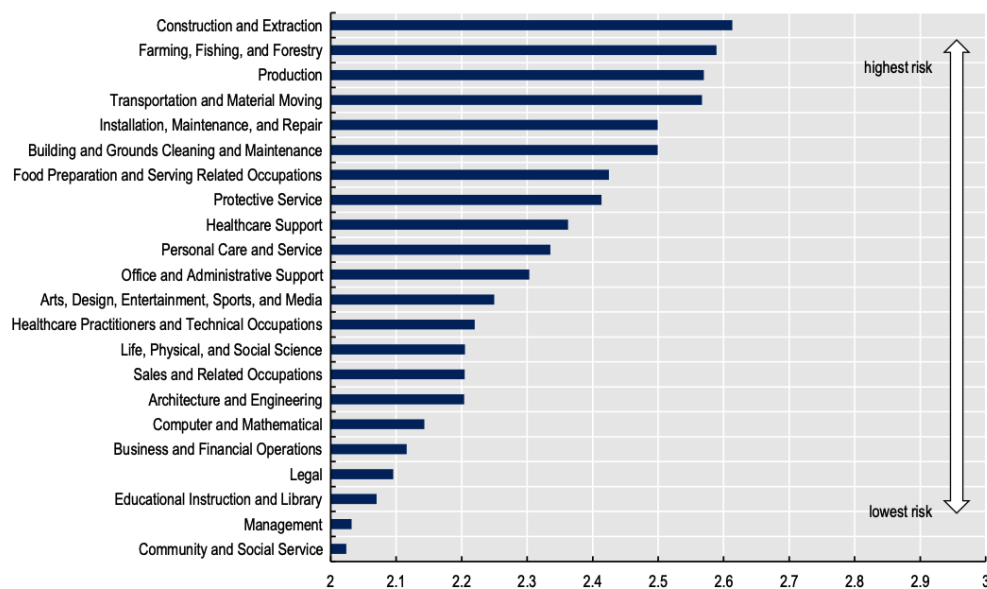


Figura 1.1: Vulnerabilità occupazionale, l'ordinata classifica le diverse categorie professionali secondo la tassonomia Standard Occupational Classification (SOC) e l'ascissa ne quantifica il relativo grado di automatizzabilità, in un intervallo tra 2 e 3, evidenziando una correlazione inversa tra la complessità delle mansioni e l'esposizione al rischio tecnologico. Si nota come le professioni legate alla logistica e all'amministrazione siano le più esposte. Fonte: [Lassébie and Quintini \(2022\)](#).

Nota: Il grafico impiega la tassonomia SOC, un sistema di classificazione statistica standardizzato utilizzato per categorizzare i lavoratori in gruppi occupazionali sulla base delle mansioni svolte e delle competenze richieste, permettendo così una comparazione uniforme del rischio di automazione tra diversi settori economici.

Guardando alla distribuzione settoriale, il divario è netto. I settori dell'agricoltura, delle costruzioni e dei trasporti mostrano una quota di competenze automatizzabili molto elevata. Al contrario, ambiti come il management e i servizi sociali rimangono i più protetti. Di conseguenza il lavoro non sta scomparendo, ma si sta scomponendo, anche nelle professioni più a rischio, solo una parte delle mansioni (tra il 18% e il 27%) è totalmente

automatizzabile. Questo suggerisce che la sfida del futuro non sarà la disoccupazione di massa, ma la capacità di riorganizzare il proprio ruolo lavorativo attorno a quelle competenze umane che l'IA non può replicare.

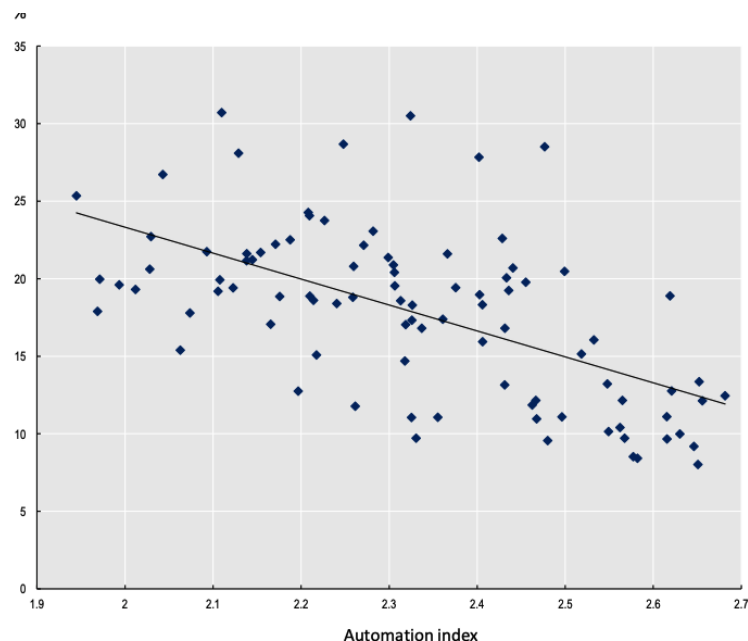


Figura 1.2: Relazione tra l'indice di automazione e la propensione alla formazione. Il grafico evidenzia come i lavoratori più a rischio siano spesso i meno coinvolti in attività di aggiornamento. Fonte: Elaborazione su dati [Lassébie and Quintini \(2022\)](#).

Nota: L'asse delle ascisse (x) rappresenta l'indice di automazione calcolato per le singole professioni. L'asse delle ordinate (y) rappresenta la quota di lavoratori che ha preso parte ad attività di formazione nelle ultime quattro settimane precedenti l'intervista. Il campione è limitato ai lavoratori occupati in Austria, Belgio, Svizzera, Repubblica Ceca, Germania, Danimarca, Estonia, Spagna, Finlandia, Francia, Grecia, Ungheria, Irlanda, Italia, Islanda, Lituania, Lettonia, Lussemburgo, Paesi Bassi, Norvegia, Portogallo, Svezia, Slovacchia e Regno Unito. Nel periodo compreso tra il 2018 e il 2021.

Un ultimo aspetto preoccupante che emerge dai dati riguarda la formazione. Esiste infatti un paradosso: i lavoratori che occupano le posizioni più a rischio di automazione sono, purtroppo, quelli che partecipano meno a programmi di aggiornamento o *upskilling*. Questo evidenzia un rischio di esclusione sociale per i profili meno istruiti e per i giovani, rendendo la riforma dei sistemi educativi e della formazione continua non più un'opzione, ma una necessità urgente per garantire che la transizione digitale sia equa e inclusiva.

Capitolo 2

ANALISI EMPIRICA

2.1 IL MODELLO

In questo capitolo viene svolta l'analisi diretta a individuare i fattori che influenzano il livello salariale dei lavoratori in seguito all'introduzione di tecnologie basate sull'Intelligenza Artificiale ($l_salary2_i$). A tale scopo, è stato stimato un modello di regressione lineare classica tramite il metodo dei Minimi Quadrati Ordinari (OLS - Ordinary Least Squares) su un campione di 2.000 osservazioni individuali (cross section).

Al fine di garantire la robustezza all'eteroschedasticità, gli errori standard sono stati stimati attraverso la variante HC1.

L'equazione del modello è definita come segue:

$$\begin{aligned} l_salary2_i = & \beta_0 + \beta_1 l_salary_i + \beta_2 upskill_i + \beta_3 hours_i + \beta_4 age_i + \beta_5 agesq_i + \beta_6 gender_i \\ & + \beta_7 remote_i + \sum_{j=7}^J \beta_j Cat_{ij} + \sum_{r=J+1}^R \beta_r Industry_{ir} + \sum_{s=R+1}^R \beta_s Industry_{is} + u_i \end{aligned} \quad (2.1)$$

dove l'indice i identifica il singolo lavoratore campionario ($i = 1, \dots, 2000$) e $\varepsilon_i \sim \text{i.i.d.}(0, \sigma^2)$ rappresenta il termine di errore stocastico.

Tabella 2.1: Descrizione delle variabili incluse nei modelli econometrici

Variabile	Tipo	Descrizione
<i>Variabili Principali</i>		
l_salary2	Continua	Logaritmo naturale del salario del lavoratore <i>dopo</i> l'introduzione dei sistemi di IA. Variabile dipendente (y).
l_salary	Continua	Logaritmo naturale del salario del lavoratore <i>prima</i> dell'introduzione dei sistemi di IA. Variabile indipendente (x).
<i>Gruppo Cat</i>		
edu	Continua	Livello di istruzione formale del rispondente (espresso in anni di studio).
AI_adopt	Ordinale	Grado o livello di adozione e utilizzo dell'IA nelle mansioni quotidiane.
risk	Ordinale	Grado di rischio percepito legato all'automazione o sostituzione del lavoro.
<i>Controlli Individuali</i>		
upskill	Dummy (0/1)	Assume valore 1 se il lavoratore ha svolto attività di formazione/aggiornamento delle competenze.
hours	Continua	Numero di ore lavorative settimanali svolte dal rispondente.
age	Continua	Età anagrafica del lavoratore.
agesq	Continua	Età al quadrato (age^2), inserita per catturare relazioni non lineari con il salario.
gender	Dummy (0/1)	Variabile indicatrice per il genere del rispondente.
remote	Dummy (0/1)	Assume valore 1 se il lavoratore opera in modalità smart working o lavoro agile.
<i>Gruppo Industry</i>		
finance	Dummy (0/1)	Assume valore 1 se il lavoratore è impiegato nel settore finanziario o assicurativo.
manufact	Dummy (0/1)	Assume valore 1 se il lavoratore è impiegato nel settore manifatturiero o industriale.
<i>Gruppo JobRole</i>		
administrator	Dummy (0/1)	Correlata a ruoli di tipo amministrativo, segretariale o di gestione d'ufficio.
cont_creator	Dummy (0/1)	Destinata ai creatori di contenuti, figure particolarmente esposte alla GenAI.
auditor	Dummy (0/1)	Destinata a revisori dei conti e addetti al controllo qualità/conformità.

2.2 SPECIFICAZIONE DEL MODELLO

Modello 1: OLS, usando le osservazioni 1–2000

Variabile dipendente: y

Errori standard robusti rispetto all'eteroschedasticità, variante HC1

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	−0.0587023	0.0507129	−1.158	0.2472
x	1.00098	0.00653949	153.1	0.0000
edu	−0.00220460	0.00222418	−0.9912	0.3217
AI_adopt	0.0310676	0.00324702	9.568	0.0000
risk	0.000959650	0.00303888	0.3158	0.7522
upskill	0.00873731	0.00492773	1.773	0.0764
hours	0.000968570	0.000436736	2.218	0.0267
age	0.000368423	0.00185218	0.1989	0.8424
agesq	−6.18296e−06	2.29990e−05	−0.2688	0.7881
gender	0.00499764	0.00513803	0.9727	0.3308
remote	−0.00531104	0.00495130	−1.073	0.2836
finance	−0.0175069	0.00868471	−2.016	0.0440
manufact	−0.0155534	0.00653979	−2.378	0.0175
administrator	−0.0143298	0.0114968	−1.246	0.2128
cont_creator	−0.0238304	0.0122580	−1.944	0.0520
auditor	0.0126105	0.0143629	0.8780	0.3801
Media var. dipendente	4.285803	SQM var. dipendente		0.403021
Somma quadr. residui	24.09827	E.S. della regressione		0.110210
R^2	0.925781	R^2 corretto		0.925220
$F(15, 1984)$	1608.680	P-value(F)		0.000000
Log-verosimiglianza	1580.885	Criterio di Akaike		−3129.771
Criterio di Schwarz	−3040.156	Hannan–Quinn		−3096.866

Modello 2: WLS corrette per l'eteroschedasticità, usando le osservazioni 1–2000

Variabile dipendente: y

	Coefficiente	Errore Std.	rapporto t	p-value
const	0.0158817	0.0304450	0.5217	0.6020
x	0.994680	0.00380233	261.6	0.0000
edu	−0.00118056	0.00125557	−0.9403	0.3472
AI_adopt	0.0246152	0.00249096	9.882	0.0000
risk	0.000794169	0.00175411	0.4527	0.6508
upskill	0.00459619	0.00285877	1.608	0.1080
hours	0.000175343	0.000257572	0.6808	0.4961
age	−0.000184554	0.00109553	−0.1685	0.8662
agesq	2.78368e−06	1.35701e−05	0.2051	0.8375
gender	0.00241846	0.00297618	0.8126	0.4165
remote	−0.00163836	0.00285464	−0.5739	0.5661
finance	−0.00842173	0.00536805	−1.569	0.1168
manufact	−0.00399056	0.00370371	−1.077	0.2814
administrator	−0.00411243	0.00585963	−0.7018	0.4829
cont_creator	0.00210905	0.00759370	0.2777	0.7812
auditor	0.00620553	0.00811070	0.7651	0.4443

Statistiche basate sui dati ponderati:

Somma quadr. residui	4970.972	E.S. della regressione	1.582887
R^2	0.972225	R^2 corretto	0.972015
$F(15, 1984)$	4629.778	P-value(F)	0.000000
Log-verosimiglianza	−3748.345	Criterio di Akaike	7528.691
Criterio di Schwarz	7618.305	Hannan–Quinn	7561.595

Statistiche basate sui dati originali:

Media var. dipendente	4.285803	SQM var. dipendente	0.403021
Somma quadr. residui	24.33581	E.S. della regressione	0.110752

2.2.1 TEST DIAGNOSTICI E ROBUSTEZZA DEL MODELLO

La validità statistica del modello OLS è stata verificata attraverso una serie di test diagnostici volti a escludere violazioni delle ipotesi classiche.

TEST VIF PER LA MULTICOLLINEARITÀ

Il *Variance Inflation Factor* (VIF) viene utilizzato per verificare la presenza di multicollinearità lineare tra le variabili indipendenti del modello.

I valori calcolati evidenziano:

Valori critici: $VIF > 10.0$ indicano potenziali problemi di collinearità

L'analisi restituisce valori di VIF stabilmente vicini a 1.0 per quasi tutti i regressori (es. $x = 1.009$, $edu = 1.016$, $finance = 1.478$). Si registrano tuttavia valori marcatamente superiori alla soglia critica per le variabili age (66.502) e $agesq$ (66.538). Questa circostanza non costituisce un difetto di specificazione, bensì una conseguenza strutturale diretta dell'inclusione del termine quadratico nel modello per catturare la non-linearità della variabile. Al di fuori di questa, l'assenza di multicollinearità tra le restanti variabili esplicative permette di confermare la stabilità dei coefficienti stimati e l'efficacia dei relativi test di significatività.

TEST DI WHITE PER L'ETEROSCHEDASTICITÀ

Il *Test di White* si occupa di capire se c'è l'eteroschedasticità.

I risultati indicano una statistica test pari a:

$$LM = 881,806 \quad \text{con } d.f. = 333$$

Il p -value associato è pari a zero, un valore inferiore alla soglia critica convenzionale dell'1%. Si rifiuta l'ipotesi nulla di omoschedasticità, ciò indica che i residui non hanno varianza costante. Di conseguenza, gli errori standard tradizionali dell'OLS risultano

distorti ed è indispensabile applicare una correzione per l'eteroschedasticità per non invalidare l'inferenza statistica.

TEST DI WHITE PER L'ETEROSCHEDASTICITÀ (SOLO QUADRATI)

Questa variante ristretta del *Test di White* esclude i prodotti incrociati tra le variabili esplicative.

La stima sul campione produce i seguenti valori:

$$LM = 690,794 \quad \text{con } d.f. = 39$$

Il test restituisce un p -value pari a zero. Il rifiuto di H_0 conferma i risultati della versione precedente del test.

TEST DI BREUSCH-PAGAN PER L'ETEROSCHEDASTICITÀ

Il *Test di Breusch-Pagan* rappresenta un ulteriore strumento diagnostico per la rilevazione dell'eteroschedasticità.

La statistica calcolata evidenzia:

$$LM = 715,497 \quad \text{con } d.f. = 31$$

Il test restituisce un p -value prossimo allo zero. Il conseguente rifiuto dell'ipotesi nulla conferma che la varianza dell'errore è linearmente legata alle variabili indipendenti.

TEST RESET DI SPECIFICAZIONE

Il test RESET di Ramsey viene utilizzato per verificare la correttezza della forma funzionale del modello lineare.

La statistica calcolata evidenzia:

$$F(2, 1982) = 0,407319$$

Qui non si rifiuta l'ipotesi nulla di corretta specificazione. Poiché il valore è ampiamente

superiore ai livelli di significatività standard (1%, 5% e 10%), il modello supera il test di specificazione. Questo indica che la relazione lineare impostata descrive adeguatamente i dati e non si individuano problemi legati a variabili omesse o a cattiva specificazione del modello.

2.3 ANALISI DEI RISULTATI

La stima permette di trarre alcune conclusioni interessanti su come l'introduzione dell'Intelligenza Artificiale (AI) stia influenzando i salari dei lavoratori, tenendo conto anche delle loro caratteristiche demografiche e professionali.

Il Modello 1 (Tabella 18) rappresenta la stima OLS corretta per l'eteroschedasticità. L'efficacia complessiva del modello è estremamente elevata, come dimostrato da un R^2 corretto pari a 0,925. Questo indica che le variabili incluse riescono a spiegare circa il 92,5% della variabilità dei salari successivi all'introduzione dell'IA, un risultato eccezionalmente solido per dati cross-section.

Analizzando i singoli coefficienti e i relativi p -value, emergono considerazioni economiche cruciali:

- **Persistenza del Salario (x):** Il coefficiente della variabile x (salario precedente) è pari a 1,00098 con un rapporto t di 153,1 e un p -value di 0,0000. Questo conferma che il salario di partenza è il principale predittore del salario futuro, evidenziando una quasi perfetta persistenza dei livelli retributivi.
- **Adozione dell'Intelligenza Artificiale (AI_adopt):** Il coefficiente è positivo e pari a 0,031 (p -value = 0,0000). Essendo la variabile dipendente espressa in logaritmo, questo coefficiente indica che, a parità di altre condizioni, un incremento unitario nel livello di adozione dell'IA si associa a un incremento del salario di circa il 3,1%. L'IA agisce quindi come un fattore complementare che aumenta la produttività e la remunerazione del lavoratore.

- **Capitale Umano e Competenze (hours e upskill):** Il numero di ore lavorate (hours) ha un impatto positivo e significativo (p -value = 0,0267). La variabile upskill ha un coefficiente positivo (0,0087) ed è statisticamente significativa al livello del 10% (p -value = 0,0764), suggerendo che i lavoratori che investono in formazione tendono a ricevere un premio salariale.
- **Variabili Non Significative:** L'istruzione (edu), la percezione del rischio (risk), l'età (age, agesq), il genere (gender) e il lavoro da remoto (remote) non risultano statisticamente significativi in questa specificazione, in quanto i loro effetti diretti vengono assorbiti dalla forte persistenza del salario di partenza (x).
- **Effetti Fissi di Settore (Industry):** I settori finance (-0,017) e manufact (-0,015) mostrano coefficienti negativi e statisticamente significativi rispetto alla categoria omessa. Ciò indica che, al netto del salario di partenza, questi settori hanno registrato una dinamica salariale leggermente più penalizzante nel post-IA.

2.3.1 Il Modello WLS e il Confronto con l'OLS

Il Modello 2 (pag. 19) consiste in una prova di robustezza applicando il metodo dei Minimi Quadrati Ponderati (WLS)

Nel modello la bontà di adattamento aumenta ulteriormente, registrando un R^2 corretto pari a 0,972. Tuttavia, nel passaggio dall'OLS Robusto al WLS, si nota un mutamento cruciale nella significatività delle variabili di controllo:

- Le uniche variabili che mantengono una significatività statistica assoluta (p -value = 0,0000) rimangono il salario di partenza (x) e il livello di adozione dell'IA (AI_adopt).
- Il coefficiente di AI_adopt nel modello WLS si attesta a 0,0246, confermando l'effetto positivo ma ridimensionandolo leggermente a un ****incremento salariale del 2,46%**** per ogni livello di adozione.

- Variabili come `hours`, `upskill`, `finance` e `manufact`, che risultavano significative nel Modello OLS Robusto, perdono la loro significatività statistica nel modello WLS.

Il fatto che in entrambi i modelli la variabile `AI_adopt` rimanga fortemente significativa e positiva (con un effetto compreso tra il 2,4% e il 3,1%) costituisce il risultato fondamentale della ricerca: l'impatto positivo dell'Intelligenza Artificiale sui salari è un risultato estremamente robusto.

CONCLUSIONI

L'indagine condotta in questo elaborato ha permesso di analizzare, attraverso l'utilizzo di modelli econometrici, uno dei dilemmi più complessi della contemporaneità: il rapporto di coesistenza tra l'intelligenza umana e quella artificiale nel mercato del lavoro. Le evidenze emerse non si limitano a fornire una risposta quantitativa, ma offrono una prospettiva nuova sulla natura del valore economico nel XXI secolo.

Il risultato più significativo dell'analisi è la forte stabilità della struttura retributiva, affiancata però da una chiara spinta propulsiva generata dall'innovazione. La relazione tra la dipendente e il salario precedente (*l_salary*) è significativa conferma l'esistenza di un robusto effetto di "ancoraggio". Il mercato tende a mantenere una continuità con le traiettorie retributive passate, tuttavia, l'introduzione dell'Intelligenza Artificiale costituisce un elemento di dinamismo positivo.

L'analisi ha infatti messo in luce un "premio tecnologico" legato all'adozione dell'IA. Il coefficiente positivo e statisticamente significativo associato alla variabile *AI_adopt* (pari a 0,0304) indica che, a parità di altre condizioni, un incremento nell'adozione dell'IA nei processi aziendali si associa a un aumento salariale stimabile attorno al 3,04%. Tale evidenza supporta le teorie della complementarità citate nel primo capitolo, l'IA non agisce come un sostituto indiscriminato, ma come un moltiplicatore di produttività per le risorse umane capaci di integrare questi strumenti nelle proprie mansioni.

Inoltre, emerge come variabili come quelle relative all'industria o l'istruzione formale risultino meno determinanti rispetto alla capacità di aggiornamento. Il fatto che la variabile *upskill* mostri una significatività statistica (seppur marginale) conferma che la formazione continua non è un esercizio teorico, ma un investimento che il mercato remunera. La transizione digitale agisce quindi come una forza che ridefinisce le competenze richieste; l'anzianità di servizio, se non accompagnata da un costante *aggiornamento tecnologico*, perde potere esplicativo rispetto al salario, spostando il focus dal "sapere pregresso" al "saper integrare".

In un'ottica di lungo periodo, appare evidente che la sfida per le organizzazioni e i decisori politici risiede nella capacità di governare questa transizione. Non è sufficiente promuovere percorsi di *upskilling* formali; è indispensabile valorizzare quelle facoltà che l'intelligenza artificiale non può replicare: la gestione della complessità etica, l'intelligenza emotiva e il pensiero critico.

In definitiva, l'interrogativo che ha guidato questa tesi — se l'AI sostituirà il lavoro umano — trova una risposta che sposta il centro della questione dalla tecnologia all'individuo. L'intelligenza artificiale non sostituirà l'essere umano in quanto tale, ma il lavoratore che utilizza l'intelligenza artificiale sostituirà inevitabilmente chi sceglierà di non farlo. La vera frontiera del progresso economico risiede, dunque, nella capacità della società di restare profondamente umana, guidando la macchina in un contesto produttivo sempre più automatizzato.

BIBLIOGRAFIA

- Daron Acemoglu and Pascual Restrepo(2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6):1488–1542. URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20160696>.
- Daron Acemoglu and Pascual Restrepo(2019). The wrong kind of ai? artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1):25–35. doi: 10.1093/cjres/rsz022.
- Ajay Agrawal, Joshua Gans, and Avi Goldfarb(2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Erik Brynjolfsson, Daniel Rock, and Chad Syverson(2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, pages 23–57. URL https://www.nber.org/system/files/working_papers/w24001/w24001.pdf.
- CEDEFOP(2020). Perceptions on responsiveness of education and training systems. URL <https://www.cedefop.europa.eu/en/publications/4192>.
- Eurostat(2023). Ai usage in enterprises. URL <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/w/ddn-20240529-2>.
- Carl Benedikt Frey and Michael A. Osborne(2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114:254–280. doi: 10.1016/j.techfore.2016.08.014.
- Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville(2016). *Deep Learning*. MIT Press, Cambridge, MA. <http://www.deeplearningbook.org>.

Julie Lassébie and Glenda Quintini(2022). What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers? URL <https://dx.doi.org/10.1787/646aad77-en>.

Tom M. Mitchell(1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill, New York. ISBN 0070428077.

National Bureau of Economic Research NBER(1992). General purpose technologies "engines of growth?". URL <https://www.nber.org/papers/w4148>.

OECD(2023). *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*. OECD Publishing, Paris. doi: 10.1787/08785aa7-en.

OECD.AI(2025). Is generative ai a general purpose technology? implications for productivity and policy.

Stuart J Russell and Peter Norvig(2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson.

Fabio Sabatini(2024). L'ia spazzerà via il lavoro? URL <https://fabiosabatini.substack.com/p/lai-spazzera-via-il-lavoro>.