

L'intelligenza artificiale migliora la redditività aziendale? Un'analisi empirica 2015-2024

Prof.ssa Rosella Santella

RELATORE

Prof. Matteo Rossi

CORRELATORE

Filippo Frontali 780401

CANDIDATO

INDICE

LISTA DELLE TABELLE	2
LISTA DELLE FIGURE	3
1.1 Contesto e rilevanza del tema	3
1.2 Evidenze empiriche e gap di ricerca.....	5
1.3 Obiettivi e domanda di ricerca.....	7
1.4 Struttura della tesi.....	8
Capitolo 2 – Quadro teorico e rassegna della letteratura.....	9
2.1 Evoluzione storica e sviluppo dell’IA	9
2.2 Definizioni e caratteristiche dell’IA	13
2.3 Classificazione delle tipologie di intelligenza artificiale.....	17
2.4 Le applicazioni dell’IA in azienda.....	22
2.5 Principali aree di applicazione dell’IA	26
2.6 Impatti dell’utilizzo dell’IA.....	32
Capitolo 3 - Metodologia.....	36
3.1 Disegno dell’analisi quantitativa	36
3.1.1 Struttura del campione.....	38
3.1.2 Periodo di osservazione	40
3.2 Variabili e definizioni operative	42
3.2.1 Variabile dipendente: redditività.....	42
3.2.2 Variabile indipendente: quota ricavi da IA / ricavi totali.....	44
3.3 Variabili di controllo	45
3.3.1 Dimensione aziendale (logaritmo naturale ricavi totali)	45
3.3.2 Intensità di R&D (R&D / ricavi totali).....	46

3.3.3 Efficienza operativa (rapporto SG&A / ricavi totali)	46
3.4 Fonte dei dati	47
3.5 Raccolta manuale e comparabilità dei dati	48
Capitolo 4 - Risultati analisi empirica	48
4.1 Risultati OLS, Operating Margin	49
4.2 Confronto comparativo tra modelli	52
4.3 Test di robustezza con EBITDA Margin.....	54
4.4 Confronto tra Operating Margin ed EBITDA Margin.....	57
4.5 Verifiche diagnostiche e robustezza.....	58
Capitolo 5- Conclusioni.....	63
5.1 Sintesi dei risultati principali e robustezza delle evidenze	63
5.2 Interpretazione economica dei risultati.....	65
5.3 Limiti e minacce all'identificazione	68
5.4 Implicazioni manageriali e conclusioni.....	70
Bibliografia.....	72

LISTA DELLE TABELLE

Tabella 1-Risultati OLS, Modello A (OM, $k=0$).....	49
Tabella 2-Risultati OLS, Modello B (OM, $k=1$)	50
Tabella 3-Risultati OLS, Modello C (OM, $k=2$)	51
Tabella 4-Confronto comparativo tra Modelli A/B/C (OM)	52
Tabella 5-Risultati OLS, Modello A (EBITDA, $k=0$)	54
Tabella 6-Risultati OLS, Modello B (EBITDA, $k=1$)	55
Tabella 7-Risultati OLS, Modello C (EBITDA, $k=2$)	56
Tabella 8-Confronto tra OM ed EBITDA (coefficienti IA e R^2)	57
Tabella 9-Modello A: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)	59
Tabella 10-Modello B: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)	60

Tabella 11-Modello C: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)	62
---	----

LISTA DELLE FIGURE

Figura 1-Organizzazioni che utilizzano l'IA almeno in una funzione (2017-2024)	22
Figura 2-Imprese che utilizzano tecnologie di IA per tipo di finalità e classe dimensionale (UE, 2024)	23
Figura 3-Adozione di tecnologie di IA per classe dimensionale (UE, 2023-2024).....	25

Capitolo 1 – Introduzione

1.1 Contesto e rilevanza del tema

Negli ultimi due decenni l'intelligenza artificiale (IA) ha compiuto un salto decisivo: da promessa tecnologica confinata ai laboratori è diventata un'infrastruttura che abilita e collega prodotti, processi e decisioni. Questo passaggio non è stato improvviso, ma il risultato di una convergenza potente: la disponibilità di potenza di calcolo sempre più accessibile, la crescita esponenziale dei dati generati da persone, oggetti e piattaforme digitali, e la maturazione di architetture algoritmiche capaci di apprendere da quei dati con accuratezza e velocità. Nel linguaggio della strategia d'impresa, l'IA è passata dallo status di "tecnologia interessante" a quello di "*asset* abilitante", su cui molte aziende stanno ridisegnando parte della catena del valore. È in questo senso che l'IA viene spesso descritta come uno dei motori della Quarta Rivoluzione Industriale: una tecnologia pervasiva che modifica non solo cosa si fa, ma come lo si fa, con effetti tangibili su tempi, costi, qualità e, in ultima analisi, sui risultati economici. Per le grandi multinazionali Tech/ICT il cambiamento è stato particolarmente rapido. Qui l'IA non è più un filone sperimentale affidato a piccoli team di ricerca: è una leva strategica trasversale che permea la progettazione dei prodotti, il modo in cui si raggiungono i clienti, la gestione operativa e l'allocazione del capitale. Nei servizi digitali l'IA regge i sistemi di raccomandazione e di personalizzazione dell'esperienza; nel *cloud* supporta la sicurezza,

l'ottimizzazione dei carichi e nuovi servizi *as-a-service*; nel marketing abilita segmentazioni e messaggi più mirati; nella *supply chain* migliora previsioni e logistica; nel *customer service* potenzia l'assistenza in tempo reale e la qualità delle risposte; in finanza e controllo affianca l'analisi dei dati gestionali e la valutazione dei rischi. L'IA, insomma, entra nei "nervi" dell'organizzazione: automatizza dove ha senso automatizzare, aumenta la capacità decisionale dove l'incertezza è alta, e introduce nuove possibilità di differenziazione dell'offerta. La dinamica di adozione non è però lineare. Molte imprese seguono un percorso a "S": una prima fase di curiosità e progetti pilota, una seconda fase di accelerazione quando alcuni casi d'uso dimostrano valore, e infine una fase di consolidamento e scalabilità, in cui la tecnologia diventa parte delle routine aziendali. Tra la prima e la seconda curva si colloca spesso un passaggio critico, dove emergono i requisiti "invisibili" del successo: qualità e integrazione dei dati, piattaforme affidabili, competenze diffuse e non solo specialistiche, processi ripensati per incorporare l'IA e misurarne gli effetti. Qui si fa sentire il cosiddetto *hype gap*: aspettative elevate e *storytelling* ambiziosi si scontrano con vincoli organizzativi, sistemi ereditati, resistenze culturali e difficoltà a costruire complementarità abbastanza solide da reggere la scala. Di conseguenza, non tutte le sperimentazioni diventano risultati economici misurabili; non tutti i prototipi diventano prodotti. Proprio per questo il panorama attuale è fatto di asimmetrie. I leader che hanno reso l'IA "di sistema", integrandola nei processi core e dotandosi delle infrastrutture abilitanti, tendono a cogliere benefici più stabili: una migliore capacità di prezzo grazie a offerte più mirate, maggiore efficienza operativa per effetto di decisioni più informate e processi più snelli, tempi di ciclo ridotti, qualità più alta e minori errori. Una parte consistente delle imprese, invece, resta ferma a iniziative puntuali difficili da scalare, spesso perché manca una visione economica condivisa: che cosa misura il successo? quali costi e quali ritorni considerare? dove concentrare gli sforzi? Il risultato è un'adozione disomogenea, con ritorni variabili e una misurazione talvolta incompleta dell'impatto. In questo contesto, la domanda "se, quando e in che misura" l'IA migliori la redditività non è un esercizio accademico astratto, ma un bisogno concreto per chi governa imprese e investimenti. Comprendere il nesso tra l'orientamento all'IA e i risultati economici aiuta a separare l'innovazione che "pesa a conto economico" dal semplice entusiasmo tecnologico. È il passaggio dal possiamo farlo al conviene farlo, e poi al dove conviene farlo di più. A livello manageriale, questo significa selezionare i

casi d'uso ad alta leva (laddove l'IA può incidere davvero su ricavi e costi), progettare le complementarità necessarie (dati affidabili, piattaforme scalabili, competenze adeguate, processi ripensati), e introdurre una disciplina di esecuzione che consenta di misurare, correggere e scalare. Da qui discende la rilevanza di misure economiche chiare dell'adozione: non solo “quante iniziative IA sono in corso”, ma quanto l'IA incide sui flussi di ricavo e, per questa via, sui margini. In questa tesi tale incidenza viene letta attraverso la quota di ricavi attribuibili a soluzioni basate su IA (*AI revenue share*), una *proxy* semplice ma informativa della centralità dell'IA nell'offerta. L'idea di fondo è intuitiva: se l'IA entra nei prodotti e nei servizi in modo sostanziale, ci aspettiamo di vederlo riflesso nei ricavi e, con tempi diversi a seconda dei casi, nella redditività. Nei capitoli successivi questa intuizione verrà sottoposta a verifica sistematica su un campione di grandi imprese Tech/ICT, seguendo nel tempo la relazione tra centralità economica dell'IA e margini operativi. L'obiettivo è fornire un'evidenza rigorosa e utile: indicare se l'IA, oltre a ispirare, crea valore misurabile e sotto quali condizioni organizzative e temporali questo valore tende a emergere.

1.2 Evidenze empiriche e gap di ricerca

Negli ultimi anni la letteratura accademica e i principali report di consulenza hanno documentato in misura crescente l'impatto dell'intelligenza artificiale sulle performance aziendali. Le evidenze disponibili confermano il potenziale trasformativo di questa tecnologia, ma al contempo mostrano risultati eterogenei e non sempre lineari nei diversi contesti organizzativi e settoriali. In altre parole, l'IA può generare miglioramenti significativi, ma l'entità e la tempistica di tali benefici variano considerevolmente da un'azienda all'altra. Analisi empiriche condotte a livello internazionale indicano che le imprese leader nell'IA, ossia quelle capaci di integrare l'IA in modo sistematico nei processi core, registrano performance nettamente superiori rispetto ai concorrenti. Negli ultimi anni questi leader hanno ottenuto una crescita dei ricavi 1,5 volte maggiore, rendimenti per gli azionisti 1,6 volte più alti e un ritorno sul capitale investito 1,4 volte superiore rispetto alla media (Boston Consulting Group, 2024). Tali risultati si accompagnano a proiezioni di medio periodo molto positive: le aziende all'avanguardia nell'adozione dell'IA si attendono infatti una crescita dei ricavi del 60% e quasi il 50%

di riduzione dei costi operativi entro il 2027, rispetto a chi resta indietro (Boston Consulting Group, 2024). Questo suggerisce che saper scalare le applicazioni di IA oltre la fase sperimentale possa tradursi in significativi incrementi di redditività e risparmi di costo nel medio termine. Alcuni settori offrono esempi concreti dei benefici dell'IA sulle performance. Nel *retail*, l'implementazione di sistemi di *dynamic pricing* ha consentito aumenti sensibili dei ricavi: secondo un'analisi, una strategia di prezzi dinamici può generare un incremento delle vendite tra il 2% e il 5% e una crescita dei margini di profitto tra il 5% e il 10% (Edwards, n.d.). Nel settore manifatturiero, l'adozione di soluzioni di manutenzione predittiva ha drasticamente ridotto i costi legati ai fermi impianto; le ricerche mostrano infatti che la manutenzione predittiva può abbattere i costi di manutenzione del 18-25% e tagliare i tempi di inattività non pianificati fino al 50% (Barnett, 2025). Tuttavia, non tutte le evidenze sono altrettanto positive o uniformi. Studi del Brookings Institution rilevano che un aumento degli investimenti in IA può tradursi in una crescita delle vendite di circa il 20% nel lungo periodo, ma con un significativo ritardo temporale: in media occorrono 1-2 anni prima che i benefici diventino visibili nei bilanci aziendali. In altri termini, l'impatto dell'IA sulla redditività non è immediato, poiché le imprese devono dapprima riorganizzare processi e *asset* complementari affinché le nuove tecnologie possano esprimere appieno il loro potenziale (Babina & Fedyk, 2025). Questo fenomeno è in linea con quanto osservato storicamente per l'adozione di altre tecnologie trasformative, dove i miglioramenti di performance seguono solo dopo un periodo iniziale di adattamento organizzativo. Inoltre, i vantaggi derivanti dall'adozione dell'IA non sono distribuiti in modo uniforme tra le imprese. Le aziende di grandi dimensioni, dotate di risorse finanziarie consistenti, infrastrutture digitali avanzate e capitale umano specializzato, tendono a beneficiare in misura maggiore dell'IA, mentre le piccole e medie imprese spesso faticano a ottenere ritorni significativi (Dinlersoz & Goldschlag, 2024). Ciò rischia di ampliare i divari competitivi esistenti: le evidenze suggeriscono infatti che l'adozione diffusa dell'IA stia contribuendo ad accrescere la concentrazione settoriale a favore dei leader, anziché livellare il campo di gioco (Babina & Fedyk, 2025). In sintesi, l'IA può diventare un fattore di ulteriore vantaggio competitivo per chi ha già capacità e *asset* adeguati, mentre chi ne è sprovvisto potrebbe restare indietro. Queste asimmetrie emergono chiaramente anche a livello organizzativo interno. Molti progetti di IA, infatti, non riescono a superare la fase pilota e ad essere

implementati su larga scala a causa di ostacoli iniziali: costi elevati, resistenze culturali al cambiamento, difficoltà di integrazione con i processi esistenti e mancanza di competenze adeguate (Lucido, 2025). Le statistiche più recenti indicano che solo una minoranza di imprese riesce effettivamente a scalare l'IA e trasformarla in una pratica diffusa e consolidata. Ad esempio, appena il 26% delle aziende ha sviluppato le capacità necessarie per andare oltre i progetti pilota ed estrarre valore tangibile dall'IA su base continuativa (Boston Consulting Group, 2024). Questo quadro riflette non solo la complessità tecnica intrinseca alle soluzioni di intelligenza artificiale, ma anche la necessità di un profondo cambiamento organizzativo che coinvolge la governance, la cultura aziendale e la capacità di attrarre e formare talenti qualificati in ambito digitale. In assenza di tali cambiamenti, molte iniziative di IA rischiano di arenarsi nel cosiddetto purgatorio dei progetti pilota, senza mai produrre i miglioramenti promessi. La letteratura accademica rispecchia appieno questa complessità. Nonostante l'interesse crescente per il tema, gli studi condotti finora si sono basati prevalentemente su dati aggregati (a livello di settore o macro) o su analisi qualitative e indagini manageriali. Tali approcci offrono spunti utili, ma non permettono di isolare con precisione l'effetto casuale dell'adozione dell'IA sulle performance economico-finanziarie delle singole imprese. In particolare, è mancata fino ad ora un'analisi sistematica a livello micro, fondata su dataset pubblici, strutturati e replicabili, che consenta di ottenere stime robuste e comparabili tra aziende. Questo gap metodologico rappresenta una delle principali criticità nella ricerca sull'argomento, ed è al contempo lo stimolo alla base del presente lavoro. Questo studio si propone di colmare, almeno in parte, tale lacuna attraverso la costruzione di un dataset originale sull'adozione di IA a livello di impresa e l'applicazione di metodologie econometriche rigorose, al fine di fornire evidenze empiriche più solide e comparative sull'impatto dell'IA sulle performance aziendali.

1.3 Obiettivi e domanda di ricerca

L'obiettivo di questa tesi è valutare in modo rigoroso e replicabile se e in che misura la centralità economica dell'intelligenza artificiale (IA), misurata tramite la quota di ricavi attribuibili a prodotti e servizi basati su IA sul totale (*AI revenue share*), si associ a un incremento della redditività operativa nelle grandi imprese Tech/ICT. Il contributo

risiede, da un lato, nello spostare l'analisi al livello micro d'impresa con una *proxy* economica diretta dell'IA (in grado di cogliere l'effettiva messa a terra nei conti, oltre gli input innovativi come spesa in R&D o brevetti) e, dall'altro, nel documentare la dinamica temporale dell'effetto lungo un orizzonte pluriennale. A tal fine si costruisce un panel bilanciato 2015–2024 di 15 multinazionali comparabili per modello di business e intensità digitale; la relazione tra *AI revenue share* e performance viene stimata mediante regressioni pooled OLS su dati impresa–anno in tre specificazioni temporali ($k=0,1,2$) per verificare l'eventuale ritardo di manifestazione dei benefici connesso ai necessari investimenti complementari (dati, piattaforme, competenze, processi). La variabile dipendente principale è l'Operating Margin, mentre l'EBITDA Margin è impiegato come test di robustezza per accertare la stabilità delle conclusioni al variare della metrica di redditività; il modello controlla per dimensione ($\ln(\text{Ricavi})$), intensità innovativa ($\text{R\&D/Ricavi}$) ed efficienza di struttura ($\text{SG\&A/Ricavi}$), così da isolare quanto più possibile l'associazione propria dell'IA. L'inferenza è associativa (non causale): i coefficienti sono interpretati come variazioni attese in punti percentuali del margine al crescere di +1 p.p. di *AI revenue share*, con diagnostiche standard (eteroschedasticità, multicollinearità, sensibilità a outlier) a presidio dell'affidabilità statistica. L'ambizione è duplice: offrire alla letteratura un'evidenza micro fondata su una misura economica replicabile e comparabile nel tempo e, in parallelo, fornire al management indicazioni utili per la selezione dei casi d'uso ad alta leva, l'allocazione del capitale e la progettazione delle complementarità organizzative necessarie a trasformare l'IA da promessa tecnologica a valore che pesa a conto economico. Da queste premesse discende la domanda di ricerca che orienta l'intero lavoro: l'adozione e la centralità economica dell'IA contribuiscono in modo statisticamente significativo e misurabile a migliorare la redditività operativa delle grandi multinazionali Tech/ICT, e tale contributo tende a emergere e consolidarsi con il tempo?

1.4 Struttura della tesi

La tesi è organizzata in cinque capitoli. Il Capitolo 2 inquadra teoricamente l'intelligenza artificiale: ripercorre l'evoluzione storica e le principali definizioni, introduce le tassonomie rilevanti e presenta le aree d'impiego in ambito d'impresa, sintetizzando le

evidenze su impatti economici e organizzativi e mettendo in luce il gap che motiva l'analisi empirica. Il Capitolo 3 descrive la metodologia: criteri di selezione del campione (15 multinazionali Tech/ICT), orizzonte temporale (2015–2024), costruzione del dataset e definizione operativa delle variabili; formalizza quindi il disegno empirico (regressioni pooled OLS su dati impresa–anno con *AI revenue share* come variabile esplicativa chiave; controlli: $\ln(\text{Ricavi})$, $\text{R\&D/Ricavi}$, $\text{SG\&A/Ricavi}$), le specificazioni temporali per cogliere effetti contemporanei e ritardati ($k=0,1,2$) e la diagnostica (eteroschedasticità, multicollinearità, sensibilità a outlier), precisando l'interpretazione associativa dei coefficienti. Il Capitolo 4 presenta i risultati: tabelle e commento per i Modelli A/B/C con Operating Margin come metrica principale e EBITDA Margin in robustezza; confronto tra specificazioni e lag; verifiche di sensibilità e lettura economica delle magnitudini stimate. Il Capitolo 5 integra le evidenze in una discussione organica: sintetizza i risultati, ne propone l'interpretazione industriale e manageriale (complementarità dati–piattaforme–competenze, priorità dei casi d'uso ad alta leva), esplicita limiti e potenziali minacce all'identificazione e traccia possibili estensioni.

Capitolo 2 – Quadro teorico e rassegna della letteratura

2.1 Evoluzione storica e sviluppo dell'IA

La nozione di macchina intelligente affonda le sue radici negli anni Quaranta, precisamente nel 1942, quando lo scrittore americano di fantascienza Isaac Asimov pubblicò il racconto “Runaround”, una trama che narra la storia di un robot. Questo lavoro ispirò generazioni di scienziati nel campo della robotica, dell'IA e dell'informatica. Pochi anni dopo, nel 1950 Alan Turing pubblicò il suo articolo fondamentale “Computing Machinery and Intelligence” in cui descriveva come creare macchine intelligenti e in particolare come testarne l'intelligenza (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). Il test di Turing è considerato un punto di riferimento per identificare l'intelligenza di un sistema artificiale: se un essere umano interagisce con un altro essere umano e con una macchina e non è in grado di distinguere la macchina dall'essere umano, allora si dice che la macchina è intelligente. Nel suo articolo, Turing immagina la possibilità di computer

creati per simulare l'intelligenza ed esplora molti degli ingredienti ora associati all'IA, incluso come l'intelligenza potrebbe essere testata e come le macchine potrebbero imparare automaticamente. Sebbene queste idee abbiano ispirato l'IA, Turing non aveva accesso alle risorse informatiche necessarie per tradurre le sue idee in azione (AI100, 2016). Il termine intelligenza artificiale fu coniato ufficialmente nel 1956, quando Marvin Minsky e John McCarthy ospitarono il "Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence", della durata di circa otto settimane, presso il Dartmouth College nel New Hampshire. Questo workshop riunì coloro che in seguito sarebbero stati considerati i padri fondatori dell'IA. Tra i partecipanti c'erano l'informatico Nathaniel Rochester, che in seguito sviluppò l'IBM 701, il primo computer scientifico commerciale, e il matematico Claude Shannon, fondatore della teoria dell'informazione (Mucci, 2024). L'obiettivo di questo workshop era quello di riunire i ricercatori di vari settori per creare una nuova area di ricerca finalizzata alla costruzione di macchine in grado di simulare l'intelligenza umana (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). La conferenza di Dartmouth è stata seguita da un periodo di successi significativi nel campo dell'IA. Tra i vari esempi troviamo il famoso programma informatico ELIZA, uno strumento di elaborazione del linguaggio naturale in grado di simulare una conversazione con un essere umano e uno dei primi programmi in grado di tentare di superare il test di Turing. Questo programma fu sviluppato da Joseph Weizenbaum tra il 1964 e il 1966. Aveva come scopo quello di mostrare la superficialità della comunicazione uomo-computer, fu sorpreso da quanti utenti attribuirono emozioni simili all'uomo al programma, sollevando questioni etiche sull'IA e l'interazione umana. Un'altra storia di successo fu il programma *General Problem Solver*, sviluppato dal premio Nobel Herbert Simon e dagli scienziati Cliff Shaw e Allen Newell; era in grado di risolvere problemi automaticamente, come le Torri di Hanoi, un rompicapo matematico (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). In seguito a queste storie di successo, ci furono ingenti finanziamenti per la ricerca sull'IA che portarono a un numero sempre maggiore di progetti. Nel 1970, Marvin Minsky rilasciò un'intervista in cui affermava che una macchina con l'intelligenza generale di un essere umano sarebbe stata sviluppata entro una decina di anni. Purtroppo, non fu così semplice; molte delle promesse iniziali dell'IA non si tradussero in applicazioni pratiche solide. Nel 1973, il congresso degli Stati Uniti iniziò a criticare l'elevata spesa per la ricerca sull'IA. Nello stesso anno James Lighthill presentò un rapporto critico al British Science Research

Council sui progressi della ricerca sull'IA. Sosteneva che il campo non aveva prodotto scoperte significative, portando a una drastica riduzione dei finanziamenti governativi per l'IA nel Regno Unito, e il governo statunitense seguì presto il suo esempio (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). Il panorama cambiò negli anni '80 con l'avvento dei sistemi esperti, ovvero collezioni di regole che presuppongono che l'intelligenza umana possa essere formalizzata e ricostruita in un approccio *top-down* come una serie di affermazioni "se-quindi". Uno dei primi sistemi esperti, chiamato "Mycin", fu creato da Edward H. Shortliffe all'Università di Stanford; fu progettato come strumento di diagnosi medica. Date le informazioni relative ai sintomi e ai risultati degli esami di un paziente, Mycin cercava di identificare la causa dell'infezione del paziente e suggeriva i trattamenti. I sistemi esperti portarono risultati impressionanti in aree che si prestavano a tale formalizzazione. Tuttavia, in aree che non si prestavano a tale formalizzazione, i sistemi esperti portarono scarse prestazioni (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). A cavallo dell'inizio degli anni '90, l'euforia attorno all'IA subì una nuova battuta d'arresto; le aspettative esagerate e alcune implementazioni deludenti portarono ad un calo degli investimenti e dell'interesse nel campo dell'IA. La rinascita dell'IA fu supportata dai progressi tecnologici del periodo; la disponibilità di componenti hardware più potenti e la crescita di Internet crearono un terreno fertile per sviluppare nuovi progetti legati all'IA. I risultati che ci furono alla fine del secolo portarono l'IA all'attenzione del grande pubblico. La prima prova che fece scalpore tra il pubblico ci fu nel 1997, quando il programma di scacchi Deep Blue dell'IBM sconfisse il campione mondiale di scacchi Garry Kasparov in un match ufficiale (Mucci, 2024). Fu la prima volta che un programma automatizzato superava un umano ai massimi livelli in un gioco strategico e complesso come gli scacchi, dimostrando i progressi raggiunti della capacità di calcolo e nei metodi di ricerca delle mosse vincenti. Deep Blue fu in grado di elaborare 200 milioni di mosse possibili al secondo e di determinare la mossa successiva ottimale guardando 20 mosse in avanti (Mucci, 2024). Nel 2011, un altro progetto di IBM, "Watson", prevalse sui campioni umani del quiz televisivo "Jeopardy!", grazie alla sua abilità nel comprendere il linguaggio naturale delle domande e nel reperire risposte corrette attingendo ad un vastissimo database di conoscenze. Questi sono solo due dei tanti esempi che segnarono simbolicamente il raggiungimento di livelli di performance prima impensabili e spinsero ulteriormente gli investimenti nella ricerca (Mucci, 2024). A partire dal secondo decennio

degli anni Duemila, l'intelligenza artificiale ha conosciuto una trasformazione radicale grazie all'affermazione del paradigma del *deep learning*, ossia di reti neurali artificiali con molti strati interni. Questo approccio trovò concreta applicazione in parallelo allo sviluppo di tre fattori abilitanti: la disponibilità di grandi volumi di dati, l'incremento della potenza computazionale e l'evoluzione degli algoritmi di ottimizzazione. Nel 2012, i ricercatori dell'Università di Toronto progettarono "AlexNet", una rete neurale convoluzionale che raggiunse un risultato rivoluzionario nella competizione ImageNet, ottenne un tasso di errore del 16%, un miglioramento sostanziale rispetto al miglior risultato dell'anno precedente del 25% (AI100, 2016; Haenlein & Kaplan, 2019). Questo risultato segnò l'inizio di una nuova era per l'intelligenza artificiale, in cui i sistemi non si limitavano più a seguire regole predefinite o a eseguire compiti strettamente circoscritti, ma dimostravano capacità di astrazione, adattamento e generalizzazione sempre più avanzate. L'adozione del *deep learning* ha prodotto un'ondata di progressi, come algoritmi di visione artificiale e di riconoscimento vocale basati su reti profonde che superarono in alcuni compiti le prestazioni umane. Ad esempio, nel 2016 AlphaGo di Google DeepMind sconfisse Lee Sedol, uno dei migliori giocatori di Go al mondo (Mucci, 2024). Go, un complesso gioco da tavolo con più possibili configurazioni di quante ce ne siano di atomi nell'universo, era stato a lungo considerato una sfida per l'IA (Haenlein & Kaplan, 2019). La vittoria per 4-1 di AlphaGo su Sedol fu un momento innovativo nell'IA, che mostra il potere delle tecniche di apprendimento profondo per gestire compiti strategici altamente complessi che in precedenza erano stati al di là delle capacità dell'IA. Nel 2020 OpenAI ha introdotto GPT-3, un modello linguistico generativo con 175 miliardi di parametri, che lo rese uno dei modelli di intelligenza artificiale più grandi e sofisticati. GPT-3 dimostrò la capacità di generare testi simili a quelli umani, impegnarsi in conversazioni, scrivere codici, tradurre lingue e generare scritture creative basate su suggerimenti in linguaggio naturale (Mucci, 2024). In conclusione, l'evoluzione dell'IA, dalle prime speculazioni teoriche del secolo scorso fino alle sofisticate applicazioni odierne basate su *deep learning* e modelli generativi, evidenzia un percorso di sviluppo non lineare ma straordinariamente dinamico. Ogni fase, dall'ottimismo pionieristico degli anni '50, ai periodi di crisi, fino alla rinascita degli anni '00, ha contribuito a ridefinire il concetto stesso di "intelligenza" tecnologica, portando l'IA a integrarsi profondamente nei processi scientifici, sociali ed economici

contemporanei. Negli ultimi anni, il passaggio da semplici automazioni a sistemi capaci di apprendere, adattarsi e generare contenuti autonomamente ha modificato il ruolo dell'IA, trasformandolo da strumento di supporto a vero e proprio agente strategico all'interno delle imprese (Haenlein & Kaplan, 2019; Mucci, 2024). Questo cambiamento impone nuove riflessioni sull'impatto reale dell'IA nei contesti organizzativi e produttivi, in particolare rispetto alla sua capacità di creare valore economico.

2.2 Definizioni e caratteristiche dell'IA

Dare una definizione con precisione di che cosa sia l'IA non è banale, e negli anni sono state proposte varie definizioni autorevoli in ambito accademico e istituzionale. Per comprendere al meglio il significato dell'espressione "intelligenza artificiale", è utile scomporla nelle sue due componenti: intelligenza e artificiale. Il termine intelligenza deriva dal latino "*intelligere*", composta da "*inter*" (tra) e "*legere*" (scegliere, cogliere), e indica la capacità di "scegliere tra", ovvero la capacità di comprendere o cogliere il senso. In ambito filosofico, psicologico e cognitivo, l'intelligenza è stata descritta in molti modi, ma comunemente include la capacità di apprendere dall'esperienza, adattarsi a nuovi contesti, ragionare, risolvere problemi, pianificare e comprendere concetti complessi. Secondo l'American Psychological Association, l'intelligenza è la capacità di ricavare informazioni, imparare dall'esperienza, adattarsi all'ambiente, comprendere e utilizzare correttamente il pensiero e la ragione. Il termine artificiale deriva dal latino "*artificialis*", da "*ars*" (arte) e "*facere*" (fare), e designa ciò che è prodotto dall'uomo, non naturale. Dunque, indica l'origine progettata e non organica del sistema (Oxford English Dictionary). Combinando i due termini, si ottiene il concetto di intelligenza artificiale, che può essere intesa come la capacità di un sistema non biologico di manifestare comportamenti intelligenti, ossia di apprendere, adattarsi, ragionare, risolvere problemi e interagire con l'ambiente circostante, simulando parzialmente l'intelligenza umana. Organizzazioni internazionali hanno elaborato proprie definizioni di IA, ad esempio, secondo l'AI Act un sistema di intelligenza artificiale è: "un sistema basato su macchina progettato per operare con diversi livelli di autonomia e che può mostrare adattabilità dopo il suo impiego. Tale sistema, per obiettivi espliciti o impliciti, elabora input per generare output come previsioni, contenuti, raccomandazioni o decisioni che

possono influenzare ambienti fisici o virtuali” (InfoCert – Futuro Digitale, 2025). Questa definizione evidenzia tre elementi chiave: i diversi livelli di autonomia, la possibile adattabilità dopo l’impiego e la generazione di output finalizzati (previsioni, contenuti, raccomandazioni o decisioni). L’8 novembre 2023 l’OCSE ha modificato la sua definizione sull’intelligenza artificiale adottata il 22 maggio 2019 come segue: “un sistema di intelligenza artificiale è un sistema basato su macchine che, per obiettivi espliciti o impliciti, deduce, dall’input che riceve, come generare output come previsioni, contenuti, raccomandazioni o decisioni che possono influenzare ambienti fisici o virtuali. I diversi sistemi di intelligenza artificiale variano nei loro livelli di autonomia e adattabilità dopo l’implementazione” (NicFab, 2023). Un sistema di IA elabora dati in ingresso e produce risultati che incidono sul mondo, potendo operare con gradi variabili di autonomia e capacità di adattamento. Queste due definizioni convergono sull’idea che l’IA sia il campo di studio e di applicazione volto a realizzare sistemi capaci di comportamenti intelligenti, ovvero in grado di percepire l’ambiente, interpretare i dati, apprendere dall’esperienza, decidere autonomamente e agire efficacemente per conseguire determinati obiettivi (InfoCert – Futuro Digitale, 2025; NicFab, 2023). I sistemi di IA presentano una serie di capacità distintive che li differenziano dai software tradizionali. In particolare, questi sistemi sono spesso progettati per avere:

- Capacità di apprendimento: ovvero l’abilità di migliorare le proprie prestazioni nel tempo imparando dai dati e dall’esperienza. Grazie all’apprendimento automatico (*machine learning*), l’IA può estrarre conoscenza da grandi moli di dati, identificando schemi e relazioni nascosti, e aggiornare di conseguenza i propri modelli interni. Questo consente ai sistemi intelligenti di ottimizzare il proprio comportamento a mano a mano che ricevono nuovi esempi, senza essere riprogrammati manualmente. L’apprendimento è fondamentale per permettere all’IA di affrontare situazioni non previste in fase di progettazione iniziale. Un aspetto cruciale legato all’apprendimento è la generalizzazione: un sistema intelligente dovrebbe essere in grado di applicare conoscenze apprese in un contesto a contesti nuovi, ma analoghi. In altri termini, l’IA non si limita a memorizzare dati specifici, ma costruisce modelli generali utili per predire o decidere correttamente anche di fronte a input mai visti prima (Rutigliano, 2025).

- Capacità di adattamento: strettamente collegata all'apprendimento è la facoltà di adattarsi al mutare delle condizioni operative. Un sistema di IA ben progettato può aggiornare i propri parametri o strategie quando cambiano i dati in ingresso o gli obiettivi, mantenendo così l'efficacia in contesti dinamici. Ad esempio, un algoritmo intelligente impiegato per risolvere un certo problema può modificare il proprio comportamento in risposta a feedback o a variazioni nell'ambiente esterno. Secondo la definizione OCSE, i sistemi di IA differiscono proprio nei livelli di adattabilità che presentano dopo essere stati messi in funzione (NicFab, 2023). Questa adattività consente all'IA di gestire l'incertezza e la variabilità tipiche del mondo reale meglio dei sistemi rigidi; l'agente artificiale può apprendere dall'errore ed evolvere le proprie prestazioni, anziché seguire invariabilmente un insieme fisso di regole.
- Autonomia operativa: molti sistemi di IA agiscono con un certo grado di autonomia, ovvero senza richiedere un intervento umano continuo nelle decisioni di dettaglio. Ciò significa che, entro i limiti e gli obiettivi prefissati dai progettisti, l'agente intelligente può prendere decisioni e intraprendere azioni per conto proprio. Ad esempio, algoritmi di controllo in robotica o veicoli autonomi valutano le situazioni e reagiscono in tempo reale senza attendere istruzioni esterne. Allo stesso modo, un software di diagnostica medica basato su IA può formulare ipotesi sullo stato di un paziente e suggerire trattamenti in modo indipendente, sulla base dei dati di cui dispone. L'autonomia è resa possibile dalla capacità di ragionamento automatico e di pianificazione incorporata nell'IA, che permette al sistema di valutare alternative e selezionare azioni appropriate. È importante sottolineare che l'autonomia non implica assenza di controllo umano. In particolare, nelle applicazioni critiche, gli esseri umani definiscono gli obiettivi e i vincoli etici/operativi, entro cui l'IA poi opera autonomamente.
- Capacità di ragionamento e pianificazione: i sistemi intelligenti dispongono di meccanismi per rappresentare la conoscenza e prendere decisioni fondate su tale conoscenza. Ciò include la capacità di ragionare su dati e informazioni (deducendo nuove conclusioni da premesse note, eseguendo inferenze logiche, o valutando probabilità di eventi) e di pianificare sequenze di azioni per raggiungere un obiettivo. Ad esempio, un agente deliberativo può scomporre un problema

complesso in sottocompiti, valutare diversi piani d'azione possibili e scegliere il più efficace o conveniente in base a un criterio di ottimizzazione. Questo richiede una rappresentazione interna dello stato del mondo e degli obiettivi, nonché algoritmi di *problem solving* e ricerca. La presenza di un meccanismo di ragionamento consente all'IA di andare oltre la semplice reazione allo stimolo corrente, valutando le conseguenze a medio-lungo termine delle proprie azioni. Infine, tale capacità conferisce al sistema un comportamento più "intelligente" nel senso comune del termine, poiché simile al ragionamento deliberativo che compie una mente umana quando affronta un problema (Rutigliano, 2025).

- Interazione con l'ambiente e con gli utenti: un sistema di IA non opera isolatamente, ma si trova inserito in un ambiente fisico o virtuale con cui interagisce. Un aspetto cruciale dell'IA è la percezione dell'ambiente attraverso sensori (in caso di agenti fisici, come robot, ciò include videocamere, microfoni, sensori di prossimità o altro, mentre per agenti software può trattarsi di input testuali, immagini digitali, dati da altre applicazioni) e la capacità di agire sull'ambiente tramite effettori (attuatori fisici come motori, oppure azioni software come l'emissione di un segnale o la produzione di un output). Questo loop percettivo-motorio consente all'agente di interagire attivamente con il mondo circostante, raccogliendo informazioni e modificando lo stato dell'ambiente in base ai propri scopi. Inoltre, molti sistemi di IA prevedono interazioni con esseri umani, ad esempio, assistenti virtuali, *chatbot* e sistemi di raccomandazione che comunicano con utenti umani in linguaggio naturale o tramite interfacce dedicate. La capacità di comprendere comandi o richieste umane e di fornire risposte appropriate rientra tra le abilità di interazione sociale dell'IA. In contesti collaborativi, l'IA deve anche saper adattare il proprio comportamento tenendo conto delle azioni umane. L'interazione efficace richiede che il sistema possieda modelli del suo ambiente e, talvolta, modelli dell'utente con cui interagisce, per anticiparne bisogni o intenzioni (InfoCert – Futuro Digitale, 2025).

Le caratteristiche descritte: apprendimento, adattamento, autonomia, ragionamento e interazione concorrono a definire un sistema come intelligente. Un agente artificiale avanzato è progettato proprio per integrare queste capacità, percepire i dati di contesto,

interpretarli alla luce della conoscenza pregressa, apprendere da essi per migliorarsi, prendere decisioni in autonomia in base a obiettivi, e infine agire sull'ambiente producendo effetti misurabili. Più un sistema riesce a manifestare tali comportamenti in modo robusto e flessibile, più lo consideriamo dotato di intelligenza artificiale in senso pieno (Rutigliano, 2025).

2.3 Classificazione delle tipologie di intelligenza artificiale

L'intelligenza artificiale non è un concetto monolitico, ovvero esistono diverse categorie di sistemi IA, identificate dalla letteratura accademica e dalle fonti istituzionali, in base a criteri come le capacità, le modalità operative e gli approcci tecnici utilizzati (AI100, 2021). Comprendere queste classificazioni è fondamentale per analizzare come l'adozione dell'IA possa influire sulla redditività aziendale, poiché diversi tipi di IA hanno impatti e applicazioni differenti in ambito gestionale. Le principali classificazioni dell'IA si distinguono per livello di capacità, modalità operativa e approccio tecnico. Una prima modalità di classificare l'IA è in base al livello di capacità o generalità cognitiva del sistema. Si distinguono tre categorie: IA ristretta (ANI), IA generale (AGI) e IA superintelligente (ASI). Questa tassonomia ordina i sistemi IA dal meno al più potente in termini di ampiezza e autonomia delle competenze intelligenti (AI100, 2021; IBM, 2023; IBM, 2024):

- **Intelligenza Artificiale Ristretta (Artificial Narrow Intelligence, ANI):** indica l'IA debole o specifica, progettata per eccellere in un determinato compito o dominio ristretto. Questi sistemi possono superare l'uomo in attività circoscritte, ma non possiedono capacità di ragionamento generale oltre il compito per cui sono programmati. L'ANI domina lo stato dell'arte attuale, praticamente tutte le applicazioni IA odierne rientrano in questa categoria. Un algoritmo di raccomandazione prodotti, un sistema di riconoscimento vocale o un modello di diagnosi medica automatizzata sono esempi di IA ristretta. Pur essendo molto performanti nei loro ambiti, tali sistemi non possono apprendere autonomamente compiti nuovi né adattarsi fuori dallo specifico dominio per cui sono stati addestrati (AI100, 2021).

- **Intelligenza Artificiale Generale (Artificial General Intelligence, AGI):** rappresenta l'IA forte o generale, ossia un ipotetico sistema artificiale con un livello di intelligenza flessibile e generale paragonabile a quello umano. Un'AGI sarebbe capace di comprendere, apprendere e svolgere qualunque compito intellettuale in diversi domini, adattandosi a situazioni nuove e trasferendo conoscenze da un contesto all'altro, con la stessa abilità con cui lo farebbe una persona (IBM, 2024).
- **Intelligenza Artificiale Superintelligente (Artificial Super Intelligence, ASI):** indica un livello di intelligenza artificiale ipotetico e ancora più avanzato, in cui la macchina surclassa ampiamente l'intelligenza umana praticamente in tutti i campi. L'ASI è uno scenario teorico, nessun sistema si avvicina a queste capacità, ma viene discussa per comprendere possibili implicazioni etiche ed economiche qualora si realizzasse (IBM, 2023).

Una seconda modalità di classificazione dell'IA riguarda il modo in cui un agente intelligente opera e prende decisioni. In letteratura si distingue tra architetture reattive, architetture deliberative e architetture ibride, a seconda di come il sistema bilancia la reazione immediata agli stimoli contro la pianificazione basata su modelli interni (ValgrAI, 2025):

- **Agenti IA Reattivi (Architettura Reattiva):** si tratta di sistemi che agiscono in base alle percezioni correnti, reagendo in tempo reale agli input esterni senza mantenere uno stato interno del mondo. Un agente reattivo segue regole di forma condizione-azione, a ogni stimolo o configurazione percepita, è associata una risposta immediata predefinita. Questi agenti non possiedono memoria di lungo termine né un modello interno dell'ambiente in cui operano. Il vantaggio è la velocità e robustezza; eliminando costose elaborazioni cognitive, un'IA reattiva risponde con tempestività anche in ambienti dinamici e mutevoli. In ambito aziendale, possiamo ricondurre ad applicazioni come algoritmi di *trading* ad alta frequenza oppure i motori di raccomandazione in tempo reale. Tali sistemi mirano all'efficienza immediata, ma soffrono di miopia strategica: non pianificando a lungo termine, rischiano di non ottimizzare obiettivi globali o di fallire in situazioni non previste dalle regole, poiché privi di una comprensione esplicita dello stato globale.

- Agenti IA Deliberativi (Architettura Deliberativa): all'estremo opposto troviamo sistemi che costruiscono e mantengono una rappresentazione simbolica del mondo, utilizzandola per ragionare sulle azioni da compiere in funzione di obiettivi. Un agente deliberativo è dotato di un modello interno che descrive lo stato dell'ambiente, e di meccanismi di inferenza e pianificazione per scegliere sequenze di azioni capaci di raggiungere determinati goals prefissati. La deliberazione conferisce all'agente un'ampia lungimiranza, valuta conseguenze future, considera scenari ipotetici, ma al costo di una maggiore complessità computazionale e minore reattività istantanea. In azienda, elementi deliberativi emergono in applicazioni come sistemi di ottimizzazione della supply chain, algoritmi di pianificazione della produzione o di schedulazione complessi, nonché in alcuni sistemi decisionali basati su conoscenza che provano a dedurre la migliore strategia sulla base di dati e regole. Tali agenti sono preziosi per strategie aziendali di lungo periodo, ma devono fare i conti con la necessità di aggiornare i propri modelli interni per restare efficaci in ambienti che cambiano rapidamente.
- Architetture IA Ibride: data la complementarità di reattività e deliberazione, la maggior parte dei sistemi intelligenti complessi adotta oggi un approccio ibrido, che combina uno strato reattivo a basso livello e uno strato deliberativo ad alto livello. In un'architettura ibrida, il livello reattivo gestisce risposte immediate e compiti rapidi, mentre il livello deliberativo si occupa di pianificazione, ragionamento strategico e coordinamento degli obiettivi. La componente deliberativa può impostare obiettivi e vincoli per il reattivo, e quest'ultimo può scavalcare temporaneamente la pianificazione in caso di necessità urgente. Ad oggi, un caso esemplare è il veicolo autonomo, che deve reagire istantaneamente a ostacoli o eventi, ma al contempo pianificare il tragitto ottimale o gestire la navigazione; solo l'integrazione di entrambi garantisce sia sicurezza immediata sia efficienza sul lungo termine. Analogamente, un sistema di gestione di magazzino automatizzato può combinare regole reattive con moduli deliberativi. L'approccio ibrido ha lo scopo di offrire il meglio dei due mondi, le architetture reattive offrono velocità, quelle deliberative offrono capacità di previsione, e le architetture ibride tentano di combinare i pregi di entrambe (ValgrAI, 2025). Un'ulteriore prospettiva di classificazione dell'IA riguarda il paradigma tecnico e

i modelli computazionali sottostanti ai sistemi. Storicamente, l'IA ha seguito due grandi correnti metodologiche, IA simbolica e IA connessionista, a cui si aggiungono oggi approcci ibridi che cercano di integrarle (The Alan Turing Institute, s.d.; Xiong et al., 2024).

- Approccio Simbolico (GOFAI): l'IA simbolica, nota anche come Good Old-Fashioned AI, si basa sulla manipolazione esplicita di simboli e regole logiche. In questo paradigma, la conoscenza è rappresentata attraverso simboli formalmente definiti e l'intelligenza emerge da procedure di inferenza logica, ragionamento basato su regole, ricerca nello spazio degli stati e altre tecniche di tipo top-down. Esempi di IA simbolica includono i sistemi esperti, i motori di inferenza basati su logica proposizionale o predicativa, le reti semantiche e i pianificatori automatici. Un sistema simbolico può rappresentare conoscenze su un dominio tramite un insieme di regole e usarle per dedurre nuove conclusioni o per pianificare azioni. Questo approccio ha il vantaggio di fornire trasparenza e spiegabilità: le decisioni di un'IA simbolica sono tracciabili tramite catene logiche comprensibili. Inoltre, le soluzioni simboliche possono garantire correttezza formale e facilità di implementare vincoli e conoscenze a priori. Di contro, il limite principale è la rigidità e la scarsa capacità di apprendere dai dati grezzi, la conoscenza deve essere predefinita da esperti umani, e questi sistemi faticano ad affrontare problemi con percezioni complesse o con ambienti incerti, dove un approccio puramente logico diventa intrattabile. In ambito aziendale, viene usato, ad esempio, nei motori di regole per il business, nei sistemi di configurazione di prodotti, nelle applicazioni di compliance normativa e in situazioni in cui si richiede interpretabilità e controllo sulle decisioni (The Alan Turing Institute, s.d.).
- Approccio Connessionista (Sub-simbolico): questa tipologia di IA si ispira alle reti neurali e ai meccanismi di apprendimento automatico, enfatizzando l'elaborazione distribuita e adattiva sull'esempio del cervello biologico. In un approccio connessionista, non vi è una rappresentazione esplicita simbolica data a priori; al contrario, il sistema apprende schemi e rappresentazioni dai dati, aggiustando i pesi di una rete di neuroni artificiali o parametri di modelli statistici complessi. Questo paradigma bottom-up è alla base del *machine learning* ed

eccelle in compiti come riconoscimento di pattern, classificazione e regressione da grandi moli di dati, percezione visiva e uditiva, dove i metodi simbolici erano inadeguati. Il vantaggio chiave di questa IA è la potenza nell'estrarre conoscenza direttamente dai dati grezzi e nel generalizzare da essi, le reti neurali adeguatamente addestrate hanno raggiunto o superato prestazioni umane in diversi campi (riconoscere oggetti in foto, trascrivere il parlato, tradurre testi), grazie alla capacità di individuare autonomamente caratteristiche rilevanti nei dati. Il rovescio della medaglia è che le reti neurali profonde e modelli simili operano come scatole nere: l'interpretabilità è molto limitata rispetto ai sistemi simbolici, è difficile per un essere umano comprendere esattamente il perché di una certa decisione, data la natura distribuita delle rappresentazioni interne. In azienda, tutti gli sviluppi recenti, dall'analisi predittiva alla visione per la qualità manifatturiera, dai modelli di linguaggio per *chatbot* fino ai sistemi di raccomandazione personalizzata, utilizzano tecniche di *machine learning* connessionista (Xiong et al., 2024).

- Approcci Ibridi (neuro-simbolici): la crescente consapevolezza dei rispettivi punti di forza e debolezza di simbolismo e connessionismo ha portato allo sviluppo di approcci ibridi, spesso denominati IA neuro-simbolica, che integrano modelli di apprendimento statistico con rappresentazioni e regole simboliche. L'idea è combinare l'efficacia del sub-simbolico nel riconoscere pattern con la trasparenza e struttura del simbolico. Un sistema ibrido può utilizzare reti neurali per la percezione e l'estrazione di caratteristiche da dati non strutturati, e successivamente applicare moduli simbolici per ragionamento logico su conoscenze acquisite o vincoli noti. Oppure, viceversa, può partire da una base simbolica di conoscenza e usare componenti di *machine learning* per estenderla o affinarla. Dal punto di vista aziendale, cominciano a emergere applicazioni ibride in aree come la finanza, si esplorano modelli ibridi dove una rete neurale analizza serie temporali di mercato, ma le decisioni finali di investimento devono rispettare regole di risk management rappresentate simbolicamente. In conclusione, comprendere le varie tipologie di intelligenza artificiale in termini di capacità, modalità operativa e approccio tecnico è essenziale per valutare in modo critico

le implicazioni economiche e gestionali dell'adozione di queste tecnologie (The Alan Turing Institute, s.d.; Xiong et al., 2024).

2.4 Le applicazioni dell'IA in azienda

Le indagini più recenti evidenziano una diffusione crescente dell'IA nelle imprese a livello mondiale. Secondo lo Stanford AI Index, nel 2024 circa il 78% delle organizzazioni a livello globale dichiarava di utilizzare l'IA in qualche forma, in aumento rispetto al 55% nel 2023 (Stanford HAI, 2025).

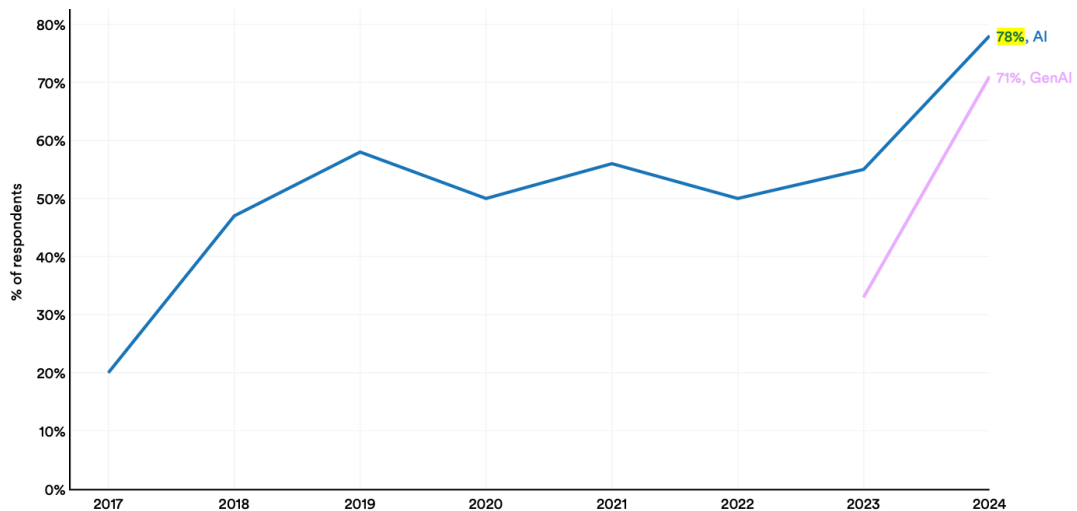


Figura 1-Organizzazioni che utilizzano l'IA almeno in una funzione (2017-2024)

Fonte: Stanford HAI (2025), AI Index Report 2025, cap. Economy; dati: McKinsey & Company Survey (2024).

I tassi di adozione variano sensibilmente tra regioni e settori. Ad esempio, dati Eurostat indicano che nel 2024 solo il 13,5% delle aziende dell'Unione Europea con almeno 10 addetti impiegava tecnologie di IA, segno che la penetrazione media è ancora limitata in alcuni contesti (Eurostat, 2025). In quest'area, l'utilizzo è molto concentrato in determinati settori economici. Le imprese ICT (informazione e comunicazione) risultano le più avanzate, con quasi il 49% di aziende che utilizzavano almeno una tecnologia di IA nel 2024, seguite dai servizi professionali, scientifici e tecnici. In altri settori la quota

di adozione rimaneva inferiore al 16%, con un minimo di circa il 6% in settori come costruzioni e accoglienza (Eurostat, 2025).

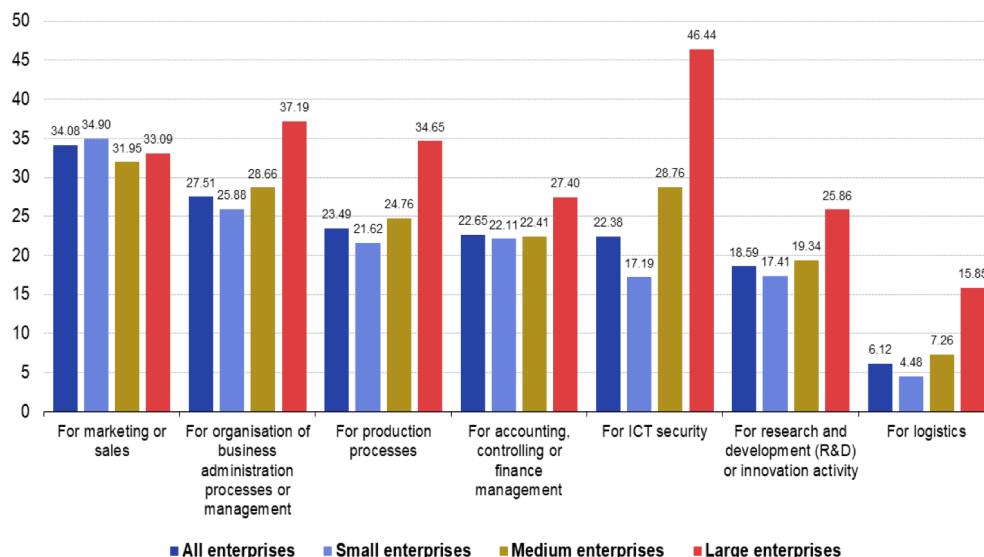


Figura 2-Imprese che utilizzano tecnologie di IA per tipo di finalità e classe dimensionale (UE, 2024)

Fonte: Eurostat (2025), “Use of artificial intelligence in enterprises”

Le differenze settoriali suggeriscono che l’IA viene adottata più rapidamente laddove vi sono maggiori opportunità di applicazione e dove la natura digitale del business facilita l’integrazione di soluzioni IA, mentre settori meno digitalizzati sono ancora in ritardo. Ci sono numerosi fattori organizzativi e ambientali che possono accelerare oppure frenare l’adozione dell’IA nelle imprese. Dalla letteratura esistente emergono:

- Competenze e capitale umano specializzato: la disponibilità di risorse umane in *data science*, *machine learning* e più in generale competenze digitali avanzate è un abilitatore chiave per implementare progetti di IA. Al contrario, la carenza di *skills* specializzate in IA è riconosciuta come uno dei principali ostacoli all’adozione dell’IA (Ayinaddis, 2025; Eastwood, 2024).
- Risorse finanziarie e infrastrutture tecnologiche: l’implementazione di soluzioni di IA richiede investimenti significativi in tecnologie oltre che risorse finanziarie dedicate. Le grandi imprese, potendo contare su budget elevati, infrastrutture IT robuste e maggiori economie di scala, riescono più facilmente a integrare tecnologie avanzate di IA nei propri processi. Viceversa, le PMI spesso faticano

ad accedere a strumenti costosi e alle infrastrutture necessarie per adottare l'IA. I costi di sviluppo, implementazione e manutenzione dei sistemi IA possono costituire una barriera, soprattutto per organizzazioni di piccola dimensione o con risorse limitate (Ayinaddis, 2025).

- Cultura organizzativa e supporto del management: l'orientamento strategico dell'azienda verso l'innovazione e l'atteggiamento del management nei confronti dell'IA influenzano fortemente i tassi di adozione. Un'impresa con una cultura aziendale aperta al cambiamento tecnologico e manager che promuovono l'uso dell'IA, avrà meno ostacoli interni all'implementazione. Di contro, resistenze culturali, inerzia organizzativa e mancanza di visione strategica possono rallentare o impedire progetti legati all'IA. Le barriere più significative all'adozione dell'IA sono proprio l'inerzia e i costi di adattamento; se il personale non comprende i benefici dell'IA o teme che l'introduzione di algoritmi alteri equilibri consolidati, può manifestarsi uno scetticismo interno che frena la trasformazione (Ayinaddis, 2025; Eastwood, 2024).
- Regolamentazione e aspetti etico-normativi: il contesto normativo può sia abilitare sia ostacolare l'adozione dell'IA. Da un lato, politiche governative di sostegno all'innovazione e linee guida chiare favoriscono la diffusione delle tecnologie IA nelle imprese. Dall'altro lato, incertezze normative possono creare esitazione, ad esempio, in ambiti regolati le aziende potrebbero ritardare l'uso dell'IA per timore di non conformità a normative su privacy, sicurezza o responsabilità algoritmica. La mancanza di linee guida specifiche e standard condivisi sull'uso etico dell'IA è citata come un fattore di freno in alcuni settori, ad esempio sui *chatbot* bancari, l'assenza di linee guida, unita alla scarsa trasparenza dei sistemi e alla percezione di "freddezza" rispetto al contatto umano, rappresenta un ostacolo alla loro adozione (Eastwood, 2024; Stanford HAI, 2025).

Come citato prima, la dimensione aziendale è un fattore critico nell'adozione dell'IA. Le grandi imprese tendono ad adottare l'IA molto di più delle piccole e medie imprese, grazie a maggiori risorse e capacità organizzative. Ad esempio, nell'UE il 41% delle grandi aziende, con minimo 250 addetti, utilizza almeno una tecnologia di IA nel 2024, contro l'11% delle piccole imprese, dai 10 ai 49 addetti (Eurostat, 2025).

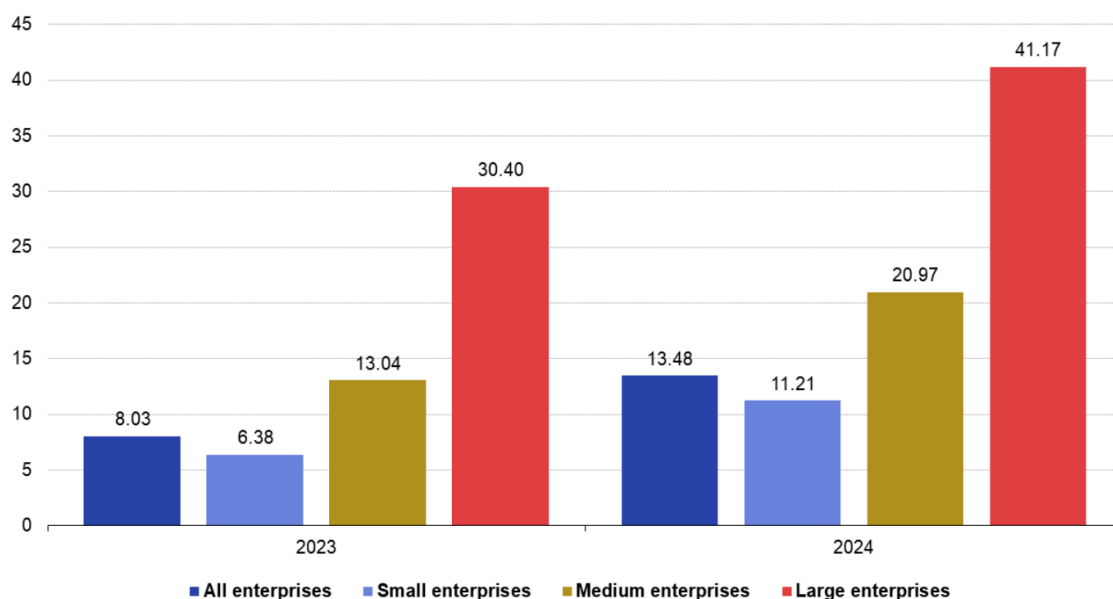


Figura 3-Adozione di tecnologie di IA per classe dimensionale (UE,2023-2024)

Fonte: Eurostat (2025), “Use of artificial intelligence in enterprises”

Questa disparità si spiega con diversi fattori strutturali, i progetti di IA spesso beneficiano di economie di scala e richiedono competenze e investimenti che risultano più facilmente sostenibili in organizzazioni di grande dimensione. Le imprese più sviluppate dispongono di team IT dedicati, infrastrutture proprie e abbondanza di dati che possono sfruttare per addestrare algoritmi complessi. Inoltre, la capacità di assorbire i costi iniziali e di gestire i rischi legati a nuove tecnologie, nonché processi più formalizzati di change management che agevolano l'integrazione di soluzioni innovative. Viceversa, le PMI affrontano ostacoli specifici, oltre alle limitazioni finanziarie già menzionate, spesso mancano di infrastrutture adeguate e accesso a grandi moli di dati, il che le pone in svantaggio nell'implementare sistemi di IA. Le PMI tendono perciò ad adottare l'IA in misura minore e con approcci più gradualisti, concentrandosi su applicazioni mirate e relativamente semplici che richiedono investimenti e competenze più contenuti (Ayinaddis, 2025; Eurostat, 2025). In sintesi, la dimensione aziendale emerge come uno dei determinanti principali dell'adozione, le grandi organizzazioni fungono da *early adopter* e trainano la diffusione dell'IA, mentre le imprese minori necessitano spesso di politiche di supporto e modelli di adozione su misura per colmare il gap digitale. L'adozione dell'IA nelle imprese ha conosciuto un'accelerazione significativa negli ultimi anni, seppur con fasi

alterne. I primi sondaggi globali indicavano che la percentuale di aziende utilizzatrici di tecnologie di IA è più che raddoppiata dal 2017 al 2018, dal 20% al 47%, raggiungendo poi il 58% nel 2019 (G2 Learning Hub, 2025). Questa rapida diffusione iniziale è attribuibile all'aumento della disponibilità di *tool* di *machine learning*, di dati e potenza computazionale, nonché alla percezione dei potenziali vantaggi competitivi dell'IA. Nei primi anni 2020 si è registrata una fase di consolidamento, alcune rilevazioni mostrano che il tasso di adozione si è stabilizzato o persino ridotto intorno al 50% durante il 2020-2021, complice l'incertezza economica e la riallocazione di risorse dovute alla pandemia di COVID-19 (G2 Learning Hub, 2025). A partire dal 2022, la tendenza ha ripreso slancio con una nuova ondata di adozione. L'avvento di sistemi di IA sempre più potenti e versatili, in particolare lo sviluppo di modelli di IA generativa, ha contribuito a rinnovare l'interesse delle imprese. Di seguito, il 2023 ha visto una ripresa nella diffusione, ad esempio in Europa la quota di imprese utilizzatrici di IA è aumentata di oltre 5 punti percentuali in un solo anno (Eurostat, 2025). Su scala globale, le ultime stime mostrano un'impennata nel 2024, raggiungendo livelli record, circa tre quarti delle organizzazioni dichiarano ora di aver adottato l'IA (G2 Learning Hub, 2025; Stanford HAI, 2025). Le dinamiche temporali suggeriscono che superata la fase pionieristica iniziale e alcuni rallentamenti, l'IA si sta diffondendo a ritmi sostenuti e il suo impiego è destinato a divenire sempre più pervasivo nelle pratiche aziendali (Ayinaddis, 2025; Eastwood, 2024).

2.5 Principali aree di applicazione dell'IA

Le tecnologie IA implementate in azienda spaziano dal *machine learning*, il motore statistico di molte applicazioni, all'elaborazione del linguaggio naturale (NLP) per comprendere testi e conversazioni, alla *computer vision* per l'analisi di immagini e video, fino alla *Robotic Process Automation* (RPA) per automatizzare attività ripetitive (McKinsey & Company, 2023; OECD, 2025; Stanford HAI, 2023). Ad oggi, le capability più diffuse nelle aziende includono proprio l'RPA, implementata dal 39% delle imprese che usano IA, la visione artificiale circa il 34%, l'NLP testuale dal 33% e gli agenti virtuali come *chatbot* dal 33% (McKinsey & Company, 2023). Le applicazioni coprono sia usi operativi, per migliorare l'efficienza nei processi interni, ridurre costi e

supportare il personale, sia iniziative strategiche, ad esempio nuovi prodotti o servizi basati sull'IA. In effetti, i casi d'uso più comuni vanno dall'ottimizzazione delle operazioni di servizio, adottata dal 24% delle aziende con IA, alla creazione di nuovi prodotti con IA, 20%, fino alla segmentazione dei clienti, 19%, e all'analisi avanzata del servizio clienti, 19% (McKinsey & Company, 2023). L'IA sta trasformando il settore manifatturiero, abilitando fabbriche più smart ed efficienti. Nella produzione industriale, le imprese impiegano tecniche di *machine learning* e modelli predittivi per la manutenzione predittiva dei macchinari: sensori *Internet of Things* (IoT) raccolgono dati sugli impianti e algoritmi di *machine learning* prevedono guasti o cali di performance, riducendo i tempi persi e i costi di manutenzione (IBM, 2024; World Economic Forum, 2024). La visione artificiale è ampiamente usata per il controllo qualità in tempo reale, telecamere intelligenti e reti neurali convoluzionali identificano difetti sui prodotti con precisione superiore rispetto all'occhio umano (IBM, 2024). Inoltre, l'IA ottimizza i processi produttivi attraverso sistemi di ottimizzazione e simulazione: modelli digitali dei processi che, grazie ad algoritmi IA, trovano i parametri operativi ideali per massimizzare resa e produttività (IBM, 2024). Molti stabilimenti dell'industria 4.0 integrano robotica avanzata e IA, come bracci robotici dotati di visione e apprendimento automatizzato collaborano con gli operatori umani, migliorando la sicurezza sul lavoro (IBM, 2024). Ad esempio, negli impianti del Global Lighthouse Network del World Economic Forum, l'IA viene usata per regolare in modo autonomo macchine utensili, con un risparmio sui costi dei materiali del 12,5% e un miglioramento nel tempo di ciclo del 18% (World Economic Forum, 2024). L'impatto di queste applicazioni è tangibile: secondo un rapporto della National Association of Manufacturers (NAM), il 72% dei produttori che hanno adottato l'IA ha ridotto i costi e migliorato l'efficienza operativa, il 41% ha ottimizzato i processi e controlli di produzione, e oltre il 50% ha maggiore visibilità e reattività nelle operazioni grazie all'IA (National Association of Manufacturers, s.d.). Oltre all'efficienza, l'IA supporta anche l'innovazione di prodotto. Algoritmi generativi e di *machine learning* accelerano la progettazione, permettendo cicli di sviluppo più rapidi e prodotti più personalizzati (IBM, 2024; World Economic Forum, 2024). Il settore finanziario è stato tra i primi ad abbracciare l'IA, impiegandola sia per ottimizzare le operazioni interne sia per migliorare servizi e decisioni strategiche (Deloitte, s.d.; McKinsey & Company, 2017). Banche, assicurazioni e fondi sfruttano algoritmi di *machine learning* per l'analisi

predittiva del rischio e la rilevazione di frodi (McKinsey & Company, 2017). Nel credito e credito al consumo, l'IA viene usata per la credit scoring, per valutare l'affidabilità creditizia di clienti o aziende integrando una molteplicità di dati per predire la probabilità di default (Deloitte, s.d.; McKinsey & Company, 2017). Questo consente decisioni di prestito più accurate e rapide, migliorando l'accesso al credito per i meritevoli e riducendo le perdite sui crediti. Un'altra area chiave è il customer service bancario e assicurativo: *chatbot* conversazionali potenziati da NLP che rispondono 24/7 a domande dei clienti, li assistono in operazioni comuni e smistano richieste complesse agli operatori appropriati (Deloitte Insights, 2024). Questi assistenti virtuali migliorano l'esperienza cliente e riducono i tempi di attesa, liberando gli operatori umani per attività a maggior valore (Deloitte Insights, 2024). Nell'*asset management e trading*, l'IA alimenta modelli di *trading* algoritmico che analizzano grandi moli di dati di mercato e notizie in millisecondi, individuando opportunità di investimento o arbitraggio impossibili da cogliere manualmente (McKinsey & Company, 2017). Sul fronte operativo, l'automazione intelligente (RPA+IA) semplifica i processi di compliance e reporting normativo: ad esempio, la lettura automatica di documenti e contratti tramite NLP accelera le *due diligence* e la verifica di conformità (Deloitte, s.d.). In sintesi, nel settore finanza queste tecnologie vengono utilizzate dal *deep learning* per le previsioni di mercato, al NLP per l'analisi testuale, fino alla visione artificiale per riconoscere documenti o volti per l'autenticazione con obiettivi che vanno dall'automazione di attività alla personalizzazione del servizio, dalla riduzione dei rischi operativi all'innovazione di prodotti finanziari. Questa trasformazione digitale sta portando a modelli operativi nuovi e più agili (Deloitte, s.d.; McKinsey & Company, 2017). Il settore sanitario sta sperimentando un'ampia gamma di applicazioni dell'IA, mirate sia a migliorare le diagnosi e terapie sia a ottimizzare l'efficienza organizzativa di ospedali e sistemi sanitari (EIT Health & McKinsey & Company, 2020; World Economic Forum, 2024). Una delle aree di maggiore impatto è la diagnostica medica: algoritmi di *deep learning* addestrati su immagini radiologiche riescono a rilevare con elevata accuratezza segni precoci di patologie, cogliendo dettagli sfuggenti all'occhio umano (World Economic Forum, 2024). Ci sono inoltre modelli predittivi che analizzano dati clinici e genetici per prevedere l'evoluzione di malattie o il rischio di complicanze (EIT Health & McKinsey & Company, 2020). Un altro ambito in crescita è la medicina personalizzata, l'IA setaccia

informazioni genomiche e molecolari per identificare terapie mirate al profilo del singolo paziente (EIT Health & McKinsey & Company, 2020). In ambito farmaceutico, il *machine learning* accelera la scoperta di nuovi farmaci e la ricerca clinica (EIT Health & McKinsey & Company, 2020). Sul fronte organizzativo, molte strutture sanitarie usano l'IA per snellire i processi amministrativi e migliorare l'allocazione delle risorse, come *chatbot* e assistenti virtuali gestiscono le prenotazioni, mentre algoritmi di ottimizzazione migliorano i calendari di sala operatoria, la gestione degli ambulatori e l'approvvigionamento di materiali sanitari (World Economic Forum, 2024). Queste applicazioni mirano a ottimizzare le operazioni sanitarie, riducendo attese e sprechi. Studi recenti evidenziano che l'IA può snellire o eliminare dal 5 all'80% delle attività amministrative di medici e infermieri, liberando tempo prezioso da reinvestire nell'assistenza ai pazienti (World Economic Forum, 2024). Un altro settore che utilizza l'IA per migliorare l'operatività è quello retail, ovvero vendita al dettaglio ed e-commerce (DataCamp, 2024). L'area chiave di questo settore è la personalizzazione in tempo reale, grazie ad algoritmi di *machine learning*, i retailer analizzano i dati di navigazione e acquisto dei clienti per fornire raccomandazioni di prodotto mirate e promozioni su misura (DataCamp, 2024). L'IA permette di segmentare la clientela e di predire i gusti individuali, così su un sito e-commerce ogni cliente vede prodotti suggeriti pertinenti ai suoi interessi, aumentando l'engagement e le vendite (DataCamp, 2024). Sul piano delle operazioni, l'IA viene impiegata per l'ottimizzazione delle scorte e della logistica retail, algoritmi predittivi analizzano vendite storiche, tendenze stagionali per prevedere la domanda futura di prodotti con maggiore accuratezza rispetto ai metodi tradizionali (DataCamp, 2024). Nel commercio al dettaglio gran parte delle iniziative IA è focalizzata proprio sulle funzioni di marketing e vendite, il 53% delle imprese retail che adottano IA la utilizzano per campagne di marketing mirate, programmi di raccomandazione e ottimizzazione dell'esperienza di acquisto (McKinsey & Company, 2023). Si è stimato che l'uso esteso di IA nella supply chain retail può ridurre i costi logistici di circa il 15% e migliorare i livelli di inventario fino al 35% (Forbes Councils, 2025). La logistica e il settore dei trasporti utilizzano l'IA per gestire al meglio la complessità delle reti distributive, l'esigenza di consegne più rapide e affidabili e l'ottimizzazione dei costi lungo la supply chain (Forbes Councils, 2025). Una delle aree più diffuse è l'ottimizzazione delle rotte di consegna tramite algoritmi avanzati; sistemi

di intelligenza artificiale analizzano in tempo reale una molteplicità di fattori: condizioni del traffico, previsioni meteo, orari di accesso, priorità delle consegne e percorsi ottimali (Forbes Councils, 2025). Questi strumenti permettono di ridurre i tempi di consegna. Nei magazzini e centri logistici, l'IA si combina con l'automazione fisica per creare magazzini intelligenti: sistemi di visione artificiale e apprendimento guidano robot mobili nel picking e posizionamento della merce, minimizzando errori e velocizzando gli ordini (Forbes Councils, 2025). Le aziende che hanno integrato l'IA in queste funzioni ne stanno traendo vantaggio competitivo; le imprese con supply chain guidate dall'IA riducono in media i costi logistici del 15% e migliorano la rotazione delle scorte del 35% rispetto a concorrenti tradizionali (Forbes Councils, 2025). Nel marketing e nelle vendite, l'IA sta trasformando il modo in cui le aziende interpretano i dati dei consumatori e progettano le strategie commerciali (McKinsey & Company, 2023). L'IA consente un livello di personalizzazione e previsione del comportamento d'acquisto inimmaginabile, grazie all'elaborazione di dati CRM, interazioni online e abitudini di acquisto (McKinsey & Company, 2023). Questo consente alle imprese di personalizzare le offerte e modulare le campagne di marketing in modo più efficace, migliorando la capacità di ingaggio e conversione (McKinsey & Company, 2023). Una tendenza in rapida crescita è l'impiego dell'IA generativa per la creazione di contenuti di marketing, modelli avanzati generano testi promozionali, post per i social media, immagini o video personalizzati, ottimizzando la produzione creativa su larga scala senza sacrificare la rilevanza per il target (Deloitte Insights, 2024; McKinsey & Company, 2023). Sul piano dell'analisi di mercato, l'IA viene utilizzata per monitorare i consumatori in tempo reale. Le aziende riescono ad analizzare commenti sui social media, recensioni e feedback per identificare percezioni e tendenze emergenti, adattando le proprie strategie (McKinsey & Company, 2023). Anche la funzione risorse umane sta iniziando a sfruttare le potenzialità dell'IA. Il recruiting e selezione del personale è l'ambito dove l'IA ha avuto sinora il maggiore impatto, circa due terzi dei reparti Risorse Umane (HR) che usano IA la applicano al miglioramento delle attività di ricerca, colloquio e assunzione (UNLEASH, 2024). Ad esempio, sistemi di screening automatizzato dei CV basati su NLP filtrano centinaia di candidature identificando i profili più in linea con la *job description*, riducendo drasticamente il tempo dedicato a questa prima scrematura (UNLEASH, 2024). Secondo la Society for Human Resource Management quasi un quarto delle organizzazioni utilizza già automazione o

IA a supporto di attività HR (UNLEASH, 2024). Nella talent acquisition, gli strumenti IA vengono impiegati per generare annunci di lavoro ottimizzati (il 65% dei reparti HR con IA li usa per questo) e per targettizzare la pubblicazione delle offerte verso segmenti specifici di candidati, 42% (UNLEASH, 2024). L'obiettivo nell'adozione di IA nel reclutamento è l'efficienza: l'88% dei professionisti HR afferma di puntare a risparmiare tempo automatizzando i passaggi laboriosi, seguiti dalla riduzione dei costi (35%) e dal miglioramento nell'identificazione dei talenti migliori (23%) (UNLEASH, 2024). Nell'*onboarding* dei neoassunti, gli assistenti virtuali possono guidare i nuovi dipendenti nelle pratiche iniziali, rispondere ai dubbi frequenti e personalizzare i percorsi formativi di ingresso (UNLEASH, 2024). In formazione e sviluppo, quasi la metà dei team HR che utilizzano IA la impiega per consigliare o creare percorsi formativi personalizzati per i dipendenti (49%), nonché per monitorare i progressi nei training (45%) e identificare gap di competenze (28%) (UNLEASH, 2024). I benefici percepiti dall'uso dell'IA si collocano sul versante dell'efficienza, oltre metà degli utenti HR di IA riferisce che tali strumenti hanno reso più efficaci i programmi di formazione (51%) e aumentato l'engagement dei dipendenti (44%), mentre un terzo circa nota miglioramenti nella diversità delle assunzioni grazie a una selezione più ampia e oggettiva (UNLEASH, 2024). Infine, il servizio clienti è una delle aree più rivoluzionate dall'utilizzo dell'IA. Oggi i *chatbot* rappresentano la principale applicazione di IA nelle imprese, molte aziende li hanno implementati sui propri siti web, app di messaggistica o call center per gestire le richieste dei clienti 24 ore su 24 (Deloitte Insights, 2024). I benefici che ne derivano sono notevoli sia per i clienti sia per l'azienda, l'utente ottiene risposta immediata senza attendere un operatore, mentre l'azienda alleggerisce il carico sul call center riservando gli operatori umani a casi complessi (Deloitte Insights, 2024). Secondo un'indagine, circa il 90% delle aziende che hanno adottato soluzioni di IA ha riscontrato un'accelerazione nella risoluzione dei problemi dei clienti, e oltre l'80% ha potuto gestire volumi di chiamate e *chat* significativamente maggiori (Deloitte Insights, 2024). Oltre ai *chatbot*, l'IA supporta il customer service attraverso analisi semantiche e analisi sulle interazioni: algoritmi NLP analizzano il tono e le parole usate dai clienti in *chat*, e-mail o social media per identificare clienti insoddisfatti o casi urgenti, allertando i team competenti o suggerendo all'operatore umano come prioritizzare gli interventi (Deloitte Insights, 2024). Tutte queste soluzioni mirano a un'automazione intelligente del servizio clienti,

non mera sostituzione dell'operatore umano, ma un aumento di capacità e velocità (Deloitte Insights, 2024). È importante notare che le aziende di successo integrano i canali umani con l'IA (Deloitte Insights, 2024).

2.6 Impatti dell'utilizzo dell'IA

Negli ultimi anni l'adozione dell'IA in ambito aziendale è cresciuta esponenzialmente, suscitando grande interesse per i suoi potenziali effetti trasformativi sulle performance e sull'organizzazione delle imprese. Numerosi studi accademici, report istituzionali e analisi strategiche hanno esaminato l'impatto dell'IA a livello aziendale, evidenziando impatti economico-finanziari, organizzativi e strategici distinti. Ad esempio, uno studio su imprese manifatturiere tedesche ha rilevato che l'adozione di tecnologie IA si associa a un aumento significativo della produttività a livello impresa (Czarnitzki, Fernández, & Rammer, 2022). Secondo una *survey* internazionale condotta da Boston Consulting Group, le poche aziende leader nell'IA (circa il 26% del campione) stanno già registrando benefici tangibili: negli ultimi tre anni queste imprese hanno ottenuto tassi di crescita dei ricavi 1,5 volte maggiori, ritorni totali per gli azionisti 1,6 volte superiori e ritorni sul capitale investito 1,4 volte più alti rispetto alle aziende meno avanzate. Inoltre, chi integra l'IA nelle strategie aziendali e nei propri processi *core* ottiene sia incrementi di fatturato che di riduzioni di costo: i leader si attendono entro il 2027 circa il 60% di crescita dei ricavi, insieme a quasi il 50% di risparmi sui costi in più (Boston Consulting Group, 2024). In termini pratici, l'IA può automatizzare compiti ripetitivi, ridurre errori e tempi di lavorazione, e supportare decisioni più accurate, tutti i fattori che tendono a ridurre i costi operativi e aumentare la produttività. Va sottolineato che i benefici dell'IA non sono automatici né immediati. Molte aziende si scontrano con un “paradosso della produttività” nel breve termine; l'introduzione dell'IA inizialmente può comportare un calo dell'efficienza prima che vengano realizzati i guadagni promessi. Una ricerca sul settore manifatturiero USA ha documentato una curva a J nell'impatto dell'IA: nelle fasi iniziali dopo l'adozione, le imprese registrano un calo misurabile della produttività, per poi invertire la rotta e vedere una crescita di output, ricavi ed occupazione negli anni successivi rispetto alle imprese non adottanti (MIT Sloan, 2025). Questo fenomeno riflette i costi di adattamento e l'esigenza di investimenti complementari: l'IA non è una

tecnologia “*plug and play*”: ma richiede spesso di riorganizzare processi e infrastrutture affinché i suoi benefici si manifestino appieno. Nel breve periodo possono emergere inefficienze e frizioni organizzative che attenuano i ritorni dell’IA, specialmente in aziende con sistemi legacy e routine consolidate. Secondo il rapporto BCG del 2024 (Boston Consulting Group, 2024), appena il 4% delle aziende può definirsi “IA leader” e complessivamente solo circa il 26% ha implementato una strategia IA e iniziato a ottenere benefici significativi, mentre il restante 74% non ha ancora riscontrato valore tangibile dall’IA. Ciò segnala che la maggior parte delle imprese fatica a scalare l’IA oltre progetti pilota, spesso per carenze nelle competenze, nei dati o nell’integrazione dei sistemi. Le aziende che pianificano strategicamente l’adozione dell’IA risultano nettamente avvantaggiate. Un’indagine globale del 2025 (Thomson Reuters, 2025), evidenzia che le organizzazioni con una chiara strategia IA hanno circa il doppio delle probabilità di riportare crescita di ricavi attribuibile all’IA rispetto a chi adotta IA in modo informale, e oltre 3,5 volte in più di ottenere benefici dall’IA. Nonostante ciò, solo il 22% del campione dichiarava di avere una strategia IA definita, indicando che molte imprese stanno perdendo opportunità di miglioramento competitivo per mancanza di una visione strutturata. Come accennato, l’IA richiede una riorganizzazione dei processi: sistemi di IA come algoritmi di previsione o robot intelligenti devono essere integrati nei flussi operativi esistenti, il che può implicare di ripensare sequenze di attività, tempi e interfacce tra funzioni. Inoltre, emerge che il cambiamento organizzativo e culturale è parte integrante dell’implementazione dell’IA, senza un’evoluzione della cultura aziendale verso una maggiore agilità, collaborazione interfunzionale e apertura all’innovazione, i benefici dell’IA possono rimanere limitati. Un impatto di grande rilievo riguarda il lavoro e la forza lavoro. Contrariamente ai timori diffusi di una sostituzione generalizzata dei lavoratori con macchine intelligenti, l’evidenza empirica suggerisce uno scenario più sfumato. L’adozione dell’IA non ha portato a perdite occupazionali nette su larga scala, anzi è associata in molti casi a crescita dell’occupazione aziendale complessiva. Uno studio su migliaia di imprese statunitensi ha riscontrato che quelle che investono di più in IA tendono ad espandere il proprio organico più delle altre (Babina & Fedyk, 2025). Un’analisi longitudinale, dal 2010 al 2018, ha rilevato che un aumento di una deviazione standard negli investimenti IA di un’azienda si associa a un incremento del 3,7% nella quota di dipendenti con laurea triennale o superiore, di cui più del 2,9% con master e più

dello 0,6% con dottorato, accompagnato da un calo del 7,2% della quota di lavoratori senza titolo universitario. Parallelamente, cresce la domanda di competenze specialistiche, le imprese che adottano l'IA mostrano un aumento nella proporzione di dipendenti con formazione STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics) e una diminuzione relativa di laureati in discipline meno tecniche. In termini di ruoli e struttura organizzativa l'IA tende a spingere verso organizzazioni più piatte e flessibili. L'automazione intelligente può sollevare i manager da alcuni compiti di supervisione di routine, mentre fornisce agli operativi strumenti decisionali migliori, modificando il tradizionale rapporto gerarchico. In uno studio già citato, (Babina & Fedyk, 2025), un incremento di investimenti IA è associato a un aumento di circa più 1,6% della proporzione di impiegati junior/specialisti e a una diminuzione di meno 0,8% della quota di manager di livello intermedio e di meno 0,7% di dirigenti senior. Questo appiattimento gerarchico è una tendenza peculiare delle imprese *IA-driven*, non riscontrato nelle imprese tradizionali nello stesso periodo. La spiegazione risiede nel fatto che tecnologie come l'IA abbassano i costi di accesso alle informazioni e aumentano le capacità di *problem-solving* a tutti i livelli dell'organizzazione. Di conseguenza, molte aziende stanno rivedendo *job design* e organigrammi, creando nuovi ruoli e adattando quelli esistenti. Anche la cultura aziendale evolve di conseguenza, viene valorizzata la sperimentazione, l'apprendimento continuo e l'uso dei dati nei processi decisionali, elementi culturali indispensabili per sfruttare appieno il potenziale dell'IA. Da un punto di vista innovativo, l'IA offre alle aziende nuovi strumenti per creare prodotti e servizi, migliorare l'esperienza cliente e differenziarsi sul mercato. Studi empirici su larga scala indicano che la crescita delle aziende che investono in IA deriva in misura significativa da innovazioni di prodotto. L'incremento degli investimenti in IA è associato a un aumento marcato degli output innovativi: più 13% nel numero di nuovi marchi registrati e più 24% nei brevetti di prodotto sviluppati, segno di una forte spinta verso nuovi prodotti e servizi abilitanti dall'IA. (Babina & Fedyk, 2025). L'IA è una leva strategica per ottenere un vantaggio competitivo temporaneo, specialmente nella fase in cui la tecnologia non è ancora adottata universalmente. Le imprese *first mover* nell'adozione di soluzioni IA spesso riescono a cogliere quote di mercato a scapito dei concorrenti più lenti e a rafforzare la propria posizione. Ad esempio, nella ricerca sul manifatturiero USA, precedentemente citata, dopo quattro anni le aziende *early adopters* dell'IA mostravano

crescita di produttività e quota di mercato superiori rispetto alle aziende ritardatarie, a riprova di un effetto competitivo positivo dell'IA nel medio periodo. (MIT Sloan, 2025). L'IA contribuisce a una dinamica in cui pochi attori leader dominano il mercato grazie a capacità algoritmiche superiori. Un caso emblematico è quello di Ant Financial, oggi Ant Group, in Cina, questa azienda nata in ambito digitale ha saputo sfruttare l'IA e i *big data* per espandersi in servizi finanziari e oltre, raggiungendo in soli cinque anni oltre un miliardo di utenti, più di dieci volte i clienti serviti dalla maggiore banca americana, con appena un decimo del numero di dipendenti, grazie a un modello di business altamente scalabile basato su piattaforme digitali e algoritmi (Iansiti & Lakhani, 2020). Questo esempio illustra come l'IA possa rompere i tradizionali *trade-off* tra scala operativa e risorse impiegate, consentendo a nuovi entranti digitali di competere con incumbent storici, attraverso modelli di business innovativi e una rapida espansione internazionale. Consideriamo che il ruolo strategico dell'IA evolve nel tempo e la sua capacità di garantire un vantaggio durevole è oggetto di dibattito. Man mano che l'IA diventa una tecnologia ubiqua e accessibile, essa tende a trasformarsi da risorsa di nicchia a fattore competitivo di base richiesto per la mera sopravvivenza nel mercato. L'IA potrebbe non costituire di per sé un vantaggio competitivo nel lungo periodo, poiché tutte le imprese finiranno per adottarla in qualche forma. L'IA potrebbe sollevare il livello medio di produttività e innovazione dell'intero mercato senza però rendite permanenti a un singolo attore una volta che la tecnologia è diffusa. Si prevede che algoritmi avanzati e modelli di IA generativa divengano via via più disponibili, rendendo l'IA una parte integrante del fare impresa per chiunque e non un vantaggio esclusivo. Di conseguenza, la differenziazione strategica si sposterà su come ogni azienda impiega l'IA in modo unico, ad esempio combinando algoritmi con dati proprietari unici, con una creatività umana distintiva e con complementarità di ecosistema difficili da replicare. (Wingate, Burns & Barney, 2025). In sintesi, l'IA è destinata a diventare pervasiva, nel lungo termine, il successo competitivo sarà determinato non dall'uso dell'IA in sé, bensì da come l'IA viene integrata nella strategia aziendale in modo coerente con i punti di forza dell'impresa e con una gestione responsabile. Aspetti come la qualità dei dati, la rapidità di apprendimento organizzativo, la capacità di re-inventare continuamente le proprie competenze e l'abilità nel costruire partnership strategiche nell'ambito dell'IA stanno emergendo, secondo analisti, come nuovi fattori chiave di successo competitivo nell'era

dell'IA. Aziende che primeggiano simultaneamente su più dimensioni hanno mostrato performance finanziarie superiori, con rendimenti per gli azionisti maggiori di circa 10 punti percentuali rispetto ai concorrenti meno preparati. (Azagury & Moore, 2024). In conclusione, l'intelligenza artificiale sta avendo un impatto trasformativo sul mondo aziendale, toccando dimensioni economiche, organizzative e strategiche. L'IA può migliorare significativamente le performance finanziarie di un'impresa, aumentando la produttività, ricavi e margini, ma il suo successo richiede visione strategica, investimenti complementari e adattamento organizzativo. Le aziende che riescono ad integrare l'IA con la propria strategia e cultura interna, sviluppando le competenze e i processi necessari, ottengono vantaggi competitivi in termini di innovazione, efficienza e flessibilità. Tuttavia, l'adozione dell'IA pone sfide importanti, gestire il cambiamento tra i lavoratori, assicurare un uso etico e affidabile degli algoritmi, evitare di rimanere intrappolati in progetti pilota senza impatto scalabile. La letteratura sottolinea come l'IA non sia una panacea automatica, ma uno strumento potente che va governato con approccio critico e lungimirante. In un contesto in cui l'IA diverrà parte integrante del fare impresa, a fare la differenza saranno le imprese capaci di sfruttarla in modo strategico, mantenendo al centro le persone e adattando continuamente il proprio modello di business per cogliere le opportunità offerte da questa rivoluzione strategica.

Capitolo 3 - Metodologia

3.1 Disegno dell'analisi quantitativa

L'analisi quantitativa impiega regressioni OLS multiple su dati impresa–anno per stimare l'associazione tra l'intensità economica dell'IA e la redditività operativa delle grandi multinazionali ICT nel decennio 2015–2024. Coerentemente con la domanda di ricerca, la metrica principale della performance è l'*Operating Margin*, mentre l'*EBITDA Margin* è usato come test di robustezza per garantire che le evidenze non dipendano dalla specifica misura di redditività. La variabile esplicativa chiave è la quota di ricavi attribuibili a prodotti/servizi di IA sul totale dei ricavi (*AI revenue share*), *proxy* diretta del peso strategico e commerciale dell'IA nei modelli di business osservati; per presidiare

i principali confondenti, il modello include tre controlli standard: dimensione (logaritmo dei ricavi totali), intensità innovativa ($R\&D$ /ricavi totali) ed efficienza di struttura ($SG\&A$ /ricavi totali). Per cogliere eventuali ritardi di manifestazione dei benefici economici, la specifica è stimata in tre versioni: contemporanea ($k=0$), lag a un anno ($k=1$) e lag a due anni ($k=2$), allineando la quota di ricavi IA di $t-k$ al margine in t . L'impianto resta volutamente associativo (non causale): i coefficienti vengono letti come variazioni attese in punti percentuali del margine al crescere di 1 p.p. della quota di ricavi IA, a parità degli altri fattori. Questa architettura metodologica è coerente con la natura del campione (grandi player ICT, disclosure ricca e omogenea) e con l'arco temporale scelto, che copre la fase di rapida diffusione e consolidamento delle soluzioni IA nei portafogli d'offerta e nei processi operativi delle imprese considerate. Operativamente, il dataset panel è stato costruito in Excel come panel bilanciato 2015–2024 (15 imprese $\times$ 10 anni), armonizzando le definizioni contabili e le unità di misura tra aziende e anni. Per ciascuna impresa–anno sono state calcolate in modo uniforme: *Operating Margin* ($= EBIT/\text{ricavi totali}$), *EBITDA Margin* ($= EBITDA/\text{ricavi totali}$), $\ln(\text{ricavi totali})$, $R\&D/\text{ricavi totali}$ e $SG\&A/\text{ricavi totali}$. La variabile principale (*AI revenue share*) è stata ottenuta estraendo o ricostruendo la quota di ricavi “core” riconducibili all'IA da *segment reporting*, note integrative e *investor presentations*; ove l'informazione non fosse riportata in maniera esplicita, l'incidenza è stata stimata incrociando segmentazioni per prodotto/servizio e indicazioni qualitative del management, applicando criteri omogenei nel tempo e coerenti tra imprese. Su questa base sono state create le colonne dei lag (*AIshare t-1*, *AIshare t-2*), ordinando i dati per azienda–anno e verificando la corretta perdita meccanica di osservazioni dovuta ai lag (da 150 a 135 e 120 righe). Prima della stima, sono stati eseguiti controlli di qualità: coerenza numeratore/denominatore, assenza di duplicati, ispezione visiva delle serie e verifica della bilanciatura del panel. Questa pipeline rende la costruzione replicabile: il passaggio da $k=0$ a $k=1$ e $k=2$ avviene semplicemente selezionando il foglio/colonna di input appropriato, mantenendo invariati specifica e controlli. La stima econometrica è stata condotta con *OLS pooled* su ciascuna delle tre specificazioni ($k=0$, $k=1$, $k=2$) e replicata sostituendo *OM* con *EBITDA* per la prova di robustezza; i risultati numerici e le tabelle sono riportati integralmente nel Capitolo 4. Per l'affidabilità inferenziale sono state eseguite diagnostiche standard: *VIF* (assenza di multicollinearità), *Breusch-Pagan* (eteroschedasticità presente in $k=0$ e $k=1$, non in $k=2$)

e analisi di *outlier* tramite residui standardizzati (soglia $|z|>2$) con ristima su campione “pulito”. Poiché i *p-value* sono calcolati con errori standard classici, quando l’eteroschedasticità è rilevata la loro lettura richiede prudenza.

3.1.1 Struttura del campione

La selezione del campione rappresenta un passaggio cruciale per la solidità metodologica e la coerenza teorica di questa ricerca. Al fine di indagare in maniera rigorosa la relazione tra l’adozione dell’intelligenza artificiale e la redditività aziendale, è stato necessario individuare un insieme di imprese caratterizzate da dimensioni, rilevanza e disponibilità informativa tali da consentire un’analisi comparabile e statisticamente robusta. In linea con l’obiettivo della tesi, l’analisi è stata circoscritta a un gruppo di quindici multinazionali leader nel comparto tecnologico e ICT: Cisco, Oracle, Microsoft, Google (Alphabet), Alibaba, Amazon, Salesforce, Advanced Micro Devices (AMD), Micron Technology, IBM, Intel, Adobe, Nvidia, Qualcomm e Broadcom. Si tratta di imprese accomunate da una forte capacità innovativa, da un posizionamento competitivo globale e da una consolidata presenza nei mercati finanziari internazionali. Queste caratteristiche le rendono osservatori privilegiati per comprendere come l’adozione di tecnologie di IA possa incidere sulla performance economico-finanziaria. La scelta di concentrare l’attenzione su queste aziende risponde a criteri ben precisi. In primo luogo, esse rappresentano i principali protagonisti nello sviluppo e nella diffusione di soluzioni basate su IA. Negli ultimi dieci anni, questi attori hanno introdotto innovazioni che hanno segnato momenti di svolta nella storia dell’IA: dai servizi di *cloud computing* integrati con algoritmi di *machine learning*, ai processori e semiconduttori progettati per applicazioni di *deep learning*, fino alle più recenti piattaforme di IA generativa, che hanno contribuito a ridefinire i paradigmi competitivi a livello globale. La loro posizione di leadership tecnologica consente di cogliere non solo gli effetti diretti dell’adozione dell’IA, ma anche quelli derivanti dall’essere pionieri in un settore che funge da traino per l’intera economia digitale. In secondo luogo, la natura multinazionale e le grandi dimensioni di queste imprese assicurano un’elevata disponibilità e affidabilità dei dati. La loro quotazione sui principali mercati azionari comporta obblighi di *disclosure* e

trasparenza che permettono di accedere a informazioni dettagliate e verificabili, tanto sui risultati economico-finanziari quanto sugli investimenti e sulle strategie legate all'IA. Ciò rappresenta un elemento di grande rilevanza metodologica: la qualità del campione dipende in larga misura dalla disponibilità di dati omogenei, sistematici e comparabili nel tempo. Un ulteriore criterio di selezione ha riguardato l'omogeneità settoriale. Come discusso nel capitolo precedente, l'adozione dell'IA non procede con la stessa intensità in tutti i comparti economici: mentre in settori tradizionali l'integrazione tecnologica è spesso frammentata e rallentata da vincoli organizzativi e culturali, nel settore tecnologico l'IA è ormai un pilastro delle strategie di crescita e di differenziazione competitiva. Concentrarsi esclusivamente su imprese ICT consente quindi di ridurre il rischio che i risultati dell'analisi vengano distorti da fattori eterogenei propri di altri comparti e, al contempo, permette di isolare con maggiore precisione l'effetto dell'IA sulla redditività. In questo senso, la scelta di un campione settorialmente omogeneo non rappresenta una limitazione, ma un punto di forza, poiché rende i dati più coerenti con la domanda di ricerca. La definizione del campione ha inoltre comportato alcune scelte di esclusione. Sono state deliberate l'esclusione delle piccole e medie imprese, per le quali la disponibilità di dati dettagliati sui ricavi da IA è estremamente limitata, e quella di aziende non quotate, che non garantiscono lo stesso livello di trasparenza informativa. Inoltre, non sono state incluse imprese appartenenti a settori diversi dall'ICT, anche se utilizzano soluzioni di IA, per evitare di introdurre variabili strutturali eterogenee (ad esempio legate a logiche produttive manifatturiere, dinamiche di filiera o specificità regolatorie) che avrebbero potuto compromettere l'omogeneità del campione. Infine, la dimensione del campione, limitata a quindici imprese, risponde a precise considerazioni metodologiche. L'analisi econometrica adottata si basa su una stima *OLS pooled* su dati impresa-anno, che richiede serie storiche coerenti e complete per ciascun soggetto osservato. Il periodo scelto (2015–2024) copre una fase temporale sufficientemente estesa per cogliere sia i primi effetti legati all'introduzione dell'IA, sia la loro evoluzione negli anni più recenti. L'inclusione di un numero maggiore di imprese avrebbe inevitabilmente aumentato il rischio di disomogeneità e lacune informative, mentre un campione più ridotto non avrebbe garantito un numero di osservazioni adeguato. La scelta di un campione circoscritto ma omogeneo consente dunque di coniugare la profondità dell'analisi con la qualità dei dati raccolti. In sintesi, le imprese selezionate rappresentano un laboratorio

empirico ideale per verificare l'ipotesi di ricerca. Esse sono leader globali, caratterizzate da una forte capacità innovativa, da un ruolo centrale nello sviluppo dell'IA e da strategie in cui questa tecnologia è considerata un *driver* di crescita. La loro analisi permette quindi di testare in maniera rigorosa se e in che misura l'intelligenza artificiale abbia contribuito a migliorare la redditività delle imprese tecnologiche, fornendo risultati empirici significativi e coerenti con la prospettiva teorica delineata nei capitoli precedenti.

3.1.2 Periodo di osservazione

La definizione dell'orizzonte temporale rappresenta un elemento essenziale per garantire coerenza e solidità all'impianto metodologico della ricerca. L'arco temporale scelto va dal 2015 al 2024, un decennio che risulta particolarmente significativo per osservare l'evoluzione delle tecnologie di intelligenza artificiale e valutarne l'impatto sulla redditività delle imprese multinazionali tecnologiche. Tale scelta non è casuale, ma è frutto di una riflessione che integra motivazioni teoriche, considerazioni empiriche e esigenze metodologiche. Dal punto di vista teorico, il 2015 rappresenta un anno spartiacque nello sviluppo dell'IA. In questa fase, infatti, si assiste alla diffusione del *deep learning* come paradigma dominante, reso possibile dalla convergenza di tre fattori: la crescente disponibilità di dati su larga scala, la maggiore capacità computazionale resa accessibile da nuove architetture hardware e il perfezionamento di algoritmi di ottimizzazione. Da quel momento, l'IA cessa di essere una tecnologia confinata a contesti sperimentali o accademici e inizia a entrare stabilmente nei processi aziendali. Gli anni successivi confermano questa tendenza: nel 2016 l'algoritmo AlphaGo di DeepMind dimostra la superiorità del *machine learning* su compiti di straordinaria complessità strategica; nel 2017 le principali imprese cloud integrano su vasta scala servizi di IA per il riconoscimento vocale e l'elaborazione del linguaggio naturale; nel 2020 OpenAI introduce GPT-3, segnando un salto qualitativo nelle capacità generative; infine, nel biennio 2023–2024, la rapida diffusione di modelli di IA generativa ha contribuito a trasformare radicalmente il panorama competitivo, introducendo nuove opportunità e nuove sfide per le imprese. Questo insieme di tappe rende il periodo considerato un arco temporale cruciale per cogliere la traiettoria evolutiva dell'IA, dal decollo industriale alla

fase di consolidamento. Sotto il profilo empirico, la scelta del 2015 come anno di partenza trova giustificazione anche nella disponibilità dei dati. È proprio in questo periodo che le imprese del campione hanno iniziato a rendicontare in maniera più sistematica i ricavi generati da prodotti e servizi basati su IA, spesso all'interno delle segmentazioni per area di business o nei report di sostenibilità e innovazione. Prima di questa data, le informazioni erano scarse, frammentarie e difficilmente comparabili, rendendo complicata la costruzione di un dataset coerente. L'estensione dell'analisi fino al 2024 permette inoltre di includere gli sviluppi più recenti, restituendo una fotografia aggiornata e completa dell'impatto dell'IA sulla performance aziendale. In questi anni, eventi globali come la pandemia di COVID-19 hanno accelerato la digitalizzazione e spinto molte imprese a rafforzare i propri investimenti in soluzioni di IA, mentre l'affermazione delle generative IA ha aperto nuove traiettorie di crescita che sarebbe riduttivo non considerare. Dal punto di vista metodologico, la scelta di un orizzonte temporale decennale risponde a due esigenze complementari. Da un lato, garantisce un numero di osservazioni sufficiente per stimare in modo robusto i modelli econometrici panel, permettendo di analizzare le variazioni sia tra imprese sia all'interno delle singole imprese nel tempo. Dall'altro, un periodo troppo ampio avrebbe rischiato di includere fasi storiche non omogenee, caratterizzate da condizioni di contesto e stadi di sviluppo tecnologico troppo diversi rispetto all'IA contemporanea. L'intervallo 2015–2024, invece, rappresenta un compromesso ottimale: è abbastanza lungo da consentire una valutazione affidabile degli effetti, ma allo stesso tempo sufficientemente vicino nel tempo da garantire la rilevanza dei risultati rispetto al dibattito attuale. Un ulteriore aspetto riguarda la possibilità di distinguere gli effetti di breve e lungo periodo. L'adozione dell'IA, come evidenziato dalla letteratura, può comportare inizialmente costi di adattamento e frizioni organizzative, per poi generare benefici più consistenti negli anni successivi. Un arco decennale consente di verificare empiricamente questa dinamica, valutando se l'andamento osservato nelle imprese del campione segua effettivamente la curva a “J” teorizzata in numerosi studi, ovvero un calo iniziale della produttività seguito da una crescita progressiva e sostenuta. In sintesi, il periodo 2015–2024 è stato scelto perché cattura il ciclo di sviluppo più rilevante dell'IA nelle imprese tecnologiche: dal consolidamento delle prime applicazioni industriali, all'accelerazione favorita da eventi globali, fino alla maturità rappresentata dalle più recenti implementazioni di IA

generativa. Esso costituisce pertanto la cornice temporale ideale per verificare se l'intelligenza artificiale abbia realmente contribuito a migliorare la redditività aziendale e per fornire un'analisi empirica in grado di dialogare con le principali evidenze emerse nella letteratura contemporanea. Sono state incluse solo le coppie impresa-anno con tutte le variabili disponibili, ottenendo un panel bilanciato 2015–2024 (eventuali osservazioni prive di informazioni complete sono state escluse).

3.2 Variabili e definizioni operative

3.2.1 Variabile dipendente: redditività

La variabile dipendente individuata per analizzare l'impatto dell'intelligenza artificiale sulle performance aziendali è la redditività. Questo concetto, ampiamente utilizzato nella letteratura economico-finanziaria, rappresenta la capacità di un'impresa di trasformare i ricavi in profitto e costituisce un indicatore sintetico dell'efficienza e dell'efficacia della gestione. Misurare la redditività permette di cogliere non solo l'andamento economico di un'impresa, ma anche il risultato delle sue scelte manageriali, dell'organizzazione dei processi e della capacità di sfruttare l'innovazione tecnologica per generare valore. Nel presente lavoro la redditività viene espressa attraverso due indicatori. Il primo è l'*Operating Margin*, calcolato come rapporto tra l'utile operativo (*EBIT*) e i ricavi totali. Tale misura evidenzia quanta parte dei ricavi rimane all'impresa dopo aver coperto i costi operativi, ossia le spese legate alla produzione e alla gestione caratteristica, ma prima della deduzione di interessi e imposte. In questo senso l'*Operating Margin* riflette la capacità dell'impresa di generare margini direttamente dalle attività caratteristiche, indipendentemente dalla struttura finanziaria o dal contesto fiscale. La sua rilevanza rispetto alla domanda di ricerca è evidente: l'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale interviene proprio sui processi interni e sui costi operativi, rendendo questo indicatore particolarmente sensibile a catturare i benefici derivanti dall'innovazione. Inoltre, la letteratura empirica sull'impatto delle tecnologie digitali conferma l'ampio utilizzo del margine operativo come *proxy* di efficienza, proprio perché consente di valutare con immediatezza le conseguenze economiche di cambiamenti organizzativi e

tecnologici. Accanto a questa misura, viene preso in considerazione anche *l'EBITDA Margin*, calcolato rapportando *l'EBITDA* ai ricavi totali. *L'EBITDA*, che rappresenta l'utile operativo prima di interessi, imposte, deprezzamenti e ammortamenti, fornisce un'indicazione più neutrale della capacità di generare profitti dalle attività operative. *L'EBITDA Margin*, infatti, elimina dal calcolo elementi che possono variare sensibilmente da un'impresa all'altra, come le politiche di ammortamento o le condizioni fiscali, e consente quindi di realizzare confronti più omogenei tra aziende appartenenti a contesti diversi. Nel caso di un campione costituito da grandi multinazionali con sede in giurisdizioni differenti e con strutture patrimoniali eterogenee, questo indicatore assume un valore aggiunto importante. Tuttavia, *l'EBITDA Margin* tende a sovrastimare la performance in imprese fortemente *capital intensive*, poiché non considera ammortamenti e svalutazioni. Per questa ragione, nel presente lavoro esso viene utilizzato come test di robustezza, utile a confermare la validità dei risultati ottenuti con *l'Operating Margin*. Entrambe le misure presentano dunque vantaggi e limiti. Il margine operativo coglie in maniera diretta gli effetti delle tecnologie di intelligenza artificiale sull'efficienza dei processi, ma può risentire delle variazioni nella struttura dei costi. *L'EBITDA Margin*, invece, consente confronti più standardizzati e attenua le distorsioni legate a scelte contabili o fiscali, ma rischia di restituire un'immagine parzialmente ottimistica della redditività. Considerarli congiuntamente permette quindi di avere una visione più completa e di rafforzare l'attendibilità delle conclusioni. L'analisi dei margini nel periodo 2015–2024 assume una particolare rilevanza. È proprio in questo arco temporale che l'IA ha conosciuto una fase di rapida diffusione e consolidamento industriale, passando da applicazioni sperimentali a implementazioni estese nei processi aziendali. Osservare l'andamento dell'*Operating Margin* e dell'*EBITDA Margin* consente non solo di verificare se l'adozione dell'IA si sia tradotta in miglioramenti tangibili della profittabilità, ma anche di valutare se tali miglioramenti siano stati immediati o abbiano seguito un percorso progressivo, coerente con l'ipotesi del cosiddetto paradosso della produttività. In quest'ottica, la scelta di queste due misure non si limita a una questione di disponibilità dei dati, ma risponde alla necessità di disporre di strumenti in grado di cogliere con precisione gli effetti economici dell'intelligenza artificiale e di metterli in relazione con le dinamiche più ampie della performance aziendale.

3.2.2 Variabile indipendente: quota ricavi da IA / ricavi totali

La variabile indipendente principale adottata in questa ricerca è rappresentata dall'incidenza dei ricavi derivanti da prodotti e servizi basati su intelligenza artificiale rispetto al totale dei ricavi aziendali. La scelta di questa misura nasce dall'esigenza di individuare un indicatore che catturi in maniera diretta il contributo economico dell'IA all'interno delle strategie aziendali. Se molte ricerche si sono concentrate sull'uso di *proxy* indirette, come il numero di brevetti depositati o l'ammontare delle spese in ricerca e sviluppo, tali misure, pur utili a descrivere lo sforzo innovativo, non riflettono necessariamente l'impatto immediato sulle performance economiche. La quota di ricavi attribuibile all'IA, al contrario, consente di osservare come l'adozione tecnologica si traduca in risultati tangibili in termini di fatturato. Questa variabile è particolarmente rilevante per un campione costituito da multinazionali tecnologiche, nelle quali l'IA non rappresenta soltanto un elemento di supporto ai processi interni, ma una componente strategica dell'offerta commerciale. Aziende come quelle selezionate hanno sviluppato e integrato soluzioni di IA all'interno di prodotti e servizi rivolti al mercato, trasformando l'intelligenza artificiale in una fonte diretta di vantaggio competitivo e di crescita dei ricavi. Misurare la quota di fatturato riconducibile all'IA significa quindi valutare in che misura questa tecnologia sia diventata parte integrante del modello di business e in che grado abbia contribuito alla creazione di valore. La costruzione della variabile ha richiesto un'attenta attività di raccolta dati, resa complessa dal fatto che non tutte le imprese riportano in maniera esplicita i ricavi legati all'IA nelle loro *disclosure* ufficiali. Per ciascuna impresa e per ogni anno sono state identificate le linee di ricavo “core” riconducibili all'IA nei *segment reporting*, note integrative o nelle presentazioni per gli investitori. In alcuni casi è stato possibile reperire la voce “AI revenues” o simili nei bilanci annuali e nei documenti destinati agli investitori; in altri casi è stato necessario integrare informazioni provenienti da banche dati finanziarie, analisi settoriali, presentazioni agli analisti e comunicati aziendali. La variabile è impiegata al tempo t e con lag $t-1$ e $t-2$ per intercettare eventuali ritardi tra adozione commerciale dell'IA ed effetti sulla redditività. Un ulteriore elemento che giustifica la scelta di questa variabile è la sua capacità di cogliere non solo l'intensità dell'adozione tecnologica, ma anche la sua rilevanza strategica. Un'impresa che destina una quota crescente del proprio fatturato a

soluzioni di IA dimostra infatti di aver integrato l'innovazione non come fattore marginale, bensì come leva fondamentale del proprio sviluppo. In tal senso, il rapporto tra ricavi da IA e ricavi totali diventa un indicatore della centralità strategica della tecnologia, permettendo di distinguere le imprese che utilizzano l'IA in maniera superficiale da quelle che ne hanno fatto un pilastro della propria offerta. L'utilizzo di questa *proxy*, pur presentando limiti legati alla disponibilità e alla precisione delle informazioni, risulta dunque il modo più coerente per rispondere alla domanda di ricerca. Essa consente di legare in modo diretto l'adozione dell'intelligenza artificiale al cuore della performance aziendale, ovvero alla capacità di generare ricavi. La sua combinazione con le misure di redditività discusse nel paragrafo precedente permette di testare se e in che misura l'integrazione dell'IA abbia prodotto un miglioramento concreto nella profittabilità delle imprese considerate.

3.3 Variabili di controllo

3.3.1 Dimensione aziendale (logaritmo naturale ricavi totali)

La dimensione di un'impresa è un fattore strutturale che può influenzare significativamente la sua redditività, indipendentemente dall'adozione di nuove tecnologie. Per controllare questo aspetto, si utilizza il logaritmo naturale dei ricavi totali annui di ciascuna azienda. Tale trasformazione è utile per due ragioni: (i) linearizza la relazione tra dimensione e performance, attenuando l'impatto di valori estremi; (ii) migliora la comparabilità tra imprese di ordini di grandezze molto differenti, riducendo la varianza associata alla scala dimensionale. La motivazione teorica per includere la dimensione aziendale risiede nel fatto che le grandi multinazionali godono spesso di economie di scala, maggior potere di mercato e risorse finanziarie superiori, che possono garantire margini più alti, o al contrario, causare inefficienze burocratiche che riducono la redditività. In ogni caso, controllare per la dimensione evita di attribuire impropriamente all'IA effetti che potrebbero in realtà derivare semplicemente dal fatto che un'azienda è più grande di un'altra.

3.3.2 Intensità di R&D (R&D / ricavi totali)

Indica la propensione all'innovazione dell'impresa, misurando quante risorse vengono investite in ricerca e sviluppo rispetto al fatturato. Tecnicamente è calcolato come il rapporto percentuale tra le spese in *R&D* e i ricavi totali. Si tratta di una variabile cruciale da considerare perché un'azienda con elevata intensità di *R&D* è presumibilmente più orientata all'innovazione e potrebbe ottenere miglioramenti di prodotto/processo (e quindi di performance) indipendentemente dall'adozione specifica dell'IA. In altri termini, alti livelli di spesa in *R&D* possono rappresentare un vantaggio competitivo autonomo, correlato a una maggiore capacità di introdurre nuovi prodotti o soluzioni sul mercato. Inoltre, imprese che investono molto in *R&D* tendono ad avere anche una maggiore capacità di assorbire e implementare tecnologie emergenti, come l'IA. Dal punto di vista teorico, includere questa variabile di controllo consente dunque di isolare meglio l'effetto specifico dell'IA sulla redditività: si evita di confondere i benefici dell'IA con quelli derivanti più in generale da un'intensa attività innovativa.

3.3.3 Efficienza operativa (rapporto SG&A / ricavi totali)

Rappresenta un indicatore dell'efficienza gestionale e della struttura dei costi di un'azienda. È definito come il rapporto percentuale tra le spese di vendita, generali e amministrative (*SG&A*) e i ricavi totali. Le spese *SG&A* comprendono i costi commerciali, di marketing, amministrativi e più in generale i costi fissi di struttura non direttamente legati alla produzione. Un rapporto *SG&A*/ricavi totali elevato segnala che una porzione importante del fatturato viene assorbita da costi operativi di supporto, il che può indicare inefficienze organizzative oppure una strategia aziendale che privilegia la crescita (al prezzo di alti costi commerciali). Viceversa, un rapporto *SG&A* contenuto implica che l'azienda mantiene una struttura snella, riuscendo a controllare le spese generali e a tradurre i ricavi in margini in modo più efficace. Dal punto di vista teorico, questa variabile è inserita per controllare differenze strutturali nell'approccio gestionale

e di costo: consente di distinguere gli effetti sui margini dovuti all'adozione dell'IA da quelli semplicemente legati a politiche di cost management diverse tra impresa e impresa.

3.4 Fonte dei dati

Per la costruzione del dataset si è fatto ricorso a fonti ufficiali e autorevoli, privilegiando la qualità e la comparabilità delle informazioni. I principali dati economico-finanziari (ricavi, utile operativo, *EBITDA*, spese in *R&D*, spese *SG&A*) sono stati estratti dai bilanci annuali, relazioni finanziarie e documenti destinati agli investitori pubblicati dalle società del campione. In particolare, sono stati consultati i report annuali di ciascuna azienda per ogni anno del periodo 2015–2024, reperendo le voci necessarie all'analisi. Questi documenti, certificati e pubblici, garantiscono dati accurati e omogenei, in quanto redatti secondo principi contabili comparabili. Oltre ai bilanci, sono stati esaminati i documenti aziendali ufficiali inerenti alle attività di IA, quali report di sostenibilità e innovazione, presentazioni ai risultati trimestrali/annuali, comunicati stampa e presentazioni per gli investitori, poiché talvolta contengono indicazioni quantitative sui ricavi da soluzioni IA o sulle strategie digitali. In aggiunta alle fonti primarie, si è fatto riferimento a banche dati finanziarie riconosciute, ad esempio Orbis (Bureau van Dijk), Bloomberg e Refinitiv Eikon, per recuperare rapidamente alcune variabili standardizzate e per effettuare controlli incrociati. Questi database globali aggregano dati di bilancio e indicatori finanziari delle imprese quotate, consentendo di validare i valori estratti manualmente e assicurando che non vi siano discrepanze dovute a errori di trascrizione. In particolare, le banche dati sono state utili per ottenere in modo coerente indicatori come i margini (*Operating Margin* e *EBITDA Margin*) e le variabili di controllo, calcolati secondo definizioni uniformi. Tuttavia, poiché l'informazione chiave sull'adozione di IA, misurata attraverso la quota di ricavi IA, non è semplicemente disponibile nei database commerciali, si è reso necessario un approfondito lavoro di raccolta manuale di tali dati dalle fonti aziendali sopra menzionate. Infine, l'integrazione di fonti ufficiali con fonti secondarie ha permesso di costruire un dataset solido, affidabile e ricco di informazioni pertinenti all'analisi.

3.5 Raccolta manuale e comparabilità dei dati

L'assemblaggio del dataset è avvenuto attraverso un processo di raccolta manuale sistematico, necessario per assicurare che i dati fossero pienamente comparabili tra le diverse imprese e lungo tutto il periodo di studio. In mancanza di un database unico contenente tutte le variabili d'interesse (soprattutto per quanto riguarda i ricavi attribuibili all'IA), ciascuna impresa è stata analizzata individualmente, anno per anno, estraendo le informazioni rilevanti dai documenti originali. Si è proceduto a definire in modo rigoroso ogni variabile, così da cercare nei bilanci voci omogenee per tutte le aziende: ad esempio, per *Operating Margin ed EBITDA Margin* ci si è assicurati che il numeratore (utile operativo, *EBITDA*) e il denominatore (ricavi) fossero tratti dai medesimi prospetti di conto economico per ogni società, secondo le definizioni contabili equivalenti. Allo stesso modo, le spese in *R&D* e in *SG&A* sono state identificate nei bilanci di ciascuna impresa garantendo che includessero le stesse tipologie di costi in tutti i casi (ad esempio, distinguendo le spese di ricerca e sviluppo proprie da eventuali costi di acquisizioni classificati altrove). Grazie a questa attenzione nella definizione, le variabili costruite risultano coerenti e direttamente confrontabili tra aziende diverse. Si è infine verificato che ogni impresa avesse dati completi per tutti gli anni del periodo 2015–2024, ottenendo un panel bilanciato di osservazioni ($15 \text{ aziende} \times 10 \text{ anni} = 150 \text{ osservazioni}$ potenziali, soggette solo a riduzione in caso di utilizzo di lag temporali nelle regressioni). In sintesi, attraverso questa accurata procedura di raccolta manuale e normalizzazione, si è ottenuto un dataset coerente e strutturato, in cui ogni variabile è definita in modo uniforme per tutte le imprese e per tutto l'arco temporale considerato. Ciò pone le basi per un'analisi econometrica rigorosa, minimizzando il rischio che eventuali differenze nei risultati siano dovute a inconsistenze nei dati anziché a effetti reali.

Capitolo 4 - Risultati analisi empirica

4.1 Risultati OLS, Operating Margin

Modello A – regressione $k=0$

Tabella 1-Risultati OLS, Modello A (OM, $k=0$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA (t)	0.1755***	0.0289	1.02e-08
ln(Ricavi totali)	-0.0251**	0.0091	0.0060
R&D/Ricavi totali	-0.9486***	0.1899	1.67e-06
SG&A/Ricavi totali	-0.3761***	0.0577	1.12e-09
Costante	0.6908***	0.1188	3.68e-08
Osservazioni (N)	150	—	—
R ² / R ² aggiustato	0.418 / 0.402	—	—
F-stat (p-val)	26.00	—	2.95e-16

*Nota. Variabile dipendente: Operating Margin (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello A ($k=0$) con controlli ln(Ricavi totali), R&D/Ricavi totali, SG&A/Ricavi totali. Campione: 15 imprese Tech/ICT; periodo 2015–2024; $N=150$. Diagnostica: eteroschedasticità presente (Breusch–Pagan), quindi i p-value vanno interpretati con cautela.*

La regressione OLS stimata su 150 osservazioni è globalmente significativa ($F = 26,00$; $p < 0,001$) e mostra una capacità esplicativa non trascurabile ($R^2 = 0,418$, R^2 aggiustato = $0,402$; errore standard della regressione $\approx 0,108$). La variabile chiave, Quota ricavi IA, presenta un coefficiente positivo e altamente significativo ($\beta = 0,175$; $t = 6,08$; $p \approx 1,0 \times 10^{-8}$; IC 95% [0,118; 0,233]): a parità delle altre condizioni, +1 p.p. di ricavi attribuibili all'IA si associa in media a +0,175 p.p. di *Operating Margin*. In termini economici, un aumento plausibile della quota IA dal 10% al 15% implicherebbe un miglioramento atteso del margine di circa +0,88 p.p. ($0,175 \times 5$). Le variabili di controllo risultano tutte negative e significative: il logaritmo dei ricavi totali ($\beta =$

−0,025; $p = 0,006$) suggerisce una lieve compressione dei margini nelle imprese più grandi; l'intensità di *R&D* ($\beta = -0,949$; $p < 0,001$) riflette la natura di spesa iniziale a fronte di benefici differiti tipica degli investimenti in innovazione; l'incidenza delle spese *SG&A* ($\beta = -0,376$; $p < 0,001$) conferma che strutture amministrativo-commerciali più onerose riducono la redditività. Nel complesso, il modello di base supporta l'ipotesi di un effetto positivo e economicamente rilevante dell'IA sui margini operativi; nelle sezioni successive se ne verifica la persistenza temporale introducendo i lag a $t-1$ e $t-2$ e la robustezza replicando le stime con *l'EBITDA Margin* come variabile dipendente alternativa.

Modello B – regressione $k=1$

Tabella 2-Risultati OLS, Modello B (OM, $k=1$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA (t−1)	0.1799***	0.0300	1.79e-08
ln(Ricavi totali)	-0.0296**	0.0096	0.0030
R&D/Ricavi totali	-0.9850***	0.1980	2.03e-06
SG&A/Ricavi totali	-0.3774***	0.0606	6.07e-09
Costante	0.7477***	0.1266	2.92e-08
Osservazioni (N)	135	—	—
R ² / R ² aggiustato	0.438 / 0.421	—	—
F-stat (p-val)	25.34	—	1.57e-15

*Nota. Variabile dipendente: Operating Margin (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello B ($k=1$) con controlli ln(Ricavi totali), R&D/Ricavi totali, SG&A/Ricavi totali. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024; $N=135$. Diagnostica: eteroschedasticità presente (Breusch–Pagan).*

La regressione OLS stimata su 135 osservazioni è globalmente significativa ($F = 25,34$; $p < 0,001$) e mostra una capacità esplicativa leggermente superiore al modello

base ($R^2 = 0,438$, R^2 aggiustato = 0,421; errore standard $\approx 0,106$). La variabile principale, la quota di ricavi da IA con un anno di ritardo, è positiva e altamente significativa ($\beta = 0,180$; $SE = 0,0300$; $t = 6,00$; $p \approx 1,79 \times 10^{-8}$; IC 95% [0,121; 0,239]): a parità delle altre condizioni, +1 p.p. di ricavi IA a $t-1$ si associa in media a +0,18 p.p. di *Operating Margin* a t . In termini economici, un aumento plausibile della quota IA da 10% a 15% nell'anno precedente implicherebbe un miglioramento atteso del margine di circa +0,90 p.p. ($0,18 \times 5$). Le variabili di controllo restano negative e significative: $\ln(\text{Ricavi totali})$ ($\beta = -0,030$; $p = 0,0026$) indica una lieve compressione dei margini nelle imprese più grandi; $R\&D/\text{Ricavi totali}$ ($\beta = -0,985$; $p < 0,001$) riflette la natura di spesa iniziale a fronte di benefici differiti degli investimenti in innovazione; $SG\&A/\text{Ricavi totali}$ ($\beta = -0,377$; $p < 0,001$) conferma l'effetto penalizzante di strutture amministrativo-commerciali più onerose. Nel complesso, il confronto con il modello senza lag evidenzia un rafforzamento sia della magnitudo del coefficiente IA ($0,175 \rightarrow 0,180$) sia del potere esplicativo (R^2 0,418 $\rightarrow$ 0,438), coerente con l'ipotesi che i benefici economici dell'IA maturino e diventino più visibili dopo circa un anno. Nella specificazione successiva verifichiamo se tale effetto persiste o si consolida a $t-2$.

Modello C – regressione $k=2$

Tabella 3-Risultati OLS, Modello C (OM, $k=2$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA (t-2)	0.1811***	0.0306	3.37e-08
$\ln(\text{Ricavi totali})$	-0.0365***	0.0099	3.64e-04
$R\&D/\text{Ricavi totali}$	-0.9814***	0.1989	2.73e-06
$SG\&A/\text{Ricavi totali}$	-0.4047***	0.0629	2.90e-09
Costante	0.8379***	0.1301	2.86e-09
Osservazioni (N)	120	—	—
R^2 / R^2 aggiustato	0.486 / 0.468	—	—
F-stat (p-val)	27.21	—	6.78e-16

*Nota. Variabile dipendente: Operating Margin (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello C ($k=2$) con controlli $\ln(\text{Ricavi totali})$, $R\&D/\text{Ricavi totali}$, $SG\&A/\text{Ricavi totali}$. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024;*

$N=120$. Diagnostica: Breusch–Pagan non significativo (nessuna evidenza di eteroschedasticità)

Modello con lag $t-2$ ($k=2$). La regressione *OLS* stimata su 120 osservazioni è globalmente significativa ($F = 27,21$; $p < 0,001$) e mostra la migliore capacità esplicativa tra le specificazioni ($R^2 = 0,486$, R^2 aggiustato = 0,468; errore standard $\approx 0,102$). La variabile principale, quota di ricavi da IA con due anni di ritardo, risulta positiva e altamente significativa ($\beta = 0,181$; $SE = 0,0306$; $t = 5,92$; $p \approx 3,37 \times 10^{-8}$; IC 95% [0,121; 0,242]): a parità delle altre condizioni, +1 p.p. di ricavi IA a $t-2$ si associa in media a +0,181 p.p. di *Operating Margin* a t . In termini economici, un aumento della quota IA dal 10% al 15% due anni prima implicherebbe un miglioramento atteso del margine di circa +0,91 p.p. ($0,181 \times 5$). Le variabili di controllo confermano il quadro già osservato: $\ln(\text{Ricavi totali})$ ($\beta = -0,037$; $p < 0,001$) suggerisce una lieve compressione dei margini nelle imprese più grandi; $R\&D/\text{Ricavi totali}$ ($\beta = -0,981$; $p < 0,001$) riflette una spesa iniziale a fronte di benefici differiti; $SG\&A/\text{Ricavi totali}$ ($\beta = -0,405$; $p < 0,001$) indica che una struttura amministrativo-commerciale più onerosa riduce la redditività. Nel complesso, rispetto ai modelli senza lag e $t-1$, questa specificazione presenta R^2 più elevato e un coefficiente IA di magnitudo simile, suggerendo che i benefici economici delle iniziative di IA si consolidano su un orizzonte di circa due anni, pur a fronte della naturale riduzione del numero di osservazioni dovuta alla costruzione del lag.

4.2 Confronto comparativo tra modelli

Tabella 4-Confronto comparativo tra Modelli A/B/C (OM)

Variabile	A ($k=0$)	B ($k=1$)	C ($k=2$)
Quota ricavi IA	0.1755*** (0.0289)	0.1799*** (0.0300)	0.1811*** (0.0306)
$\ln(\text{Ricavi totali})$	-0.0251** (0.0091)	-0.0296** (0.0096)	-0.0365*** (0.0099)
$R\&D/\text{Ricavi totali}$	-0.9486*** (0.1899)	-0.9850*** (0.1980)	-0.9814*** (0.1989)

SG&A/Ricavi totali	-0.3761*** (0.0577)	-0.3774*** (0.0606)	-0.4047*** (0.0629)
Costante	0.6908*** (0.1188)	0.7477*** (0.1266)	0.8379*** (0.1301)
Osservazioni (N)	150	135	120
R ² / R ² aggiustato	0.418 / 0.402	0.438 / 0.421	0.486 / 0.468
F-stat (p-val)	26.00 (2.95e-16)	25.34 (1.57e-15)	27.21 (6.78e-16)

*Nota. Variabile dipendente: Operating Margin (p.p.). In ciascuna cella: coefficiente OLS con SE (errori standard classici) tra parentesi. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modelli A ($k=0$), B ($k=1$), C ($k=2$) con i controlli standard. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024; numerosità per modello in riga. Diagnostica: eteroschedasticità per $k=0$ e $k=1$; assente per $k=2$.*

Il passaggio dalla specificazione senza lag alle versioni con lag $t-1$ e lag $t-2$ evidenzia un'evoluzione coerente sia sul piano statistico sia su quello economico. In primo luogo, la capacità esplicativa del modello cresce in modo monotono: $R^2 = 0,418$ ($k=0$) $\rightarrow 0,438$ ($k=1$) $\rightarrow 0,486$ ($k=2$), con R^2 aggiustato che segue lo stesso andamento (0,402 $\rightarrow 0,421 \rightarrow 0,468$). Tale incremento si accompagna a un errore standard della regressione in progressiva riduzione ($\approx 0,108 \rightarrow 0,106 \rightarrow 0,102$) e a F-test sempre altamente significativi, a conferma della bontà complessiva delle stime pur a fronte della diminuzione del numero di osservazioni (150 $\rightarrow$ 135 $\rightarrow$ 120 per l'introduzione dei lag). La variabile chiave, la quota di ricavi da IA, mostra un coefficiente stabile, positivo e altamente significativo in tutte le specificazioni: $\beta = 0,175$ ($k=0$), 0,180 ($k=1$) e 0,181 ($k=2$). Gli intervalli di confidenza al 95% si sovrappongono ampiamente [0,118;0,233],[0,121;0,239],[0,121;0,242],

indicando robustezza dell'ordine di grandezza. In termini economici, un aumento di 5 p.p. della quota di ricavi IA è associato a un miglioramento dell'*Operating Margin* di circa 0,88–0,91 p.p. a seconda dell'orizzonte temporale considerato; il fatto che R^2 migliori passando a $t-1$ e $t-2$ suggerisce che i benefici economici dell'IA maturino e si rendano più leggibili nell'arco di 12–24 mesi. Le variabili di controllo mantengono segno negativo e significatività in tutti i modelli: il logaritmo dei ricavi (da $-0,025$ a $-0,037$) indica una lieve compressione dei margini nelle imprese più grandi; l'intensità di *R&D* ($\approx -0,98/-0,95$) riflette una spesa iniziale a fronte di benefici

differiti; l'incidenza delle *SG&A* ($\approx -0,38/-0,41$) conferma l'effetto penalizzante di strutture amministrativo-commerciali più onerose. Nel complesso, il confronto tra le tre specificazioni restituisce un quadro coerente e internamente consistente: l'impatto dell'IA sui margini è positivo, statisticamente solido e temporalmente persistente, mentre i costi di innovazione e di struttura tendono a comprimere la redditività soprattutto nel breve periodo.

4.3 Test di robustezza con EBITDA Margin

Modello A

Tabella 5-Risultati OLS, Modello A (EBITDA, $k=0$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA (t)	0.1931***	0.0291	5.83e-10
ln(Ricavi totali)	-0.0139	0.0091	0.1290
R&D/Ricavi totali	-0.5782**	0.1913	0.0030
SG&A/Ricavi totali	-0.3312***	0.0581	6.58e-08
Costante	0.5632***	0.1196	5.77e-06
Osservazioni (N)	150	—	—
R ² / R ² aggiustato	0.382 / 0.365	—	—
F-stat (p-val)	22.41	—	2.01e-14

*Nota. Variabile dipendente: EBITDA Margin (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello A ($k=0$) con i controlli standard. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024; $N=150$.*

La regressione *OLS* su 150 osservazioni è globalmente significativa ($F = 22,41$; $p < 0,001$) e spiega una quota non trascurabile della variabilità ($R^2 = 0,382$, R^2 aggiustato = $0,365$; errore standard $\approx 0,108$). La quota di ricavi IA risulta positiva e altamente significativa ($\beta = 0,193$; $t = 6,64$; $p \approx 5,8 \times 10^{-10}$; IC 95% $[0,136; 0,251]$): a parità delle altre condizioni, +1 p.p. di ricavi attribuibili all'IA si associa in media a +0,193 p.p. di *EBITDA Margin*. In termini economici, un incremento della quota IA dal 10% al 15% è associato a circa +0,97 p.p. di *EBITDA* ($0,193 \times 5$). Tra i controlli, ln(Ricavi

totali) non è statisticamente significativo ($p \approx 0,129$), mentre *R&D/Ricavi* totali ($\beta = -0,578$; $p = 0,003$) e *SG&A/Ricavi* totali ($\beta = -0,331$; $p < 0,001$) restano negativi e significativi, indicando che maggiori spese di innovazione e di struttura comprimono l'*EBITDA* nel breve periodo. Il confronto con il modello su *Operating Margin* mostra che l'effetto dell'IA è robusto e leggermente più ampio su *EBITDA* (β 0,193 vs 0,175), mentre la capacità esplicativa è un po' più bassa (R^2 0,382 vs 0,418): nel complesso, i risultati confermano che l'IA contribuisce positivamente alla performance operativa anche al netto di ammortamenti e svalutazioni.

Modello B

Tabella 6-Risultati OLS, Modello B (*EBITDA*, $k=1$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA (t-1)	0.1854***	0.0304	1.11e-08
ln(Ricavi totali)	-0.0181	0.0098	0.0660
R&D/Ricavi totali	-0.5746**	0.2008	0.0050
SG&A/Ricavi totali	-0.3364***	0.0614	2.17e-07
Costante	0.6192***	0.1284	3.91e-06
Osservazioni (N)	135	—	—
R^2 / R^2 aggiustato	0.382 / 0.363	—	—
F-stat (p-val)	20.09	—	6.72e-13

Nota. Variabile dipendente: *EBITDA Margin* (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello B ($k=1$) con i controlli standard. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024; $N=135$.

La regressione OLS su 135 osservazioni è globalmente significativa ($F = 20,09$; $p = 6,7 \times 10^{-13}$) e mantiene una capacità esplicativa in linea con il modello senza lag ($R^2 = 0,382$, R^2 aggiustato = 0,363; errore standard $\approx 0,108$). La variabile chiave, quota di ricavi IA con un anno di ritardo, è positiva e altamente significativa ($\beta = 0,185$; $SE = 0,0304$; $t = 6,10$; $p = 1,11 \times 10^{-8}$; IC 95% [0,125; 0,246]): a parità delle altre condizioni, +1 p.p. di

ricavi IA a $t-1$ è associato a +0,185 p.p. di *EBITDA Margin* a t . In termini economici, un aumento della quota IA dal 10% al 15% nell'anno precedente implicherebbe circa +0,93 p.p. di *EBITDA* ($0,185 \times 5$). Tra i controlli, $\ln(\text{Ricavi totali})$ è negativo ma non significativo al 5% ($p \approx 0,066$), mentre *R&D/Ricavi totali* ($\beta = -0,575$; $p = 0,0049$) e *SG&A/Ricavi totali* ($\beta = -0,336$; $p < 0,001$) restano negativi e significativi, indicando che maggiori spese di innovazione e di struttura comprimono l'*EBITDA* nel breve periodo. Il confronto con il modello *EBITDA* senza lag evidenzia una magnitudo molto simile del coefficiente IA ($0,193 \rightarrow 0,185$) e una stabilità dei risultati: l'effetto economico dell'IA è già visibile al primo anno e rimane statisticamente solido.

Modello C

Tabella 7-Risultati OLS, Modello C (*EBITDA*, $k=2$)

Variabile	Coef.	SE	p-value
Quota ricavi IA ($t-2$)	0.1849***	0.0310	2.69e-08
$\ln(\text{Ricavi totali})$	-0.0258**	0.0101	0.0120
R&D/Ricavi totali	-0.5684**	0.2014	0.0060
SG&A/Ricavi totali	-0.3636***	0.0637	8.94e-08
Costante	0.7185***	0.1318	2.87e-07
Osservazioni (N)	120	—	—
R^2 / R^2 aggiustato	0.425 / 0.405	—	—
F-stat (p-val)	21.27	—	3.77e-13

Nota. Variabile dipendente: *EBITDA Margin* (p.p.). Coefficienti OLS; SE (errori standard classici) e p-value in colonna. Livelli: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$. Specifiche: Modello C ($k=2$) con i controlli standard. Campione: 15 imprese Tech/ICT; 2015–2024; $N=120$.

La regressione OLS su 120 osservazioni è globalmente significativa ($F = 21,27$; $p = 3,77 \times 10^{-13}$) e presenta la migliore capacità esplicativa tra le specificazioni su *EBITDA* ($R^2 = 0,425$, R^2 aggiustato = 0,405; errore standard $\approx 0,104$). La variabile chiave, quota di ricavi IA con due anni di ritardo, è positiva e altamente significativa ($\beta = 0,185$; $SE =$

0,0310; $t = 5,97$; $p = 2,69 \times 10^{-8}$; IC 95% [0,124; 0,246]). In termini economici, +1 p.p. di ricavi IA a $t-2$ è associato a +0,185 p.p. di *EBITDA Margin* a t ; un aumento della quota IA dal 10% al 15% due anni prima corrisponde quindi a circa +0,93 p.p. di *EBITDA*. I controlli risultano tutti negativi e significativi: $\ln(\text{Ricavi totali})$ ($\beta = -0,0258$; $p = 0,0116$) indica una lieve compressione dei margini nelle imprese più grandi; *R&D/Ricavi totali* ($\beta = -0,568$; $p = 0,0056$) riflette una spesa iniziale con benefici differiti; *SG&A/Ricavi totali* ($\beta = -0,364$; $p < 0,001$) conferma l'effetto penalizzante di strutture amministrativo-commerciali più onerose. Rispetto ai modelli *EBITDA* senza lag e $t-1$, la magnitudo del coefficiente IA rimane sostanzialmente stabile ($\approx 0,19 \rightarrow 0,185$), mentre R^2 aumenta fino a 0,425: ciò suggerisce che i benefici dell'IA sull'*EBITDA* si leggono meglio su un orizzonte di circa due anni, pur senza variazioni sostanziali nell'intensità dell'effetto stimato.

4.4 Confronto tra Operating Margin ed EBITDA Margin

Tabella 8-Confronto tra OM ed EBITDA (coefficienti IA e R^2)

Lag k	OM: β_{IA} (SE); p-val	EBITDA: β_{IA} (SE); p-val	OM: R^2	EBITDA: R^2
0	0.1755*** (0.0289); $p=1.02e-08$	0.1931*** (0.0291); $p=5.83e-10$	0.418	0.382
1	0.1799*** (0.0300); $p=1.79e-08$	0.1854*** (0.0304); $p=1.11e-08$	0.438	0.382
2	0.1811*** (0.0306); $p=3.37e-08$	0.1849*** (0.0310); $p=2.69e-08$	0.486	0.425

Nota. Nelle colonne “OM: β_{IA} (SE); p-val” ed “EBITDA: β_{IA} (SE); p-val” è riportato il coefficiente OLS della Quota ricavi IA (β_{IA}), seguito da SE (errori standard classici) e p-value. Variabili dipendenti: Operating Margin (p.p.) ed EBITDA Margin (p.p.). Controlli inclusi in tutti i modelli. Campione per lag: $k=0 \rightarrow N=150$; $k=1 \rightarrow N=135$; $k=2 \rightarrow N=120$ (2015–2024; 15 imprese).

Il confronto tra le tre specificazioni stimate su *Operating Margin (OM)* e su *EBITDA Margin* mostra un quadro coerente e informativo. In primo luogo, il coefficiente associato alla quota di ricavi da IA è positivo e altamente significativo in tutte le stime e sostanzialmente stabile: per *OM* vale $0,175 \rightarrow 0,180 \rightarrow 0,181$ ($k=0,1,2$), per *EBITDA* $0,193 \rightarrow 0,185 \rightarrow 0,185$. Gli intervalli di confidenza al 95% si sovrappongono ampiamente (es. *OM* $k=2$: $[0,121; 0,242]$ vs *EBITDA* $k=2$: $[0,124; 0,246]$), suggerendo che le differenze di magnitudo non sono statisticamente rilevanti. In termini economici, un aumento plausibile di 5 p.p. della quota di ricavi IA si associa a un miglioramento dell'ordine di 0,9 p.p. del margine (sia *OM* sia *EBITDA*), confermando la robustezza dell'effetto rispetto alla metrica di performance adottata. Sul piano della capacità esplicativa, i modelli su *OM* presentano R^2 sistematicamente più elevati rispetto a quelli su *EBITDA*: $0,418 \rightarrow 0,438 \rightarrow 0,486$ (*OM*) contro $0,382 \rightarrow 0,382 \rightarrow 0,425$ (*EBITDA*). L'incremento di R^2 passando ai lag più lunghi è presente in entrambe le metriche ma è più marcato per *OM*, indicando che l'inclusione dei costi operativi non monetari (es. ammortamenti) rende il modello più sensibile alle dinamiche che si consolidano a 12–24 mesi. Coerentemente, $\ln(\text{Ricavi totali})$ è sempre negativo e significativo nei modelli *OM*, mentre su *EBITDA* risulta non significativo per $k=0$ e $k=1$ (diventa significativo a $k=2$), segnalando che gli effetti di scala/complessità si colgono meglio quando la redditività include anche componenti operative non presenti nell'*EBITDA*. *R&D/Ricavi totali* e *SG&A/Ricavi totali* mantengono segno negativo e significatività in entrambe le metriche, confermando l'effetto di spese iniziali con benefici differiti e di strutture amministrativo-commerciali più onerose sulla redditività di breve periodo. Nel complesso, *OM* può essere adottato come metrica principale per l'interpretazione (migliore fit e progressione più netta dei R^2 sui lag), mentre *EBITDA* svolge efficacemente il ruolo di test di robustezza, replicando segno, significatività e ordine di grandezza del coefficiente IA. Questa convergenza rafforza la conclusione che l'IA sia un driver positivo e persistente della redditività, con benefici che emergono già nell'anno corrente e si leggono meglio quando si considera un orizzonte di uno-due anni.

4.5 Verifiche diagnostiche e robustezza

Per validare l'affidabilità dei tre modelli ho svolto tre verifiche diagnostiche: (i) multicollinearità tra regressori tramite Variance Inflation Factor (VIF), (ii) presenza di eteroschedasticità con il test di Breusch-Pagan, (iii) individuazione di osservazioni influenti mediante analisi dei residui standardizzati, con successiva ristima del modello su campione “pulito”.

Modello A

Tabella 9-Modello A: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)

Verifica	Valore
VIF — Quota ricavi IA	1.07
VIF — ln(Ricavi totali)	1.33
VIF — R&D/Ricavi totali	1.29
VIF — SG&A/Ricavi totali	1.10
VIF medio (max)	1.20 (1.33)
Breusch-Pagan (p-val)	0.0085
Outlier (N)	4

Nota. VIF: multicollinearità bassa (valori $\approx 1-2$; soglia operativa ≈ 5). Breusch-Pagan significativo ($p=0,0085$) $\Rightarrow$ eteroschedasticità nel modello $k=0$ (cautela sui p-value). Outlier ($N=4$): esclusi con regola ex-ante $|\text{residuo standardizzato}| > 2$.

VIF (Variance Inflation Factor).

Per ciascun regressore ho stimato una regressione ausiliaria sulle restanti X e calcolato $VIF = 1/(1 - R^2)$. I valori risultano: VIF—Quota ricavi IA = 1,07; VIF—ln(Ricavi totali) = 1,33; VIF—R&D/Ricavi totali = 1,29; VIF—SG&A/Ricavi totali = 1,10. Tutti sono ben al di sotto della soglia operativa (≈ 5), quindi non emergono problemi di collinearità e le stime dei coefficienti possono considerarsi stabili.

Breusch-Pagan (eteroschedasticità).

Ho stimato la regressione ausiliaria di e^2 sulle variabili esplicative e calcolato la statistica

$LM = n * R^2$. Il risultato è $LM = 13,657$ con $p\text{-value} = 0,0085$, c'è evidenza di eteroschedasticità nel modello base. Di conseguenza, nell'interpretazione privilegio segno e magnitudo dei coefficienti.

Outlier e punti influenti.

Ho considerato *outlier* le righe con $|\text{residuo standardizzato}| > 2$; ne risultano 4. Rieseguendo l'*OLS* senza tali osservazioni si passa da $N = 150$ a $N = 146$ e si osserva R^2 da 0,4177 a 0,4590; il coefficiente su "Ricavi IA" passa da 0,1755 (IC 95%: 0,1184; 0,2325) a 0,1639 (IC 95%: 0,1116; 0,2162), pari a una variazione di circa il 6,6%. L'effetto rimane positivo e altamente significativo, mentre la capacità esplicativa migliora.

Il modello con $k=0$ non presenta problemi di collinearità e i risultati non dipendono da osservazioni estreme; è presente eteroschedasticità, per cui i $p\text{-value}$ vanno letti con prudenza. Nel complesso, la quota di ricavi da IA risulta associata a un maggiore margine operativo in modo stabile e robusto.

Modello B

Tabella 10-Modello B: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)

Verifica	Valore
VIF — Quota ricavi IA	1.07
VIF — $\ln(\text{Ricavi totali})$	1.32
VIF — R&D/Ricavi totali	1.29
VIF — SG&A/Ricavi totali	1.10
VIF medio (max)	1.19 (1.32)
Breusch-Pagan (p-val)	0.0174
Outlier (N)	3

Nota. VIF: multicollinearità bassa (valori $\approx 1-2$; soglia operativa ≈ 5). Breusch-Pagan significativo ($p=0,0174$) $\Rightarrow$ eteroschedasticità nel modello $k=1$. Outlier ($N=3$): esclusi con regola ex-ante $|\text{residuo standardizzato}| > 2$.

VIF (Variance Inflation Factor)

Per ciascun regressore ho stimato una regressione ausiliaria sulle restanti X e calcolato $VIF = 1/(1 - R^2)$. I valori sono: VIF—Quota ricavi IA (t-1) = 1,066; VIF—ln(Ricavi totali) = 1,315; VIF—R&D/Ricavi totali = 1,292; VIF—SG&A/Ricavi totali = 1,096. Tutti ben sotto la soglia operativa (≈ 5): non emergono problemi di collinearità e le stime risultano stabili.

Breusch–Pagan (eteroschedasticità)

Ho stimato la regressione ausiliaria di e^2 sulle variabili esplicative e calcolato la statistica $LM = n * R^2$. Il risultato è $LM = 11,998$ con $p\text{-value} = 0,0174$, c'è evidenza di eteroschedasticità. Di conseguenza, nell'interpretazione privilegio segno e magnitudo dei coefficienti.

Outlier e punti influenti

Ho definito *outlier* le osservazioni con $|\text{residuo standardizzato}| > 2$; ne risultano 3. Rieseguendo l'OLS senza tali righe si passa da $N = 135$ a $N = 132$ con R^2 da 0,4381 a 0,4780. Il coefficiente su “Ricavi IA (t-1)” passa da 0,1799 (IC 95%: 0,1206; 0,2392) a 0,1750 (IC 95%: 0,1199; 0,2300), cioè una variazione di circa 2,7%. L'effetto rimane positivo e altamente significativo, mentre la capacità esplicativa migliora.

Anche per $k=1$ non vi sono problemi di collinearità; il test BP segnala eteroschedasticità; l'esclusione degli *outlier* non altera le conclusioni: la quota di ricavi da IA al periodo t-1 risulta associata a un aumento del margine operativo in modo solido e robusto.

Modello C

Tabella 11-Modello C: verifiche (VIF, Breusch-Pagan, Outlier)

Verifica	Valore
VIF — Quota ricavi IA	1.06
VIF — ln(Ricavi totali)	1.28
VIF — R&D/Ricavi totali	1.27
VIF — SG&A/Ricavi totali	1.09
VIF medio (max)	1.18 (1.28)
Breusch-Pagan (p-val)	0.109
Outlier (N)	2

Nota. VIF: multicollinearità bassa (valori $\approx 1-2$; soglia operativa ≈ 5). Breusch-Pagan non significativo ($p=0,109$) $\Rightarrow$ nessuna evidenza di eteroschedasticità per $k=2$. Outlier ($N=2$): esclusi con regola ex-ante $|\text{residuo standardizzato}| > 2$.

VIF (Variance Inflation Factor).

Per ciascun regressore ho stimato una regressione ausiliaria sulle restanti X e calcolato $VIF = 1/(1 - R^2)$. I valori sono: VIF—Quota ricavi IA ($t-2$) = 1,065; VIF—ln(Ricavi totali) = 1,281; VIF—R&D/Ricavi totali = 1,268; VIF—SG&A/Ricavi totali = 1,091. Tutti ben sotto la soglia operativa (circa 5): non emergono problemi di multicollinearità e le stime risultano stabili.

Breusch-Pagan (eteroschedasticità).

Ho stimato la regressione ausiliaria di e^2 sulle X e calcolato la statistica $LM = n * R^2$. Il risultato è $LM = 7,569$ con $p\text{-value} = 0,1087$. Il test non segnala eteroschedasticità nel modello $k=2$.

Outlier e punti influenti

Ho definito *outlier* le osservazioni con $|\text{residuo standardizzato}| > 2$; ne risultano 2.

Rieseguendo l'*OLS* senza tali righe si passa da $N = 120$ a $N = 118$ con R^2 da 0,4862 a 0,5055. Il coefficiente su “Ricavi IA (t-2)” passa da 0,1811 (IC 95%: 0,1205; 0,2417) a 0,1781 (IC 95%: 0,1200; 0,2363), pari a una variazione di circa 1,6%. L'effetto rimane positivo e altamente significativo, mentre la capacità esplicativa migliora.

Per $k=2$ i *VIF* confermano assenza di collinearità, il test BP non rileva eteroschedasticità, e l'esclusione degli *outlier* non modifica le conclusioni: la quota di ricavi da IA al periodo t-2 risulta associata a un aumento del margine operativo in modo solido e robusto.

Capitolo 5- Conclusioni

5.1 Sintesi dei risultati principali e robustezza delle evidenze

La domanda di ricerca è se e in che misura l'intensità economica dell'intelligenza artificiale, misurata tramite la quota di ricavi attribuibili a soluzioni IA, sia associata a un miglioramento della redditività operativa. L'analisi su un panel di grandi multinazionali Tech/ICT nel periodo 2015–2024 offre una risposta chiara: in tutte e tre le specificazioni stimate (orizzonte contemporaneo e con ritardi di uno e due anni, $k = 0, 1, 2$) la variabile ricavi IA presenta un coefficiente positivo, stabile e altamente significativo sull'*Operating Margin (OM)*. In media, a parità delle altre condizioni, +1 p.p. nella quota IA si associa a circa +0,18 p.p. di margine operativo; in termini concreti, un aumento plausibile di +5 p.p. (es. dal 10% al 15%) si traduce in $\sim +0,9$ p.p. di OM ($\sim +0,88 - +0,91$ p.p. a seconda del modello), un impatto non trascurabile sui conti caratteristici. Confrontando le specificazioni temporali, l'effetto mostra un leggero rafforzamento nel tempo: il coefficiente passa da $\sim 0,175$ ($k = 0$) a $\sim 0,181$ ($k = 2$). In parallelo, la capacità esplicativa del modello cresce in modo monotono: $R^2 \sim 0,418 \rightarrow \sim 0,486$ procedendo da $k = 0$ a $k = 2$. Questo andamento è coerente con l'idea che i benefici economici dell'IA richiedano cicli di integrazione organizzativa e adozione di mercato prima di riflettersi pienamente sui margini. Va anche considerato il fisiologico calo di osservazioni passando da $k = 0$ a $k = 2$; nonostante ciò, segno, magnitudo e

significatività restano stabili, rafforzando l'affidabilità del risultato. La robustezza delle evidenze è confermata sostituendo l'*OM* con l'*EBITDA Margin* come metrica di performance. Il segno e la significatività dell'associazione con la quota di ricavi IA rimangono invariati e l'ordine di grandezza del coefficiente risulta lievemente più alto (intorno a $\sim 0,19$; $p < 0,001$ in tutte le specifiche). Anche per l'*EBITDA* l' R^2 cresce al crescere del lag ($\sim 0,38 \rightarrow \sim 0,43$ da $k = 0$ a $k = 2$). In altri termini, l'orientamento all'IA si associa sistematicamente a margini più elevati indipendentemente dall'indicatore di redditività utilizzato e dall'orizzonte temporale considerato; la traduzione economica dell'effetto rimane coerente: $\sim +0,9$ p.p. di margine per $+5$ p.p. di quota IA. Le variabili di controllo si comportano in modo coerente con la teoria e con l'evidenza empirica su imprese comparabili. Il logaritmo dei ricavi ($\ln$ ricavi totali) è associato a una lieve compressione dei margini nelle aziende più grandi (effetti di scala non sempre trasferibili in redditività operativa); l'intensità di *R&D* (*R&D*/ricavi totali) ha un coefficiente negativo, riflettendo l'onerosità immediata degli investimenti in innovazione a fronte di benefici generalmente differiti; l'incidenza delle spese *SG&A* (*SG&A*/ricavi totali) risulta negativa e significativa, segnalando che strutture commerciali e amministrative più onerose tendono a erodere la profittabilità corrente. Il fatto che l'effetto IA emerga al netto di questi fattori conferma che la *AI revenue share* cattura un contributo addizionale ai margini, e non un semplice riflesso di dimensione o struttura dei costi. La diagnostica econometrica è complessivamente favorevole. I *Variance Inflation Factor* (VIF) sono bassi ($\approx 1,1-1,3$), escludendo problemi di multicollinearità tra i regressori. Il test di *Breusch-Pagan* segnala eteroschedasticità in alcune specifiche (più marcata per $k = 0/1$, attenuata per $k = 2$), ragione per cui la lettura dei *p-value* va effettuata con prudenza statistica; ciò non muta il quadro sostanziale di segni e magnitudini. Coerentemente, l'analisi di outlier mostra che l'esclusione di poche osservazioni anomale (campione da $N = 150$ a $N = 146$) non altera la sostanza dei risultati: il coefficiente della variabile IA resta positivo e significativo (circa $0,164$ sull'*OM* "ripulito") e l' R^2 migliora (da $\sim 42\%$ a $\sim 46\%$), a conferma che la relazione non è trainata da casi estremi. Nel complesso, la convergenza tra *OM* ed *EBITDA*, la stabilità dei coefficienti ai diversi lag, la coerenza dei controlli e i riscontri diagnostici restituiscono un quadro

di robustezza convincente: l'orientamento all'IA risulta sistematicamente associato a margini più elevati.

5.2 Interpretazione economica dei risultati

Il risultato empirico evidenziato nel paragrafo precedente, un effetto positivo e crescente della quota di IA sui margini operativi nel tempo, trova spiegazione in diversi meccanismi economici interconnessi. In primo luogo, l'adozione dell'IA può accrescere il *pricing power* dell'impresa e migliorare il valore dell'offerta. Gli strumenti di intelligenza artificiale permettono di analizzare grandi moli di dati su preferenze e comportamenti dei clienti, consentendo strategie di prezzo più sofisticate e personalizzate. Ad esempio, algoritmi di *dynamic pricing* possono ottimizzare i prezzi in tempo reale in base alla domanda e alla concorrenza, massimizzando i ricavi unitari per prodotto/servizio. Studi recenti mostrano che un uso efficace di prezzi dinamici basati sull'IA può incrementare sensibilmente la redditività, con miglioramenti stimati sul margine lordo dal 5% fino a oltre il 10%, senza penalizzare i volumi di vendita (BCG, 2024). Allo stesso modo, grazie all'IA, le imprese possono sviluppare offerte a più alto valore aggiunto (ad esempio prodotti innovativi o soluzioni personalizzate), differenziandosi dalla concorrenza. La letteratura indica che le aziende investitrici in IA tendono a registrare una crescita superiore delle vendite e del valore di mercato proprio tramite una maggiore innovazione di prodotto (Babina, Fedyk, He & Hodson, 2024). Prodotti e servizi arricchiti dall'IA, si pensi a funzionalità intelligenti o a livelli di servizio migliorati, permettono di praticare prezzi più alti o conquistare segmenti premium del mercato, ampliando i margini operativi grazie a ricavi unitari più elevati. In secondo luogo, l'IA genera efficienze nei processi aziendali, con impatti significativi soprattutto in ambiti come il marketing, la gestione della catena del valore e il servizio clienti. Le capacità di apprendimento dei dati e di autonomia operativa dei sistemi di IA, come discusso nel Capitolo 2, consentono di automatizzare o ottimizzare molte attività prima svolte manualmente, migliorandone velocità e accuratezza. Nel marketing, ad esempio, algoritmi di *machine learning* possono segmentare la clientela e personalizzare le campagne promozionali con maggiore precisione, incrementando il tasso di conversione e riducendo gli sprechi di budget pubblicitario. Nella gestione della *supply chain*, modelli predittivi alimentati da IA

migliorano le previsioni di domanda e la gestione delle scorte, evitando eccessi di magazzino o rotture di *stock* e abbattendo i costi logistici. Analogamente, nel servizio clienti l'uso di *chatbot* e assistenti virtuali intelligenti permette di gestire in modo autonomo un gran numero di richieste, 24 ore su 24, riducendo i tempi di risposta e liberando risorse umane per problemi più complessi, il che si traduce in costi operativi minori a parità di livello di servizio. Nel complesso, molteplici studi evidenziano come l'adozione dell'IA consenta di ottimizzare l'allocazione delle risorse e aumentare l'efficienza operativa dell'impresa (Li & Jin, 2024). Tali guadagni di efficienza si riflettono direttamente in una maggiore redditività operativa, poiché diminuiscono i costi relativi a ogni unità di ricavo. In altri termini, l'IA tende a migliorare il rapporto costi/ricavi attraverso processi più snelli, decisioni *data-driven* più accurate e una riduzione degli errori e dei tempi morti. Emblematico è il fatto che, malgrado gli investimenti iniziali rilevanti, le aziende che integrano con successo l'IA registrano spesso un aumento marcato della produttività interna e della profittabilità (Estes, 2025). L'IA, grazie alla sua capacità adattiva, rafforza inoltre questi benefici nel tempo: man mano che i sistemi “imparano” dai dati accumulati, le loro raccomandazioni e decisioni diventano più efficaci, portando ulteriori incrementi di efficienza nei vari reparti aziendali (marketing più mirato, logistica just-in-time, assistenza cliente proattiva, ecc.). In terzo luogo, va considerato un meccanismo temporale: i ritardi di adozione e maturazione organizzativa fanno sì che l'impatto dell'IA sui margini operativi non sia immediato, ma cresca progressivamente con il passare del tempo. Il fatto che nella nostra analisi l'effetto positivo della quota di IA risulti più accentuato negli anni successivi suggerisce che esiste una curva di apprendimento e di implementazione. In fase iniziale, l'introduzione dell'IA può richiedere investimenti complementari significativi, ad esempio formazione del personale, riorganizzazione dei processi aziendali, sviluppo di infrastrutture digitali e integrazione dei sistemi informativi, che inizialmente gravano sui costi o richiedono tempo prima di produrre risultati tangibili. Inoltre, come sottolineato in letteratura, l'IA essendo una tecnologia pervasiva necessita di essere affiancata da cambiamenti organizzativi e capitale intangibile (nuove competenze, modelli di business adattati, fiducia nei dati) per sprigionare tutto il suo potenziale (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2018). Nelle prime fasi dopo l'adozione, i benefici possono quindi apparire limitati o difficili da misurare, un fenomeno in linea con il cosiddetto “paradosso della produttività”

delle nuove tecnologie. Solo dopo un certo lag temporale, quando l'impresa ha incorporato tali complementarità e l'IA è pienamente integrata nelle routine decisionali, i benefici si manifestano in modo marcato, traducendosi in un aumento significativo delle performance operative. Questo *pattern* è stato descritto come una curva a J: inizialmente piatta (o con miglioramenti modesti), seguita da una crescita accelerata dei risultati una volta superata una soglia critica di adozione e apprendimento (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2018). Ad esempio, uno studio su nuove imprese ha rilevato che oltre una certa intensità di utilizzo dell'IA (circa il 25% delle soluzioni disponibili adottate) la crescita dei ricavi annuali passa da zero a valori elevati (fino al +24% annuo), segno di un “punto di svolta” oltre il quale l'IA inizia a ripagare ampiamente gli investimenti (Eastwood, 2023). Allo stesso modo, a livello macro è stato stimato che gli effetti dell'IA sulla produttività aggregata sono ancora contenuti ma in rapido aumento (Brynjolfsson, Rock & Syverson, 2018), coerentemente con l'idea che gli impatti economici delle innovazioni digitali maturino con ritardo. Dunque, l'andamento temporale emerso dai nostri dati, un impatto via via più forte negli anni, risulta compatibile sia con le evidenze teoriche, sia con l'esperienza empirica di molte trasformazioni digitali: i benefici cumulativi dell'IA si concretizzano pienamente solo dopo che l'organizzazione ha assorbito la tecnologia e ne ha fatto un uso diffuso ed efficace. In sintesi, l'intelligenza artificiale può migliorare la redditività operativa delle imprese attraverso una combinazione di maggiore capacità di generare ricavi unitari (prezzi ottimizzati, prodotti a maggior valore) e minori costi operativi per unità di output (processi più efficienti). La natura adattiva e l'autonomia dei sistemi IA, richiamate nel Capitolo 2, fanno sì che tali miglioramenti possano sia ampliare il vantaggio competitivo sul lato del mercato (maggior valore percepito dai clienti, possibilità di acquisire quote di mercato con offerte innovative), sia potenziare l'efficienza interna (uso ottimale di risorse e tempi). Il riscontro empirico di un effetto positivo e crescente nel tempo conferma dunque le aspettative della letteratura e delle dinamiche note della trasformazione digitale: l'IA, se opportunamente integrata nei modelli di business, è in grado di compensare abbondantemente i costi iniziali e di generare benefici economici duraturi, traducendosi col tempo in un significativo aumento dei profitti operativi. Questo allineamento tra i nostri risultati e le teorie esistenti rafforza la validità dell'interpretazione che l'adozione dell'IA rappresenti non soltanto un

investimento tecnologico, ma un vero motore di crescita e di creazione di valore per le imprese nel lungo periodo.

5.3 Limiti e minacce all'identificazione

Pur offrendo evidenze robuste sull'associazione positiva tra l'adozione di soluzioni di intelligenza artificiale e la redditività operativa, il presente studio presenta alcuni limiti e potenziali minacce all'identificazione che meritano discussione. In primo luogo, i risultati sono limitati dal perimetro settoriale del campione esaminato. L'analisi si focalizza esclusivamente su grandi imprese multinazionali del settore Tech/ICT, contesto caratterizzato da un'elevata propensione all'innovazione digitale e da dinamiche economiche peculiari, per cui le conclusioni potrebbero non estendersi automaticamente ad altri comparti. In settori non tecnologici o in aziende di minori dimensioni, l'implementazione dell'IA potrebbe seguire logiche diverse e generare impatti eterogenei sui margini operativi. Di conseguenza, i risultati ottenuti delineano un quadro specifico per le imprese tech digitalmente avanzate, e andrebbero interpretati con cautela quando si considera la validità esterna: ulteriori studi su campioni più ampi e diversificati saranno utili per verificare se il legame osservato tra intensità di IA e performance si ritrovi con analoga forza anche in contesti differenti. Un secondo ordine di criticità riguarda la natura della variabile utilizzata per misurare l'intensità di IA, ovvero la quota di ricavi attribuibili a soluzioni di intelligenza artificiale. Questa metrica, basata su dati di disclosure aziendale, potrebbe sottostimare la reale pervasività dell'IA nelle attività d'impresa. In pratica, molte aziende integrano funzionalità di AI nei propri prodotti e processi in modo *embedded*, senza però riportarne separatamente i ricavi derivanti; inoltre, le informazioni divulgate pubblicamente possono essere parziali o disomogenee tra società, sia per ragioni strategiche sia per difficoltà nel definire esattamente cosa rientri nei "ricavi da AI". Ne consegue un potenziale *bias* di misurazione: la quota IA rilevata potrebbe non cogliere appieno l'effettivo contributo dell'IA al business, dando un'immagine attenuata dell'intensità digitale. Questo limita la precisione delle stime e suggerisce prudenza nel valutarne la magnitudine. In altri termini, l'effetto positivo stimato potrebbe persino rappresentare una stima conservativa, qualora parte dei benefici economici dell'IA non sia contabilizzata nella variabile indipendente utilizzata. Tale considerazione evidenzia

l'importanza di sviluppare in futuro *proxy* più completi e granulari per l'adozione dell'IA, in modo da migliorare la qualità della misurazione ed evitare sottostime del fenomeno. Dal punto di vista metodologico, va poi riconosciuto che il disegno empirico è di natura osservazionale, il che pone limiti intrinseci alla possibilità di inferire relazioni causali certe. Pur avendo impiegato un modello panel con controlli economici e ritardi temporali (lag) per esaminare l'evoluzione dell'effetto, non è possibile escludere completamente fenomeni di simultaneità o di causalità inversa tra utilizzo di IA e performance aziendali. Ad esempio, è plausibile che imprese già più profittevoli o dotate di maggiori risorse finanziarie investano di più in tecnologie di IA (anziché essere esclusivamente l'IA a generare margini più alti), il che complicherebbe l'interpretazione della direzionalità del nesso. Allo stesso modo, fattori non osservati, come la qualità del management, la cultura organizzativa orientata all'innovazione o altri *asset* intangibili, potrebbero influenzare congiuntamente sia l'adozione di soluzioni IA sia la redditività operativa, creando un potenziale *bias* da omissione. Queste minacce all'identificazione indicano che i risultati vanno letti come evidenze di un forte legame associativo, ma non come prova incontrovertibile di un rapporto di causa-effetto. In altre parole, sebbene l'orientamento all'IA si mostri sistematicamente correlato a margini più elevati (anche tenendo conto di variabili di controllo e analisi di robustezza), la natura non sperimentale dei dati impone cautela nel dedurre che l'IA sia di per sé la causa diretta di tali performance superiori. Ulteriori analisi con approcci identificativi più stringenti sarebbero necessarie per accertare la direzionalità e l'effettiva causalità del fenomeno osservato. Sul piano statistico, occorre inoltre considerare alcune questioni emerse dalle analisi econometriche. I test diagnostici (es. *Breusch-Pagan*) hanno rilevato la presenza di eteroschedasticità in alcune specifiche, cioè una varianza non costante degli errori attraverso le osservazioni. Ciò nonostante, la presenza di eteroschedasticità implica che la lettura dei *p-value* debba avvenire con prudenza: pur non alterando i segni né l'ordine di grandezza degli effetti stimati, essa potrebbe influire sulla precisione con cui si valutano le significatività statistiche, specialmente nelle specifiche in cui il fenomeno è più marcato. In parallelo, un'analisi di sensibilità sugli *outlier* ha confermato che i risultati principali non dipendono in modo critico da poche osservazioni anomale. L'esclusione dal campione di alcuni casi con valori estremi (ad esempio imprese con quota di ricavi IA eccezionalmente alta o margini insoliti) non ha infatti modificato in modo sostanziale i

coefficienti stimati né la loro significatività. Al contrario, si è osservato un lieve aumento del R^2 a seguito della rimozione di questi *outlier*, a conferma che la relazione positiva riscontrata tra intensità di IA e margini operativi non è trainata da punti dati atipici, ma rappresenta una tendenza generale nel dataset analizzato. Questo rafforza la robustezza delle evidenze ottenute, pur senza eliminare la necessità di interpretare i risultati con la dovuta cautela statistica. In conclusione, il riconoscimento di questi limiti non sminuisce la rilevanza del contributo empirico emerso, ma fornisce indicazioni importanti per orientare future ricerche. Sarebbe opportuno affinare le misure di intensità dell'IA adottate, magari integrando diverse fonti informative o sviluppando indicatori più granulari, così da cogliere meglio la diffusione “nascosta” dell'IA nei processi aziendali ed evitare possibili sottostime dovute a disclosure parziali. Infine, l'ampliamento dell'orizzonte di analisi oltre il settore Tech/ICT, includendo settori tradizionali o emergenti, permetterebbe di testare la validità esterna dei risultati e di verificare se l'impatto osservato dell'IA sui margini operativi si riproduca in contesti diversi o presenti variazioni in specifici settori. Implementando queste strategie di ricerca, sarà possibile attenuare le attuali limitazioni e consolidare ulteriormente la comprensione del ruolo che l'intelligenza artificiale svolge nel determinare la performance economica delle imprese.

5.4 Implicazioni manageriali e conclusioni

La ricerca svolta consente di affermare, con coerenza rispetto all'impianto empirico presentato nei paragrafi precedenti, che una maggiore intensità economica dell'intelligenza artificiale si associa a livelli più elevati di redditività operativa, con benefici che non solo emergono ma si consolidano lungo l'orizzonte temporale; questo esito, letto alla luce del quadro teorico di riferimento, rafforza l'idea che l'IA non sia un mero fattore tecnico bensì una risorsa strategica intangibile la cui efficacia dipende dall'interazione tra tecnologia, qualità e governance del dato, competenze organizzative e routine decisionali, e al contempo una tecnologia a uso generale capace di generare complementarità e apprendimento cumulativo che si traducono in efficienze, innovazioni e, in ultima analisi, margini più elevati. Sul piano teorico, il contributo si colloca in dialogo con la *resource-based view*, evidenziando come la combinazione di *asset* IA-specifici e capacità dinamiche tenda a produrre vantaggi difficilmente imitabili, e con il

filone sulle *general purpose technologies*, poiché la pervasività e il miglioramento continuo dell'IA spiegano la progressiva amplificazione degli effetti economici man mano che l'integrazione si approfondisce e si diffonde nei processi; in questa prospettiva, il risultato non fotografa soltanto un differenziale di efficienza di breve periodo, ma suggerisce un percorso evolutivo in cui la messa a terra dell'IA riorienta architetture organizzative, modelli operativi e proposizioni di valore, con riflessi misurabili nei conti economici. Da ciò discendono implicazioni gestionali chiare: occorre innanzitutto misurare con sistematicità l'apporto dell'IA ai risultati, integrando nei cruscotti direzionali indicatori economici (come la quota di ricavi o di margine attribuibile all'IA) che guidino la *capital allocation* e l'*accountability* dei progetti; è poi decisivo concentrare il portafoglio di iniziative sugli ambiti a massima leva sui margini, politiche di prezzo, personalizzazione dell'offerta, pianificazione e orchestrazione della *supply chain*, *operations* a contatto con il cliente, evitando dispersioni e privilegiando casi d'uso con catena del valore tracciabile dall'adozione al risultato economico; parallelamente, vanno costruite le complementarità abilitanti in termini di qualità e integrazione dei dati, piattaforme e modelli, competenze tecniche e di business, meccanismi di *change management* e di controllo interno, perché senza tali fondamenta i benefici tendono a rimanere confinati a sperimentazioni locali e non scalano; infine, la gestione deve adottare un orizzonte temporale coerente con la natura cumulativa dell'IA, rendendo esplicita la curva di apprendimento e governando l'esecuzione con traguardi intermedi, verifiche periodiche di impatto e riallocazione disciplinata delle risorse dai filoni a bassa resa verso quelli che dimostrano ritorni robusti, includendo considerazioni di rischio operativo, sicurezza, conformità e uso responsabile dell'IA come condizioni necessarie alla sostenibilità del valore generato. La portata di queste conclusioni va letta entro i confini già delineati nelle sezioni metodologiche e di robustezza: l'evidenza è associativa e la metrica di intensità, pur informativa, coglie prevalentemente il contributo esplicito dell'IA, mentre parti dell'adozione "*embedded*" potrebbero sfuggire alle misurazioni; proprio per questo si aprono piste di ricerca che appaiono naturali e feconde, dallo studio di esiti di mercato e di finanziamento, rendimento azionario e costo del debito, all'impiego di *proxy* più ricche dell'adozione (brevetti e output innovativi, indicatori di maturità dei processi, misure di penetrazione funzionale), dall'estensione oltre il perimetro ICT per valutare la generalizzabilità dei risultati all'adozione di disegni

identificativi più stringenti in grado di rafforzare l'inferenza causale. In conclusione, alla domanda posta da questa tesi si può rispondere in modo positivo, solido e coerente: l'IA contribuisce alla redditività quando è governata come leva strategica e non come semplice investimento tecnologico, e il suo potenziale si manifesta pienamente laddove l'impresa misura ciò che conta, focalizza le energie dove l'impatto economico è massimo, abilita le complementarità che trasformano i piloti in valore scalabile e scala con rigore ciò che funziona dismettendo con tempestività ciò che non crea ritorni; in questa traiettoria, l'IA cessa di essere promessa e si afferma come politica industriale interna dell'impresa, capace di sostenere nel tempo margini più elevati e più resilienti, offrendo al contempo alla comunità scientifica un terreno fertile per affinare teorie e metodi sul nesso tra innovazione digitale e performance e fornendo ai decisori un riferimento concreto per tradurre l'adozione tecnologica in creazione di valore economico durevole.

Bibliografia

- AI100 – One Hundred Year Study on Artificial Intelligence. (2016). Appendix I: A short history of AI. Stanford University
- AI100 – One Hundred Year Study on Artificial Intelligence. (2021). Gathering Strength, Gathering Storms: The One Hundred Year Study on Artificial Intelligence (AI100) 2021 Study Panel Report. Stanford University
- American Psychological Association. (s.d.). Intelligence. APA Dictionary of Psychology
- Azagury, J., & Moore, M. (2024). Competitive Advantage in the Age of AI. California Management Review – Insights.
- Ayinaddis, S. G. (2025). Artificial intelligence adoption dynamics and knowledge in SMEs and large firms: A systematic review and bibliometric analysis. Journal of Innovation & Knowledge
- Babina, T., Fedyk, A., He, A. X., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. Journal of Financial Economics
- Babina, T., & Fedyk, A. (2025). The effects of AI on firms and workers. Brookings

- Barnett, E. (2025). Moving from reactive to predictive: How IoT-enabled maintenance drives efficiency and cost savings. IIoT World.
- Boston Consulting Group (BCG). (2024). Where's the Value in AI? BCG
- Boston Consulting Group. (2024). AI adoption in 2024: 74% of companies struggle to achieve and scale value [Press release]. Boston Consulting Group.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2018). The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies
- Callersten, J. A., Bak, S., Xu, R., Kalthof, R., & Bradley, S. (2024). Overcoming Retail Complexity with AI-Powered Pricing. Boston Consulting Group
- Czarnitzki, D., Fernández, G. P., & Rammer, C. (2022). Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity. ZEW
- DataCamp. (2024). AI in retail: Transforming efficiency, personalization, and customer experience. DataCamp Blog.
- Deloitte. (s.d.). How artificial intelligence is transforming the financial services industry. Deloitte.
- Deloitte Insights. (2024). The future of conversational AI. Deloitte Insights.
- Dinlersoz, E., & Goldschlag, N. (2024). Is AI use increasing among small businesses? U.S. Census Bureau — Research Matters.
- Eastwood, B. (2024). The who, what, and where of AI adoption in America. MIT Sloan – Ideas Made to Matter
- Eastwood, B. (2023). Artificial intelligence pays off when businesses go all in. MIT Sloan – Ideas Made to Matter
- Edwards, K. (n.d.). Dynamic pricing strategy – Tips & examples + pros & cons. Pricefx Learning Center.
- EIT Health & McKinsey & Company. (2020). Transforming healthcare with AI: The impact on the workforce and organizations. EIT Health & McKinsey & Company.
- Estes, P. (2025). From Layoffs to Profits: AI Operational Efficiency's Impact
- Eurostat. (2025, 18 agosto). Use of artificial intelligence in enterprises. Statistics Explained
- Forbes Councils. (2025). Supply chain optimization through AI. Forbes Councils.
- G2 (Joshi, S.). (2025, 28 maggio). Global AI adoption statistics: A review from 2017 to 2025. G2 Learning Hub

- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. California Management Review
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). Competing in the Age of AI. Harvard Business Review
- IBM (2024.). Artificial intelligence in manufacturing. IBM
- IBM (2023). What is artificial superintelligence (ASI)? IBM Think
- IBM (2024). What is artificial general intelligence (AGI)? IBM Think
- InfoCert – Futuro Digitale. (2025). Artificial Intelligence Act: definizione di sistema IA
- Li, J., & Jin, X. (2024). The Impact of Artificial Intelligence Adoption Intensity on Corporate Sustainability Performance: The Moderated Mediation Effect of Organizational Change. Sustainability
- Lucido, T. (2025). 6 hard truths behind MIT’s finding that 95% of AI pilots fail. CloudFactory Blog.
- McKinsey & Company. (2017). Building the AI bank of the future. McKinsey & Company.
- McKinsey & Company. (2023). The state of AI in 2023: Generative AI’s breakout year. McKinsey & Company.
- MIT Sloan – Ideas Made to Matter (Burnham, K.). (2025). The ‘productivity paradox’ of AI adoption in manufacturing firms. MIT Sloan School of Management
- MIT Sloan Management Review (Wingate, R., Burns, T., & Barney, J.). (2025). Why AI Will Not Provide Sustainable Competitive Advantage. MIT SMR.
- Mucci, T. (2024, 21 ottobre). The history of AI. IBM Think
- National Association of Manufacturers (NAM). (s.d.). Artificial intelligence (AI). NAM.
- NicFab (Nicola Fabiano). (s.d.). Artificial Intelligence: Definition. NicFab Notes
- OECD. (2025, giugno). Emerging divides in the transition to artificial intelligence. OECD Publishing.
- Oxford English Dictionary. (s.d.). artificial, adj. & n. OED Online
- Rutigliano, S. (2024). Big Data ... alla luce delle nuove tecnologie di machine learning. Profili di impiegabilità dell’Intelligenza Artificiale... (Serie AS-SMA-04). Centro Alti Studi per la Difesa / IRAD – Ministero della Difesa
- Stanford HAI. (2023). AI Index Report 2023: The economy. Institute for Human-Centered AI, Stanford University.
- Stanford HAI. (2025). The 2025 AI Index Report. Stanford University – Institute for Human-Centered AI, Stanford University

- The Alan Turing Institute. (s.d.). Neuro-symbolic AI. The Alan Turing Institute
- Thomson Reuters. (2025). The AI Adoption Reality Check: Firms with AI Strategies are Twice as Likely to See AI-driven Revenue Growth; Those Without Risk Falling Behind
- UNLEASH. (2024). SHRM: Talent acquisition top area for AI deployment by HR departments. UNLEASH.
- ValgrAI. (2025, 4 giugno). Agentic AI and Multiagentic: Are We Reinventing the Wheel? ValgrAI
- World Economic Forum. (2024; agg. 2025). AI is transforming the factory floor — Here's how. World Economic Forum.
- World Economic Forum. (2024). AI diagnostics and health outcomes. World Economic Forum.
- Xiong, H., Wang, Z., Li, X., Bian, J., Xie, Z., Mumtaz, S., Al-Dulaimi, A., & Barnes, L. E. (2024). Converging paradigms: The synergy of symbolic and connectionist AI in LLM-empowered autonomous agents. arXiv