LUISS

Corso di laurea in Strategic Management

Cattedra Analisi Finanziaria

Dalla percezione all'efficienza: l'impatto dell'intelligenza artificiale sui processi contabili e reddituali nelle PMI italiane

Prof.ssa Barbara Sveva Magnanell

RELATORE

Prof. Francesco Legrottaglie

CORRELATORE

Giuseppe Puzone Matr. 779921

CANDIDATO

Anno Accademico 2024/2025

Abstract

Questo lavoro esplora come la percezione dell'intelligenza artificiale nelle PMI italiane si traduca in adozione e in risultati tangibili, con particolare attenzione ai processi amministrativo-gestionali. L'indagine combina un'analisi quantitativa, basata su questionario e modelli di regressione con effetti di interazione, e un'analisi qualitativa su sei casi che coprono soluzioni conversazionali e documentali, Industrial IoT & AI e data & analytics (QuestIT, Zerynth, FERVI S.p.A., Euris IT, Iconsulting, Puzone Srl). I risultati mostrano che una percezione favorevole dell'IA si associa a maggiori intenzioni d'uso e a primi benefici operativi, soprattutto dove esistono competenze digitali almeno intermedie e un'integrazione sobria con i sistemi aziendali. Nei casi osservati migliorano i tempi di ciclo, la coerenza dei dati e si riducono le rilavorazioni; in ambito manifatturiero si registrano minori fermi e maggiore visibilità dei consumi. L'impatto economico-finanziario richiede orizzonti temporali più lunghi per consolidarsi, ma la traiettoria è chiara: quando qualità dei dati, competenze e governance procedono insieme, l'IA esce dalla sperimentazione e diventa leva di processo. La tesi offre così una lettura integrata del percorso percezione → adozione → impatto e propone indicazioni operative per trasformare un atteggiamento positivo in risultati misurabili, puntando su casi d'uso ad alta frequenza e bassa complessità, upskilling mirato e supporto dell'ecosistema

Indice

ABSTRACT 1

Introduzione..... 4

CAPITOLO 1 – REVISIONE DELLA LETTERATURA 5

1.1 Premessa metodologica: approccio PRISMA e criteri di selezione 7

1.2 Digitalizzazione e ruolo dell'AI nelle PMI 8

1.3 Opportunità e benefici dell'intelligenza artificiale..... 9

1.4 Le principali barriere all'implementazione dell'AI nelle PMI..... 10

1.5 Il contesto italiano: ostacoli e traiettorie evolutive..... 11

1.6 Approccio metodologico adottato 12

CAPITOLO 2 – L'ADOZIONE DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NELLE PMI ITALIANE..... 14

2.1 Il contesto digitale delle PMI: un ecosistema frammentato 14

2.2 La diffusione dell'AI per settore e dimensione 16

2.3 Gli effetti dell'adozione dell'AI: produttività, efficienza e vantaggio competitivo. 17

2.4 Le principali barriere all'adozione dell'intelligenza artificiale nelle PMI 19

2.5 Politiche pubbliche, ecosistemi e leve abilitanti per l'IA nelle PMI 22

CAPITOLO 3 – METODOLOGIA DELLA RICERCA 23

3.1 La ricerca empirica 23

3.2 Domanda di ricerca e obiettivi 26

3.3 Operazionalizzazione delle variabili e costruzione degli indici 29

3.4 Campionamento e procedura di raccolta dati 31

3.5 Analisi qualitativa: disegno, raccolta e preparazione dei dati 32

CAPITOLO 4 – RISULTATI 34

4.1 Risultati dell'analisi quantitativa- Verifica delle ipotesi 34

4.2 Discussione dei risultati e implicazioni dell'analisi quantitativa 38

4.3 Implicazioni manageriali 39

4.4 Risultati dell'analisi qualitativa 40

4.5 Limitazioni e direzioni per la ricerca futura 43

4.6 Conclusioni 44

Bibliografia e sitografia 46

Appendice 48

Introduzione

Negli ultimi anni l'intelligenza artificiale è passata dal lessico dell'innovazione alla pratica quotidiana delle imprese. Nelle PMI italiane, però, il ritmo di adozione resta disomogeneo: convivono realtà che sperimentano strumenti generativi e analitici nei processi amministrativi e produttivi, e realtà che faticano a fare il primo passo. Da qui nasce la domanda che guida questo lavoro: in che modo la percezione dell'IA da parte dei decisori di PMI si traduce in adozione e in risultati concreti, e quali condizioni rendono questo passaggio più probabile e più rapido?

Per rispondere, la tesi adotta un approccio misto. La parte quantitativa misura l'associazione tra percezioni, intenzioni d'uso e primi esiti organizzativi, includendo il ruolo di fattori abilitanti come le competenze digitali. La parte qualitativa scende nel "come", ricostruendo prassi, ostacoli e soluzioni in sei casi rappresentativi lungo la filiera dell'IA per PMI. L'idea è semplice: unire l'ampiezza del dato statistico alla profondità del racconto organizzativo, così da illuminare sia le relazioni generali sia i meccanismi pratici che permettono all'IA di creare valore.

La struttura del lavoro riflette questo percorso. Il Capitolo 1 svolge la revisione della letteratura e contestualizza il tema nel caso italiano; Il Capitolo 2 approfondisce l'adozione dell'AI nelle PMI italiane, tra diffusione, barriere ed ecosistemi abilitanti; Il Capitolo 3 illustra disegno, strumenti e ipotesi; Il Capitolo 4 presenta risultati quantitativi e qualitativi, la discussione integrata, le implicazioni manageriali e le conclusioni. Quindi, la discussione integrata e le implicazioni manageriali, fino alle conclusioni, che tirano le fila del percorso e restituiscono al lettore una bussola pratica. L'obiettivo è offrire un contributo chiaro e utilizzabile: capire quando e perché l'IA funziona davvero nelle PMI e come trasformare una buona percezione in adozioni stabili e in miglioramenti misurabili nei processi che contano.

CAPITOLO 1 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

Origine ed evoluzione dell'intelligenza artificiale

L'intelligenza Artificiale (IA) è un campo di studi che si propone di sviluppare sistemi informatici capace di eseguire compiti tipicamente associati all'intelligenza umana, quali apprendimento, ragionamento, riconoscimento di pattern, decisione e previsione. La sua origine è convenzionalmente fatta risalire al 1956, con la conferenza di Dartmouth, in cui il matematico John McCarthy coniò per la prima volta il termine "*Artificial Intelligence"*[1]. Da allora, l'evoluzione dell'AI ha attraversato fasi alterne di entusiasmo e stagnazione, note rispettivamente come "estati" e "inverni"[2] dell'intelligenza artificiale. Il primo grande entusiasmo si sviluppò negli anni Sessanta e Settanta, alimentato dalla convinzione che fosse possibile replicare l'intelligenza artificiale umana tramite regole logiche e linguaggi formali. Tuttavia, i limiti computazionali e la scarsa disponibilità di dati portarono al primo "inverno dell'AI" negli anni Ottanta. Una seconda fase di stagnazione si verificò negli anni Novanta, quando le aspettative non furono soddisfatte dai risultati pratici. Solo a partire dal 2010, con la crescita esponenziale dei big data, l'aumento della potenza di calcolo e lo sviluppo del machine learning, l'AI ha conosciuto una nuova e duratura "estate" tecnologica, che perdura tuttora.

Nella classifica attuale, si distinguono tre tipologie principali di AI:

1. **AI ristretta (ANI[3], Artificial Narrow Intelligence)**: è l'unica forma oggi concretamente utilizzata. Consiste in sistemi in grado di svolgere compiti specifici

---

[1] "Sulla genesi del termine e il progetto di Dartmouth: McCarthy J., Minsky M., Rochester N., Shannon C. (1955/2006), "A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence", AI Magazine, 27(4). https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.it

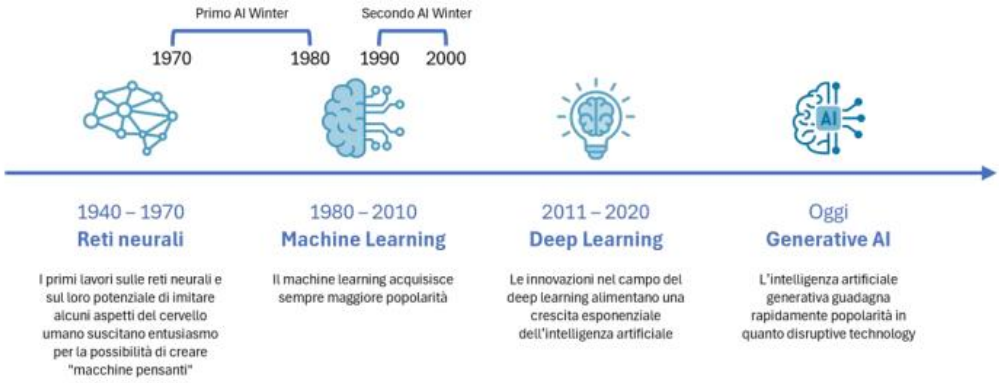
[2] Per "estati" e "inverni" dell'IA si intendono cicli storici di aspettative elevate seguite da fasi di riduzione dei finanziamenti e della ricerca applicata

[3] https://doi.org/10.1007/s11301-024-00405-4

(es. riconoscimento vocale, traduzione automatica, analisi predittive) senza comprendere il contesto o adattarsi ad altri ambiti. È l'ambito su cui ci si concentra questa tesi, in quanto applicabile all'analisi dei dati contabili e gestionali nelle PMI.

2. **AI generale (AGI, Artificial General Intelligence)**: rappresenta un'ipotesi teorica ancora lontana dalla realizzazione. L'AGI sarebbe in grado di eseguire qualunque attività intellettuale umana, con capacità di ragionamento e apprendimento trasversali.
3. **AI superintelligente[4] (ASI, Artificial Super Intelligence)**: è un concetto speculativo che prevede il superamento dell'intelligenza umana da parte delle macchine. Oltre a porre enormi sfide etiche, resta oggi una frontiera teorica della ricerca.

Questa evoluzione storica e concettuale ha avuto un impatto crescente anche in ambito aziendale. Questa tesi si inserisce all'interno di tale trasformazione, proponendosi di analizzare come le PMI italiane stiano adottando l'AI nei processi contabili e gestionali e in che misura questa adozione influenzi le performance aziendali.



[4] "Concetto speculativo che ipotizza capacità cognitive superiori a quelle umane"

In particolare, si osserva come il machine learning abbia costruito il ponte teorico e applicativo tra le fasi iniziali e lo sviluppo del deep learning, il quale ha consentito il salto di qualità che ha portato all'attuale diffusione dell'intelligenza artificiale generativa (ChatGBT, Bard, Copilot[5]). L'alternanza tra progressi e crisi riflette la complessità tecnologica e sociale dell'AI, che continua oggi a essere una tecnologia ad alto potenziale ma anche ad alta incertezza.

1.1 Premessa metodologica: approccio PRISMA e criteri di selezione

La presente revisione della letteratura intende fornire un'analisi sistemica e aggiornata sull'adozione dell'intelligenza Artificiale (IA) nelle Piccole e Medie Imprese (PMI), con particolare attenzione al contesto italiano ed europeo. La metodologia adottata si fonda sul protocollo PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), che garantisce trasparenza, replicabilità e rigore nella selezione e sintesi delle fonti. La ricerca è stata condotta su database accademici (Scopus, Google Scholar) e fonti istituzionali (ISTAT, Osservatori, policy paper[6] UE[7]) utilizzando combinazioni di parole chiave quali "*Artificial Intelligence", "SMEs", "Adoption", "Barriers", "performance*"). Sono stati inclusi i contributi pubblicati tra il 2018 e il 2024, in lingua italiana ed inglese, sottoposti a peer- review o pubblicati da enti autorevoli. Il processo di selezione è stato così condotto: In fase di identificazione sono stati raccolti 33 contributi da banche dati accademiche e fonti istituzionali; dopo la rimozione di 14 duplicati sono

[5] IA generativa: modelli che producono testo, immagini o codice a partire da prompt, basati su architetture di rete neurale di grande scala

[6] https://www.emerald.com/cemj/article/31/4/463/46518/Platform-based-support-for-AI-uptake-by-SMEs

[7] Per i dati nazionali si fa riferimento a ISTAT, Imprese e ICT. L'uso dell'intelligenza artificiale nelle imprese, Statistiche sperimentali, 2024

rimasti 19 record. Allo screening di titoli e abstract sono stati esclusi 9 contributi non pertinenti, lasciando 10 articoli valutati in full text per l'idoneità; di questi, 4 sono stati esclusi per disallineamento tematico o carenze metodologiche. La revisione finale include 6 studi, selezionati per qualità, rilevanza e copertura del contesto italiano ed europeo.

1.2 Digitalizzazione e ruolo dell'AI nelle PMI

Per digitalizzazione nelle PMI non si intende semplicemente l'introduzione di strumenti informatici, ma l'integrazione progressiva di dati, processi e decisioni dentro un'architettura organizzativa orientata al dato. In questo quadro l'intelligenza artificiale, nelle forme oggi effettivamente adottabili dalle imprese, opera come tecnologia abilitante: algoritmi di classificazione e previsione e soluzioni di automazione alleggeriscono attività ripetitive, standardizzano controlli e arricchiscono il patrimonio informativo che alimenta contabilità, controllo di gestione e relazione con i clienti. Il punto non è "aggiungere" un tool, ma far sì che i flussi informativi diventino tracciabili e riusabili a supporto del lavoro quotidiano, così che l'IA possa innestarsi nei processi senza creare isole tecnologiche. Nel contesto italiano la diffusione è in crescita ma rimane selettiva e diseguale: la propensione all'adozione varia in funzione delle risorse organizzative e della maturità digitale. Questa eterogeneità non è solo un fatto tecnologico, ma riflette differenze di progettazione dei processi, qualità dei dati e capacità di governo interno. Proprio per questo, nelle PMI l'IA produce valore quando è introdotta per passi incrementali, con obiettivi chiari e metriche di risultato, e quando trova un terreno organizzativo pronto ad assorbirne gli effetti. Nelle pagine che seguono il focus si sposta dai principi agli esiti: prima si delineano le principali opportunità legate all'uso dell'IA nei processi amministrativo-gestionali (1.3), poi si esaminano le barriere più ricorrenti e le condizioni che ne attenuano l'impatto (1.4), quindi si contestualizzano le specificità italiane (1.5). I capitoli successivi affronteranno, da un lato, la geografia dell'adozione e le politiche abilitanti, dall'altro il disegno empirico con cui la ricerca verifica se e come questi meccanismi si traducano in performance.

1.3 Opportunità e benefici dell'intelligenza artificiale

Nelle piccole e medie imprese l'intelligenza artificiale crea valore quando non resta un esperimento tecnico isolato, ma viene incardinata nei processi con obiettivi chiari e un minimo presidio dei dati. Le rassegne più recenti[8] sulle PMI mostrano che, in queste condizioni, l'adozione si associa a miglioramenti misurabili su produttività, qualità delle decisioni e rapidità di risposta al mercato, soprattutto attraverso applicazioni di classificazione, previsione e automazione che alleggeriscono le attività ripetitive e potenziano l'informazione a supporto di contabilità, controllo e relazione con i clienti. Tali effetti emergono con maggiore regolarità quando i progetti seguono percorsi incrementali e data-driven, evitando "isole" tecnologiche difficili da scalare. Nel contesto italiano, le evidenze ufficiali confermano questa lettura[9]: tra le imprese che utilizzano almeno una tecnologia di IA, oltre un terzo dichiara incrementi di efficienza e circa un quinto segnala miglioramenti diretti di produttività. Questi esiti si osservano con più frequenza laddove le soluzioni sono effettivamente integrate nei flussi esistenti e accompagnate da una gestione attenta della qualità dei dati. Accanto ai guadagni operativi, si registrano benefici che vanno oltre la mera riduzione dei costi: una migliore qualità informativa a supporto del controllo di gestione, la possibilità di introdurre servizi e offerte più mirate e, in alcuni casi, l'apertura a nuove proposizioni di valore. La letteratura italiana sull'innovazione d'impresa[10] sottolinea proprio questo passaggio, ricordando che l'IA genera risultati duraturi quando sostiene un'evoluzione dell'assetto organizzativo e informativo, non soltanto quando automatizza l'esistente. In questa prospettiva, gli impatti più solidi si ottengono nei processi dove esistono volumi e regole

---

[8] Oldemeyer C., Jede R., Teuteberg F., "Investigation of artificial intelligence in SMEs: a systematic review of the state-of-the-art and the main implementation challenges", *Management Review Quarterly*, 2024

[9] ISTAT, *Imprese e ICT. L'uso dell'intelligenza artificiale nelle imprese*, Statistiche sperimentali, 2024

[10] Anselmi G. (a cura di), *Economia e Management – Vol. III* (Open Access), 2023

sufficientemente stabili da consentire una messa a terra graduale e misurabile dei benefici, con metriche "prima/dopo" coerenti con gli obiettivi del progetto.

1.4 Le principali barriere all'implementazione dell'AI nelle PMI

Accanto ai benefici, l'adozione dell'IA nelle PMI incontra un set ricorrente di ostacoli che intrecciano competenze, organizzazione, infrastrutture e cultura aziendale. Il limite più citato riguarda la disponibilità di capitale umano digitale: quando mancano figure ibride in grado di selezionare i casi d'uso, governare i dati e integrare le soluzioni nei processi, i progetti tendono a restare pilota e faticano a scalare in produzione[11]. A questo si sommano frizioni organizzative e culturali — diffidenza verso il cambiamento, timori sostitutivi, bassa fiducia negli output algoritmici — che riducono l'accettazione interna e complicano l'allineamento tra tecnologia e procedure. Sul piano tecnico-organizzativo pesano basi dati frammentate o di qualità insufficiente, scarsa interoperabilità tra sistemi e vincoli di risorse che rendono difficile sostenere cicli di sperimentazione e messa a regime; le rassegne sistematiche sulle PMI convergono nell'indicare lack of knowledge, infrastrutture inadeguate e costi di avvio tra le barriere più ricorrenti, e nel collegare l'efficacia dei progetti a una chiara architettura dei dati e a ruoli di governo dedicati. In parallelo, la letteratura mette in luce la "trappola del talento digitale"[12], che costringe molte piccole imprese a scelte non banali fra sviluppo interno e acquisizione esterna di competenze, suggerendo percorsi misti (upskilling mirato + acquisto selettivo) per evitare dipendenze rigide dai fornitori. Un ulteriore elemento critico è la frammentazione dell'offerta: in assenza di pacchetti di servizi progressivi che combinino assessment, test-before-investment[13], formazione e accompagnamento metodologico, aumentano i rischi

---

[11] Zavodna, L. S., Überwimmer, M., & Frankus, E. (2024), *Barriers to the implementation of artificial intelligence in small and medium-sized enterprises: Pilot study*, University of Economics in Katowice.

[12] *The Digital Talent Trap in the SME Sector: Make-or-Buy Solution Approach* (2023), Mykolo Romerio Universitetas.

[13] prova in ambiente controllato (dimostratori/pilota) per valutarne costi e benefici prima del rilascio su larga scala.

di lock-in e di iniziative episodiche; linee guida sviluppate per le PMI indicano invece che bundle modulari[14], collegati a piattaforme e hub territoriali, riducono i costi di transazione e favoriscono percorsi cumulativi di apprendimento. Le specificità del caso italiano — ostacoli strutturali, differenze territoriali e traiettorie evolutive — sono approfondite nel paragrafo successivo.

1.5 Il contesto italiano: ostacoli e traiettorie evolutive

Nel quadro nazionale, l'adozione dell'IA è in crescita ma resta selettiva e diseguale. Nel 2024 l'8,2% delle imprese con almeno 10 addetti utilizza almeno una tecnologia di IA (era il 5,0% nel 2023); il gradiente dimensionale è marcato: 14,0% tra le imprese con 50–99 addetti e 32,5% tra le grandi. Questo profilo segnala un "effetto soglia"[15] legato alla disponibilità di risorse organizzative, infrastrutturali e competenze interne. Le differenze settoriali sono altrettanto evidenti: i comparti a più alta intensità digitale (ICT, telecomunicazioni, attività professionali e scientifiche) mostrano tassi di adozione superiori, mentre nei settori tradizionali l'IA resta spesso confinata a sperimentazioni puntuali. Ne consegue che approcci "one size fits all[16]" risultano poco efficaci e politiche/percorsi vanno calibrati per settore e stadio di maturità digitale. Sul fronte del capitale umano, le PMI italiane presentano una minore presenza di specialisti ICT e una minore intensità di formazione digitale rispetto alle imprese maggiori, con effetti diretti sulla capacità di selezionare, integrare e scalare soluzioni di IA (p.es. specialisti ICT 11,3% nelle PMI vs 74,5% nelle grandi; formazione informatica 16,9% vs 67,0%). La qualità dell'ecosistema locale incide in modo decisivo. Laddove operano hub dell'innovazione, università e centri di competenza, l'accesso ad audit tecnologici, test-

---

[14] Proposta di pacchetti modulari (assessment, test-before-investment, formazione, accompagnamento) in rete con hub territoriali per ridurre costi di transazione e fallimenti d'integrazione.

[15] Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT), *Imprese e ICT 2024. Focus: Intelligenza artificiale e competenze digitali*, Roma, 2024, pp. 2–3

[16] approccio uniforme, applicato indistintamente a organizzazioni con caratteristiche, risorse e maturità digitale diverse

before-investment, mentoring metodologico e formazione mirata favorisce il passaggio dal prototipo alla produzione. Linee guida recenti mostrano che pacchetti di servizi modulari ("service bundles") riducono costi di sperimentazione e rischi di lock-in, sostenendo percorsi cumulativi di apprendimento per le PMI. Accanto ai vincoli di risorse e infrastrutture, permangono barriere organizzative e culturali[17] (fiducia, governance del dato, complessità percepita). Evidenze su campioni europei indicano che, più dei soli costi, pesano gap di conoscenza, limiti infrastrutturali e carenze di competenze; gli interventi più efficaci combinano sostegno finanziario con assistenza tecnica e formazione operativa lungo percorsi incrementali. Le review sistematiche convergono, infine, su un quadro di barriere multifattoriali[18] (organizzative, economiche, tecnologiche e sociali) che richiedono politiche e servizi differenziati per taglia d'impresa.

1.6 Approccio metodologico adottato

La revisione della letteratura delinea un quadro coerente: l'intelligenza artificiale può generare valore nelle PMI quando è integrata nei processi e sostenuta da presìdi minimi su dati e competenze; al tempo stesso persistono barriere riconducibili a conoscenza, infrastrutture e capitale umano, che spiegano la forte eterogeneità osservata nei risultati. In questo contesto, la tesi estende l'analisi in chiave empirica per verificare, su un campione di PMI italiane, se e in quali condizioni l'adozione dell'IA si associ a miglioramenti lungo tre piani tra loro complementari: operativo di processo, strategico-organizzativo ed economico-finanziario. L'obiettivo è duplice: contribuire al dibattito scientifico con evidenze misurabili e restituire indicazioni operative a imprenditori e policy maker su come progettare percorsi di adozione realistici, progressivi e scalabili.

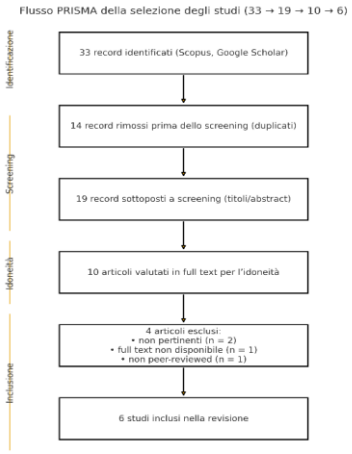
---

[17] L.S. Zavodna, M. Überwimmer, E. Frankus, "Barriers to the implementation of artificial intelligence in SMEs: Pilot study", *Journal of Economics & Management*, 46, 2024, pp. 331–352.

[18] L. Oldemeyer, A. Jede, F. Teuteberg, "Investigation of artificial intelligence in SMEs: a systematic review of the state of the art and the main implementation challenges", *Management Review Quarterly*, 2024

L'impostazione metodologica è costruita per garantire tracciabilità e replicabilità. La base teorica è stata selezionata tramite una revisione sistematica che privilegia contributi accademici e fonti istituzionali, con un'attenzione specifica ai contesti europeo e italiano. I risultati di questa fase sono sintetizzati in un percorso di selezione documentato secondo lo standard PRISMA; per evitare ridondanze, la catena dei conteggi è riportata nel §1.1. Su questa base si innesta la verifica empirica, sviluppata nel Capitolo 3, dove sono descritti in modo integrale il disegno della ricerca, gli strumenti di rilevazione e il piano di analisi, nonché i meccanismi di integrazione tra componenti quantitative e qualitative.

Il contributo atteso di questa impostazione è duplice anche sul piano applicativo. Da un lato permette di isolare l'effetto dell'adozione dell'IA a parità di caratteristiche strutturali dell'impresa, distinguendo l'impatto su efficienza, qualità informativa e risultati economici; dall'altro consente di comprendere i meccanismi organizzativi che favoriscono o ostacolano la scalabilità, così da trasformare progetti pilota in prassi consolidate. La combinazione di una base teorica selezionata con criteri trasparenti e di un disegno empirico focalizzato sulle PMI italiane mira, dunque, a fornire evidenze utili, trasferibili e metodologicamente solide.



[19]

[19] "Figura A1 — Flusso PRISMA della selezione degli studi (33→19→10→6)"

CAPITOLO 2 – L'ADOZIONE DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE NELLE PMI ITALIANE

2.1 Il contesto digitale delle PMI: un ecosistema frammentato

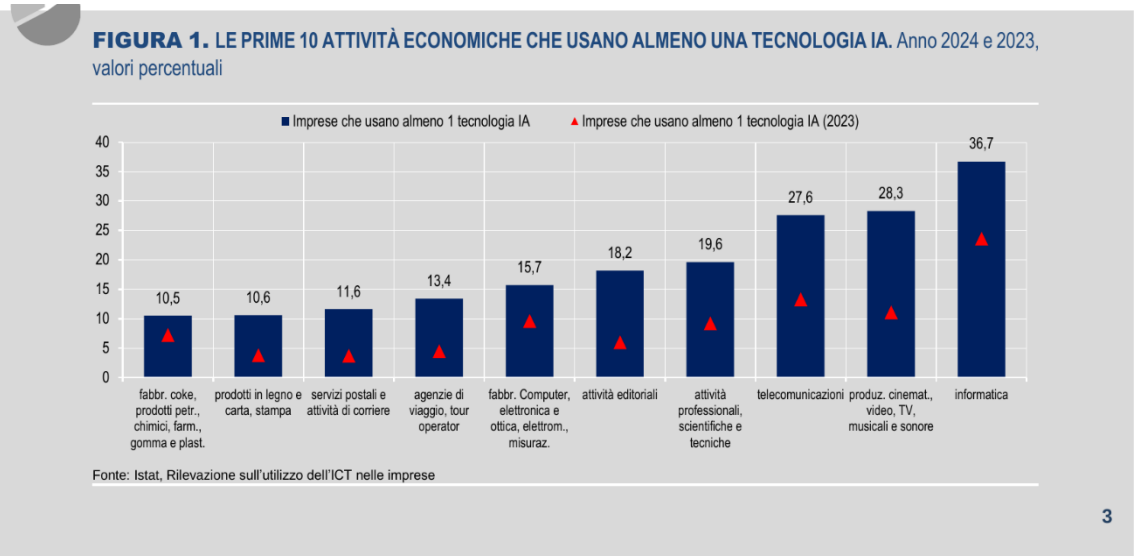
Nel panorama economico italiano le piccole e medie imprese rappresentano oltre il 99% delle unità produttive e impiegano circa il 65% della forza lavoro. Nonostante questo peso strutturale, la transizione digitale avanzata procede in modo lento e diseguale, soprattutto sulle tecnologie emergenti. Nel 2024 l'8,2%[20] delle imprese con almeno 10 addetti dichiara l'uso di almeno una soluzione di intelligenza artificiale, a fronte di una media europea prossima al 13,5%. Lo scarto riflette differenze nette nella capacità di investimento, nell'accesso a competenze specialistiche e nella maturità organizzativa. Il ritardo è evidente sul fronte del capitale umano: tra le PMI la quota che impiega specialisti ICT è pari all'11,3%, mentre tra le imprese di dimensione maggiore arriva al 74,5%. Anche gli sforzi di upskilling restano contenuti: meno del 17% delle PMI ha programmato corsi strutturati di formazione digitale per il personale nell'ultimo anno. In assenza di questi presìdi, l'introduzione di soluzioni di IA tende a rimanere episodica, confinata in progetti pilota e difficilmente scalabile, perché mancano ruoli e procedure in grado di integrare i nuovi flussi di dati con i sistemi esistenti e di governarne l'evoluzione. Alle criticità interne si sommano condizioni di contesto. Il tessuto imprenditoriale, fortemente polverizzato e spesso a controllo familiare[21], presenta strutture gerarchiche snelle ma poco formalizzate; la cooperazione interaziendale è discontinua e l'accesso a partner tecnologici affidabili non è uniforme sul territorio. La presenza di hub dell'innovazione, università e centri di competenza è più alta nelle aree industrialmente mature del Centro-

---

[20] ISTAT *Imprese e ICT 2024*

[21] Anselmi, *L'impresa italiana*, vol. III

Nord, mentre in ampie zone del Mezzogiorno l'ecosistema digitale è più rado. Ne deriva uno scenario frammentato, nel quale la stessa tecnologia incontra barriere diverse a seconda di settore, dimensione e collocazione geografica. In questo quadro le PMI possono tuttavia valorizzare i propri tratti distintivi—prossimità al cliente, flessibilità operativa, rapidità decisionale—purché l'adozione dell'IA sia inserita in percorsi graduali e misurabili, con obiettivi di processo chiari e una gestione attiva dei dati. Le evidenze ufficiali più recenti confermano che l'adozione si concentra nei comparti a maggiore intensità digitale, mentre i settori tradizionali avanzano più lentamente. La dinamica per settore è illustrata nella Figura 2.1, che riporta l'incidenza delle imprese che hanno introdotto almeno una tecnologia di IA nel 2024 con il confronto rispetto al 2023; l'analisi di dettaglio dei divari per settore e classe dimensionale è sviluppata nel paragrafo successivo.



I dati più recenti dell'ISTAT (2024) confermano come l'adozione dell'intelligenza artificiale sia fortemente concentrata in alcuni settori ad alta intensità digitale, come l'informatica, le telecomunicazioni e l'attività professionali e scientifici. Al contrario, comparti tradizionali come fabbricazione dei prodotti chimici o l'editoria evidenziano percentuali molto più contenute. La figura riportata mostra l'incidenza percentuale di imprese che hanno adottato almeno una tecnologia AI nel 2024, con un confronto rispetto al 2023.

2.2 La diffusione dell'AI per settore e dimensione

Nel sistema produttivo italiano l'adozione dell'intelligenza artificiale non segue una traiettoria uniforme: varia in modo marcato per classe dimensionale, settore e—più in generale—per dotazione di risorse e maturità digitale. I dati ISTAT 2024 mostrano un chiaro gradiente dimensionale: tra le imprese con 10–49 addetti l'adozione si attesta al 5,2%, sale al 14,0% nella fascia 50–99 addetti e raggiunge il 32,5% nelle grandi imprese[22]. Questo andamento segnala un vero "effetto soglia": oltre certi livelli minimi di risorse organizzative, competenze e qualità dei dati, la probabilità di introdurre e consolidare soluzioni di IA aumenta sensibilmente, mentre al di sotto l'innovazione tende a restare episodica e poco scalabile. L'eterogeneità è altrettanto netta sul piano settoriale. I comparti a più alta intensità digitale—servizi informatici (oltre 30% di imprese adottanti), telecomunicazioni, attività professionali e scientifiche—mostrano tassi di adozione decisamente superiori rispetto ai settori tradizionali, dove l'IA rimane spesso confinata a casi d'uso puntuali: basti pensare alla fabbricazione di prodotti chimici, all'editoria e alla stampa, che si collocano su livelli inferiori al 10%. La differenza non riguarda soltanto il "se" adottare, ma anche il "come": nei settori maturi la tecnologia viene più spesso integrata nei processi core e nelle routine decisionali; altrove prevalgono iniziative pilota localizzate, difficili da estendere oltre il perimetro del progetto. Questa lettura è coerente con le evidenze qualitative raccolte nel report The Augmented AI–Human Job[23] (LUISS Business School & Intesa Sanpaolo, 2025): nei contesti più digitalizzati l'IA produce benefici anche strategici—migliore qualità informativa, più rapidità nell'esecuzione e nella decisione, nuove combinazioni di offerta—proprio perché è innestata in architetture organizzative e di dato già presidiate. Nelle PMI manifatturiere meno digitalizzate, invece, l'adozione si presenta più spesso come sperimentazione

---

[22] ISTAT, *Imprese e ICT* 2024: adozione di almeno una tecnologia di IA per classe dimensionale (10–49 addetti = 5,2%; 50–99 addetti = 14,0%; grandi imprese = 32,5%).

[23] LUISS Business School & Intesa Sanpaolo, *The Augmented AI–Human Job*, 2025: nei settori più maturi l'IA è integrata nei processi e rafforza decisioni e time-to-market; nelle PMI manifatturiere prevalgono progetti pilota verticali con integrazione limitata.

verticale, con integrazione limitata ai sistemi esistenti e scarsa interoperabilità, con effetti che faticano a propagarsi in modo strutturale. Il quadro geografico contribuisce a questa disomogeneità: la prossimità a hub dell'innovazione, università e centri di competenza favorisce traiettorie di adozione più stabili, mentre aree con ecosistemi digitali meno densi procedono più lentamente. La comparazione dettagliata degli abilitatori territoriali e dei servizi "di accompagnamento" è trattata nel §2.5, poiché richiede un inquadramento mirato di politiche ed ecosistemi. Qui basti sottolineare che, senza interventi differenziati per settore, classe dimensionale e maturità digitale, l'IA rischia di accentuare una polarizzazione tra imprese digitalmente avanzate e imprese in ritardo, più che ridurla.

2.3 Gli effetti dell'adozione dell'AI: produttività, efficienza e vantaggio competitivo.

Nelle piccole e medie imprese l'intelligenza artificiale produce effetti quando smette di essere un esercizio tecnico isolato e diventa leva organizzativa: integra i processi, si appoggia a basi dati curate e viene governata da competenze minime interne. Le evidenze di letteratura convergono su questo punto[24], mostrando che i miglioramenti di produttività, qualità decisionale e rapidità di risposta emergono quando i progetti non restano iniziative episodiche ma si collocano dentro traiettorie di adozione data-driven, capaci di assorbire e riusare conoscenza lungo i processi core dall'amministrazione al controllo di gestione fino alla relazione con i clienti. In questo quadro la tecnologia funziona come abilitatore e non come fine: algoritmi di classificazione e previsione, motori di estrazione dai documenti e automazioni del data entry spostano lavoro da attività ripetitive ad attività a maggior valore, ma è la cornice organizzativa—processi ridisegnati, tracciabilità e responsabilità sugli output—che consente ai benefici di

[24] Oldemeyer, Jede e Teuteberg, *Investigation of artificial intelligence in SMEs: a systematic review of the state of the art and the main implementation challenges*, 2024.

consolidarsi e scalare oltre il perimetro del singolo progetto. Le misure ufficiali disponibili per l'Italia confermano la presenza di effetti tangibili proprio dove l'integrazione è più matura. Tra le imprese che hanno introdotto almeno una tecnologia di IA, oltre un terzo dichiara incrementi di efficienza operativa e circa un quinto segnala miglioramenti diretti di produttività; si tratta di risultati coerenti con adozioni che hanno saputo innestare automazione, classificazione e previsione su procedure esistenti e su dati sufficientemente puliti. Il miglioramento si riflette in tempi di ciclo più brevi, maggiore puntualità operativa, riduzione delle rilavorazioni ed errori, migliore impiego delle risorse e, a valle, qualità del servizio e capacità di risposta ai picchi di domanda. La traiettoria è però fragile quando mancano competenze e ruoli-ponte. Gli studi sulle PMI europee mostrano che molte implementazioni nascono come progetti verticali poco interoperabili, scollegati dalla strategia e dalla governance del dato: in questi casi gli effetti tendono a rimanere localizzati e difficilmente si trasformano in cambiamenti organizzativi duraturi. Al contrario, dove esiste una "readiness" di base—profili ibridi in grado di dialogare con i fornitori, formazione mirata, una minima alfabetizzazione al dato—gli esiti su efficienza e decisioni risultano più robusti e stabili nel tempo. In altri termini, l'IA agisce da leva di apprendimento organizzativo prima ancora che da investimento IT: i benefici diventano sostenibili quando i progetti sono misurati con KPI chiari, inseriti in processi standardizzati e accompagnati da competenze adeguate, trasformando guadagni locali in vantaggio competitivo. Per rafforzare questa transizione contano anche i servizi di accompagnamento: percorsi modulari che combinano assessment, test-before-investment, formazione e mentoring metodologico riducono i costi di sperimentazione e i rischi di lock-in, aumentando la probabilità che i prototipi evolvano in pratiche di produzione. La logica non è "installare uno strumento", ma governare una trasformazione: dove questa impostazione è chiara, gli effetti su produttività, efficienza e qualità informativa tendono non solo a manifestarsi, ma a durare.

2.4 Le principali barriere all'adozione dell'intelligenza artificiale nelle PMI

Nonostante il potenziale trasformativo, nelle PMI italiane l'adozione dell'IA rimane spesso limitata a progetti pilota e si diffonde in modo diseguale. Il freno non è soltanto tecnologico: conta l'assetto organizzativo, la cultura del cambiamento, la disponibilità di competenze e la qualità dell'ecosistema in cui l'impresa opera. L'ostacolo più ricorrente riguarda il capitale umano digitale. In assenza di figure ibride capaci di connettere processi, dati e fornitori[25], l'IA tende a restare un'iniziativa verticale: si automatizza una singola attività, ma gli effetti non si propagano perché mancano ruoli-ponte, procedure di validazione e una governance del dato che renda riusabili nel tempo gli output. A ciò si sommano carenze nella "readiness" informativa—integrazione ERP/CRM incompleta, basi dati frammentate, standard eterogenei, timori di compliance su privacy e sicurezza—che complicano la messa in produzione e aumentano i costi di manutenzione. Le condizioni economico-organizzative accentuano il quadro: budget contenuti, orizzonti decisionali di breve periodo e strutture snelle rendono difficile sostenere costi iniziali senza una prospettiva chiara di ritorno; quando mancano indicatori di successo e responsabilità definite, i progetti si arrestano alla fase di test. Sul piano culturale, assetti proprietari familiari e stili direzionali accentrati[26] possono alimentare diffidenza verso strumenti percepiti come "opachi" o sostitutivi, con effetti attendisti che rallentano iter e scelte. In questo contesto, il "talent trap[27]" è particolarmente visibile: l'impresa che esternalizza integralmente rischia dipendenze dal fornitore e lock-in; quella che investe solo su risorse interne senza un disegno di accompagnamento rischia tempi lunghi e risultati instabili. Le esperienze più solide mostrano invece che la combinazione di

---

[25] *The Digital Talent Trap in the SME Sector: Make-or-Buy Solution Approach*, 2023

[26] Anselmi, *L'impresa italiana*, vol. III, 2023 (caratteristiche organizzative delle PMI italiane e riflessi sui percorsi di innovazione)

[27] (rischi di lock-in con esternalizzazione totale; necessità di presidio interno per capitalizzare l'apprendimento)

competenze esterne selettive e crescita di profili interni ibridi consente di presidiare i processi, capitalizzare l'apprendimento e scalare. Le barriere esterne rinviano alla densità dell'ecosistema: dove l'accesso a hub dell'innovazione, università, centri di competenza e reti tra imprese è limitato, le PMI faticano a reperire consulenza qualificata, a effettuare test-before-investment e a standardizzare soluzioni interoperabili. Anche la frammentazione dell'offerta e la complessità amministrativa dei bandi possono scoraggiare iniziative altrimenti meritevoli. Percorsi modulari che integrano assessment, prove in ambiente protetto, formazione mirata e mentoring metodologico riducono costi di sperimentazione e rischio di lock-in, rendendo più probabile il passaggio dal prototipo alla produzione; il dettaglio degli strumenti e delle politiche è sviluppato nel §2.5. Sul piano quantitativo, i divari già evidenziati in §2.2 sul capitale umano e sulla formazione interna spiegano perché, a parità di intenzione innovativa, molte PMI incontrino un "effetto soglia" che ne limita l'avanzamento. L'evidenza comparata sulle barriere nelle PMI europee conferma il quadro[28]: senza competenze, dati pronti e un minimo di governance, l'adozione rimane episodica; quando questi presìdi esistono, gli effetti operativi e decisionali si consolidano e diventano scalabili.

[28] Zavodna, Überwimmer & Frankus, *Barriers to the Implementation of Artificial Intelligence in SMEs: Pilot study*, 2024

	Germania	Spagna	UE27	Francia	Italia
Manifatturiero	16,1	9,8	10,6	7,4	8,0
Costruzioni	10,0	4,4	6,1	3,1	5,2
Distribuzione	16,3	9,6	12,1	9,8	8,2
Trasporto e magazzinaggio	11,5	8,6	8,1	5,3	5,2
Alberghi e ristoranti	8,3	3,5	6,1	5,1	2,7
Informazione e comunicazione	60,5	46,6	48,7	41,8	34,6
Immobiliare	21,0	11,7	15,5	14,3	6,2
Attività professionali	42,3	26,1	30,5	17,5	19,6
Attività amministrative e servizi a supporto	18,9	8,8	14,3	11,3	7,7
Totale (al netto dell'agricoltura e del settore finanziario)	19,8	11,3	13,5	9,9	8,2

Tabella 1.2: Quota % di imprese che dichiarano di aver adottato le diverse tecnologie IA per settore (2024)
Fonte: Eurostat, 2024

Questa tabella riassume, attraverso una comparazione internazionale, la quota di imprese che dichirano di utilizzare almeno una tecnologia di intelligenza artificiale in dieci settori economici distinti. I dati, forniti da Eurostat (2024), mostrano come l'Italia risulti costantemente in fondo alla classifica, con percentuali inferiori sia alla media dell'UE27 sia a paesi comparabili come Francia, Spagna e Germania. In particolare, settori chiave come il **manifatturiero**, la **distribuzione** e il **trasporto e magazzinaggio** registrano valori intorno al 5-8%, contro valori doppi o tripli in Germania. Ancora più marcato è il divario nei settori ad alta intensità tecnologica, come **informazione e comunicazione** (Italia 36,4% contro 60,5% in Germania) e **attività professionali** (Italia 19,6% contro 42,3%). Questo ritardo conferma la presenza di **barriere strutturali e sistemiche** all'adozione dell'IA da parte delle PMI italiane, che richiedono interventi mirati in termini di formazione, infrastrutture e accesso all'innovazione. La tabella evidenzia dunque come il gap non sia solo tecnologico ma anche culturale, organizzativo e politico.

2.5 Politiche pubbliche, ecosistemi e leve abilitanti per l'IA nelle PMI

Se vogliamo che l'intelligenza artificiale diventi davvero quotidiana nelle PMI italiane, non basta "mettere un algoritmo" in azienda: serve un contesto che accompagni l'impresa dall'idea alla messa in produzione, riducendo costi di apprendimento, rischi di errore e tempi di adozione. Qui contano tre elementi che si tengono insieme: politiche pubbliche semplici da usare, ecosistemi territoriali vicini alle imprese e percorsi pratici di sviluppo delle competenze. Negli ultimi anni il PNRR e le misure Industria 4.0 hanno creato una cassetta degli attrezzi fatta di crediti d'imposta, voucher per consulenze e progetti con Competence Center e Digital Innovation Hub. Quando questi strumenti funzionano come "porta d'accesso" a servizi integrati — diagnosi tecnologica, test-before-investment, formazione mirata [29]— l'adozione dell'IA diventa più rapida e meno costosa perché l'impresa vede, prova e misura prima di investire davvero. Le piattaforme europee nate per le PMI mostrano che pacchetti modulari di servizi e partnership con i digital innovation hub aiutano a passare dal pilota alla produzione, evitando lock-in e sperimentazioni isolate. La realtà sul campo, però, è disomogenea. Molte PMI faticano a intercettare bandi e incentivi, scontano burocrazia, informazioni frammentarie e poca esperienza progettuale; non sempre è chiaro quali benefici operativi ed economici aspettarsi e in quali tempi. Le indagini più recenti sulle barriere lo mostrano con chiarezza: senza un accompagnamento concreto, l'intenzione di adottare si ferma prima della soglia operativa. Anche l'ecosistema conta. Dove esistono hub, università e centri di competenza attivi, il passaggio dalla demo al "day one" è più probabile; dove l'offerta è rada o lontana — tipicamente fuori dai poli più industrializzati — i divari di adozione si allargano. È qui che il ruolo di associazioni di categoria e camere di commercio diventa decisivo: seminari, sportelli e progetti condivisi abbassano il costo cognitivo dell'innovazione e mettono le imprese in contatto con partner affidabili. Resta poi il nodo

[29] . Gładysz, D. Matteri, K. Ejsmont, D. Corti, A. Bettoni, R. Haber Guerra, "Platform-based support for AI uptake by SMEs

delle persone. Il "digital talent gap" è più pesante nelle PMI, che difficilmente competono sul mercato del lavoro con i grandi player. La strada più realistica è combinare upskilling interno e supporto esterno "a misura di PMI", selezionando casi d'uso ricorrenti e modelli di servizio accessibili. La letteratura suggerisce proprio questo: per le PMI il trade-off make-or-buy [30]tende a risolversi in percorsi misti, con crescita di competenze in casa e aiuto mirato dall'ecosistema. Il contesto italiano presenta differenze strutturali da non ignorare. L'adozione cresce, ma con forti divari per dimensione e settore; le tecnologie più diffuse tra le imprese adottanti sono quelle documentali e linguistiche, dove è più facile misurare risultati rapidi e ridurre le rilavorazioni. Proprio per questo politiche e servizi devono essere inclusivi e progressivi: partire da casi d'uso semplici, accompagnare l'integrazione con ERP/CRM/MES e misurare con indicatori di processo e contabili ciò che cambia davvero.

CAPITOLO 3 – METODOLOGIA DELLA RICERCA

3.1 La ricerca empirica

L'intelligenza artificiale è oggi un abilitatore trasversale dei processi amministrativo-contabili e gestionali, ma nel tessuto delle PMI italiane l'adozione rimane disomogenea e ancora minoritaria tra le imprese con almeno 10 addetti. Proprio questa eterogeneità, unita all'aumento dell'uso anche in ambiti di gestione finanziaria, motiva un disegno che combini misurazione causale al livello percettivo e comprensione profonda dei meccanismi organizzativi. Nel 2024, l'8,2% delle imprese 10+ addetti utilizza almeno una tecnologia di IA, con crescita dell'intensità d'uso e segnali di impulso in aree come la gestione finanziaria; ciò conferma la pertinenza di un'indagine che leghi percezioni, usabilità e competenze alla generazione di valore operativo e, in prospettiva, a riflessi su margini e cassa. La strategia metodologica è di tipo misto con integrazione esplicativa: la

[30] L. Oldemeyer, A. Jede, F. Teuteberg, "Investigation of AI in SMEs: a systematic review of the state of the art and the main implementation challenges"

componente sperimentale quantitativa fornisce la stima degli effetti e dei nessi causali a livello micro, mentre la componente qualitativa, attraverso interviste semi-strutturate a manager e responsabili di area, chiarisce i passaggi organizzativi che collegano facilità d'uso, pratiche quotidiane e risultati. L'asse quantitativo è un esperimento vignettistico tra soggetti implementato su Qualtrics, con randomizzazione in due condizioni contrapposte. Nello scenario "con IA" il partecipante opera in una PMI che ha introdotto una soluzione di IA funzionale ai processi operativi e amministrativi (per esempio, un chatbot a supporto delle richieste dei clienti e della classificazione documentale); nello scenario "senza IA" la PMI si fonda su strumenti tradizionali, come fogli di calcolo, senza componenti di automazione intelligente. La randomizzazione consente una verifica di manipolazione preliminare: l'esposizione allo scenario "con IA" deve innalzare la percezione dell'uso dell'IA rispetto al controllo, assicurando validità interna alle relazioni tra costrutti. Il questionario, somministrato a un campione di 250 rispondenti con esperienza o familiarità con processi tipici delle PMI, è strutturato in blocchi coerenti con il modello teorico. Si misurano, con quattro affermazioni ciascuno su scala Likert 1–7, la percezione dell'uso dell'IA nell'impresa, la facilità d'uso percepita del software come riduzione dello sforzo e capacità di svolgere più operazioni a parità di tempo, le competenze digitali del rispondente come auto-valutazione di formazione e padronanza degli strumenti, e l'efficienza operativa/reddituale percepita. Quest'ultima è ancorata, per coerenza con la materia di Analisi Finanziaria, a una definizione che comprende migliore impiego delle risorse e riduzione dei costi per unità di output, con ricadute attese su EBITDA e flussi di cassa operativi per la sostenibilità del debito, su ROI/ROE per la redditività e sulle dinamiche di capitale circolante e ciclo monetario per la liquidità. La sezione anagrafica e professionale raccoglie settore, localizzazione, dimensione di riferimento e ruolo del rispondente per disporre delle variabili di controllo. Prima della somministrazione definitiva, un pretest ha verificato chiarezza semantica e tempi; in analisi si procederà alla verifica di affidabilità interna (α di Cronbach) e alla validità convergente. La componente qualitativa è progettata per spiegare come e perché i benefici percepiti si traducano, o meno, in esiti economico-finanziari. Si conducono interviste semi-strutturate con una traccia unica e flessibile, centrata su quattro nuclei tematici intrecciati: esperienza concreta di adozione o convivenza con strumenti tradizionali;

percezione di usabilità, carico cognitivo e apprendimento nell'uso; pratiche organizzative di riallocazione delle risorse e standardizzazione dei processi; ricadute attese e osservate sui conti, con specifico riferimento a margini, costi unitari, tempi di ciclo e capitale circolante. Il campionamento è intenzionale e mira alla saturazione tematica, includendo figure di amministrazione/finanza/controllo, operations e IT/digitale in PMI appartenenti a settori differenti, così da cogliere eterogeneità di processi e vincoli reali. Le interviste sono registrate previo consenso informato, trascritte integralmente e analizzate con codifica tematica ibrida: categorie deduttive ancorate ai costrutti del modello (percezione, facilità d'uso, competenze, efficienza) si combinano con codifica induttiva per far emergere fattori inattesi, quali pratiche di integrazione dati, colli di bottiglia di interoperabilità, o leve di accompagnamento al cambiamento. La doppia lettura indipendente di un sottoinsieme di trascrizioni e la discussione delle discrepanze contribuiscono alla credibilità dell'analisi. Questa integrazione risponde all'esigenza, evidenziata dalla letteratura sulle PMI, di comprendere le barriere che spesso interrompono il passaggio dai benefici di processo ai risultati contabili: lacune di conoscenza, costi e infrastrutture digitali rimangono i tre ostacoli più ricorrenti e rendono centrali usabilità e sviluppo delle skill. Il raccordo tra i due livelli è esplicitamente pianificato. I risultati dell'esperimento in SPSS, con test di mediazione moderata (PROCESS Model 14), stimano un percorso in cui la percezione dell'IA incrementa l'efficienza tramite la facilità d'uso, e tale effetto indiretto cresce al crescere delle competenze digitali. Le interviste spiegano la catena organizzativa che consente alla facilità d'uso di tradursi in riduzione di tempi di risposta e rilavorazioni, migliore allocazione delle risorse e contenimento dei costi unitari, chiarendo condizioni e pratiche che abilitano il passaggio dai benefici operativi ai margini e, in seguito, alla cassa. In questo quadro, il tema delle competenze digitali e della cosiddetta "digital talent trap" nelle PMI acquista particolare rilievo: la difficoltà di competere sul mercato del lavoro spinge verso percorsi "make" di formazione interna e di accompagnamento all'uso, condizione che le interviste possono documentare in modo situato e che la letteratura recente individua come leva chiave per sbloccare valore in contesti di risorse limitate. L'intero impianto metodologico è ancorato al contesto italiano e alle sue traiettorie di diffusione dell'IA, con particolare attenzione alle aree aziendali dove l'adozione sta

crescendo, inclusa la gestione finanziaria. Il legame con i KPI di Analisi Finanziaria guida tanto la costruzione degli item quanto la lettura dei risultati: l'efficienza percepita deve trovare coerenza concettuale con l'andamento atteso di EBITDA, ROI/ROE e capitale circolante, fermo restando che, nelle PMI, la materializzazione contabile dei benefici dipende da readiness digitale, integrazioni di sistema e politiche di sviluppo delle competenze. La scelta di affiancare al questionario un set di interviste semi-strutturate rafforza la validità esterna dell'analisi, consentendo di interpretare i numeri alla luce di pratiche e vincoli reali e di restituire indicazioni gestionali credibili per imprenditori e responsabili amministrativi.

3.2 Domanda di ricerca e obiettivi

La riflessione teorica e il quadro empirico delineati nei capitoli precedenti confluiscono in una domanda di ricerca aggiornata e allineata al disegno sperimentale adottato:

in che modo la percezione dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale nelle PMI italiane influisce sull'efficienza operativa e reddituale attraverso la facilità d'uso percepita del software, e in che misura tale relazione dipende dalle competenze digitali del rispondente?

L'interrogativo si colloca in un contesto nazionale in cui l'uso di tecnologie di IA tra le imprese con almeno 10 addetti è in crescita ma rimane minoritario (8,2% nel 2024, in aumento dal 5,0% del 2023), con forti eterogeneità per settore e dimensione: ciò rende particolarmente rilevante isolare i meccanismi che, a partire dalle percezioni individuali e dall'usabilità, possono generare benefici di processo e, nel tempo, riflettersi su grandezze economico-finanziarie. L'obiettivo generale è verificare, in modo causale al livello micro, il percorso che collega percezione dell'IA, facilità d'uso ed esiti di efficienza, chiarendo il ruolo abilitante delle competenze digitali. In termini di impatto aziendale, l'"efficienza operativa/reddituale" è concettualizzata come migliore impiego delle risorse e riduzione dei costi per unità di output, con ricadute attese su margini e sostenibilità finanziaria: incremento dell'EBITDA e dei flussi di cassa operativi per la sostenibilità del debito, miglioramento di ROI/ROE per la redditività, e progressi nelle

dinamiche di capitale circolante e nel ciclo monetario per la liquidità. Questo raccordo è coerente con il quadro informativo ufficiale che, anche nelle integrazioni campionarie-amministrative, valorizza indicatori come il MOL e EBITDA per leggere la performance d'impresa. Gli obiettivi specifici discendono direttamente da questa impostazione. In primo luogo, si intende accertare che l'esposizione allo scenario "impresa con IA" elevi la percezione dell'uso dell'IA rispetto allo scenario "senza IA", garantendo la validità interna della manipolazione. In secondo luogo, si mira a stimare il legame tra percezione dell'IA e facilità d'uso percepita, intesa come minore sforzo e maggiore capacità di svolgere più operazioni a parità di tempo, con effetti su costi e produttività. In terzo luogo, si valuta la funzione di mediazione della facilità d'uso nel trasferire i benefici di processo verso l'efficienza operativa/reddituale. In quarto luogo si analizza la moderazione esercitata dalle competenze digitali del rispondente, ipotizzando che livelli più elevati di skill amplifichino l'effetto del mediatore sull'outcome. Infine, si interpreta l'eterogeneità degli effetti alla luce delle principali barriere e condizioni abilitanti delle PMI—lacune di conoscenza, costi e infrastrutture digitali, nonché il ruolo di piattaforme ed ecosistemi di supporto—che la letteratura recente individua come determinanti della traduzione dei benefici in risultati misurabili. Coerentemente con tali obiettivi, la ricerca è guidata anche da domande operative che informano la costruzione del questionario e l'interpretazione dei dati: quali aspetti dell'efficienza risultano più sensibili alla combinazione percezione–facilità d'uso (tempi di ciclo, rilavorazioni, allocazione delle risorse, costi unitari); in quali aree funzionali le PMI percepiscono impatti più rilevanti; in che modo gli effetti variano per settore, dimensione e intensità digitale; come i miglioramenti percepiti si collegano, concettualmente, a indicatori di Analisi Finanziaria come EBITDA, flussi operativi e ROI e ROE, nel rispetto di una lettura integrata economica, finanziaria e patrimoniale. Il riferimento al contesto italiano—con dati ufficiali sull'adozione e sull'intensità digitale—consente di collocare i risultati in un quadro comparabile e aggiornato. Le ipotesi sono formulate nella logica del modello percettivo con mediazione e moderazione e includono esplicitamente l'effetto indiretto condizionato.

H1: l'esposizione allo scenario "impresa con IA" genera una percezione dell'utilizzo dell'IA significativamente più alta rispetto allo scenario "impresa senza IA" (verifica della manipolazione).

H2: una maggiore percezione dell'uso dell'IA è positivamente associata alla facilità d'uso percepita del software.

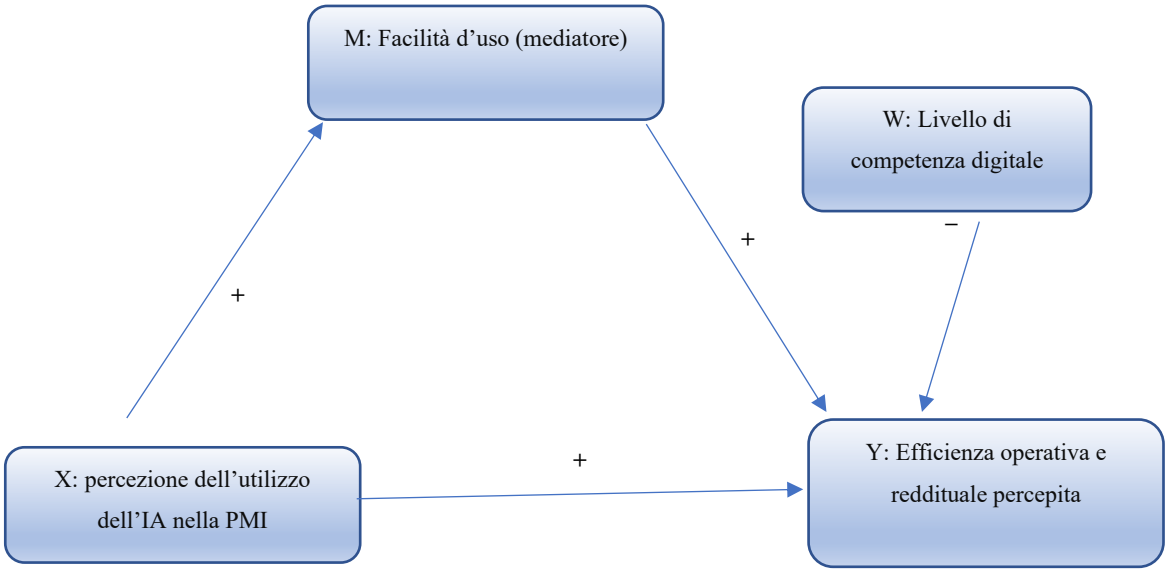
H3: la facilità d'uso è positivamente associata all'efficienza operativa/reddituale e media l'effetto della percezione sull'outcome lungo il percorso percezione → facilità d'uso → efficienza.

H4: le competenze digitali del rispondente moderano la relazione tra facilità d'uso ed efficienza, rafforzandone l'intensità ai livelli più elevati di competenza.

H5: l'effetto indiretto della percezione sull'efficienza, la facilità d'uso, aumenta al crescere delle competenze digitali (mediazione moderata nel senso del PROCESS Model 14). La struttura ipotetica riflette sia le criticità ricorrenti di conoscenze, costi e infrastrutture nelle PMI, sia l'importanza di servizi di piattaforma e hub di innovazione che ne facilitino l'adozione efficace. Il modello concettuale, in linea con la struttura del questionario somministrato, prevede come:

- **variabile indipendente (X)** la percezione dell'utilizzo dell'IA nell'impresa;
- **variabile mediatrice (M)** la facilità d'uso percepita del software, intesa come riduzione dello sforzo e abilità di effettuare più operazioni a parità di tempo con effetti su costi e produttività;
- **variabile moderatrice (W)** il livello di competenza digitale del rispondente;
- **Variabile dipendente(Y)** l'efficienza operativa/reddituale percepita, esplicitamente raccordata ai KPI di Analisi Finanziaria (EBITDA, flussi di cassa operativi, ROI/ROE, capitale circolante e ciclo monetario). Le variabili di controllo comprendono settore di attività, localizzazione geografica, dimensione di riferimento e profilo del rispondente, così da tener conto dell'eterogeneità strutturale del tessuto delle PMI italiane. Questo impianto consente di analizzare

in modo integrato effetti diretti e meccanismi di trasmissione, restituendo un quadro aderente alle evidenze su barriere/abilitatori dell'IA nelle PMI e alle politiche di sostegno basate su piattaforme e Digital Innovation Hubs.



3.3 Operazionalizzazione delle variabili e costruzione degli indici

In coerenza con la domanda di ricerca e con le ipotesi formulate, le risposte al questionario sono state sintetizzate in quattro indici composti, tutti su metrica 1–7, corrispondenti ai costrutti del modello di mediazione moderata (PROCESS Model 14). La percezione/adozione dell'IA nello scenario aziendale costituisce la variabile

indipendente e viene misurata dall'indice percIA_index, calcolato come media aritmetica dei quattro item del blocco "Percezione IA" presentati subito dopo la vignetta. La facilità d'uso percepita del software, variabile mediatrice, è riassunta nell'indice peou_index, anch'esso media di quattro item che coprono lo sforzo richiesto, la rapidità di apprendimento, l'autonomia d'uso e la capacità di completare più operazioni a parità di tempo. Il livello di competenze digitali del rispondente, variabile moderatrice, è misurato dall'indice digSkill_index (media di quattro auto-valutazioni su formazione, familiarità e autoefficacia). L'esito di interesse, definito come efficienza operativa/reddituale percepita, è colto dall'indice eff_index, che combina quattro item relativi alla riduzione dei tempi e delle rilavorazioni, al miglior impiego delle risorse e al contenimento dei costi unitari. Quest'ultimo costrutto è coerente con la lettura economico-finanziaria richiamata nel §3.2: un miglioramento percepito dell'efficienza operativa è atteso riflettersi, nel tempo, su grandezze come EBITDA e flussi di cassa operativi, nonché su ROI/ROE e sul ciclo monetario. La manipolazione sperimentale è tracciata da una variabile dicotomica, scenario_flag, impostata a 1 quando la vignetta descrive un'impresa che utilizza l'IA e a 2 quando tale tecnologia è assente. A presidio della validità interna è stata inserita anche una domanda di verifica ("nell'azienda descritta si utilizza l'IA?"), utile per documentare che l'esposizione allo scenario "Con IA" innalza effettivamente la percezione di utilizzo dell'IA rispetto allo scenario di controllo. Le covariate demografiche – età (eta_num) e genere (genere_cat) – sono state rilevate a fine questionario e sono disponibili per controlli di robustezza; eventuali categorie non binarie del genere vengono mantenute per descrizione ma trattate come mancanti nelle analisi che richiedono una dicotomia. La costruzione degli indici segue un percorso standard di verifica psicometrica. Per ciascun blocco a quattro item è stata stimata l'affidabilità interna tramite α di Cronbach, affiancata dalle correlazioni item–totale corrette; si considerano soddisfacenti valori di α prossimi o superiori a 0,70 e item–totale non inferiori a 0,30. Qualora gli indici mostrino segnali di multidimensionalità inattesa, si ricorre a un'esplorazione fattoriale con estrazione per assi principali e rotazione obliqua; se la struttura resta unidimensionale, si conferma l'uso della media dei quattro item come punteggio composto. La gestione dei mancanti avviene a livello di riga: l'indice viene calcolato quando è presente almeno il 75% degli item del costrutto; con un solo item mancante su quattro si utilizza la media dei tre disponibili e si

registra un indicatore di completezza; con due o più omissioni l'indice non viene imputato. La metrica 1–7 è mantenuta in tutte le fasi analitiche per garantire un'interpretazione immediata; se necessario, in appendice si affiancano z-score per confronti di variabilità tra costrutti. Per l'inferenza coerente con PROCESS Model 14, le variabili continue sono centrate alla media prima di creare il termine di interazione tra facilità d'uso e competenze digitali; in alternativa, si utilizza il mean-centering automatico previsto dal macro. L'effetto indiretto condizionato lungo il percorso percezione → facilità d'uso → efficienza è stimato con bootstrap a 5.000 campioni e riportato con intervalli di confidenza al 95%, sia ai tre livelli convenzionali della moderatrice (basso/medio/alto), sia – quando opportuno – attraverso la regione di significatività di Johnson-Neyman sul path M→Y. Per garantire la piena tracciabilità dal campo all'analisi, è mantenuta una nomenclatura coerente tra Qualtrics e SPSS: gli item dei quattro costrutti sono etichettati percIA_1…4, peou_1…4, digSkill_1…4, eff_1…4; gli indici composti sono percIA_index, peou_index, digSkill_index, eff_index; la manipolazione è scenario_flag (1 = Con IA; 2 = Senza IA). Questo tracciato rende replicabili i passaggi di calcolo e favorisce l'allineamento con le analisi presentate nel capitolo successivo.

3.4 Campionamento e procedura di raccolta dati

La somministrazione del questionario è avvenuta online, tramite Qualtrics, su un arco temporale compreso tra il 28 agosto e il 4 settembre 2025. La partecipazione è stata regolata da un link aperto e l'assegnazione alle condizioni sperimentali è avvenuta in modo randomizzato attraverso il Block Randomizer della piattaforma. Ciascun rispondente ha visualizzato una sola vignetta, che descriveva l'operatività di una PMI con o senza impiego di soluzioni di intelligenza artificiale; immediatamente dopo seguivano gli item relativi ai costrutti del modello (percezione dell'IA, facilità d'uso, efficienza), quindi il blocco sulle competenze digitali e, in chiusura, la sezione demografica. L'ordine dei blocchi è stato mantenuto costante per tutti i partecipanti, così da minimizzare contaminazioni tra misure e favorire la leggibilità dei punteggi. Il processo di pulizia del dato ha previsto l'esclusione di duplicati di ID o IP, la verifica della completezza nelle

sezioni dei costrutti e il controllo dei tempi di compilazione per individuare e rimuovere eventuali outlier palesemente incompatibili con la lettura della vignetta. Al termine dei controlli il campione valido risulta composto da 250 osservazioni, equamente ripartite tra le due condizioni sperimentali (125 "Con IA" e 125 "Senza IA"), condizione che massimizza la potenza del test per il controllo di manipolazione e per i confronti tra gruppi. Per attenuare i potenziali bias di metodo comune sono state adottate cautele procedurali ex-ante: presentazione in forma anonima, formulazioni non valutative degli item, separazione dei blocchi tematici e randomizzazione della vignetta. In sede diagnostica, ove opportuno, è stato affiancato il test a fattore unico di Harman come verifica post-hoc. I dati così raccolti sono stati quindi preparati per l'analisi: gli indici sono stati calcolati secondo le regole descritte nel §3.3; le variabili continue sono state centrate; è stato creato il termine di interazione tra peou_index e digSkill_index; le covariate demografiche sono state rese disponibili per controlli di robustezza. Va sottolineato che, pur riconoscendo nel quadro concettuale la rilevanza di ulteriori variabili di contesto (settore, localizzazione, dimensione, profilo del rispondente) richiamate nel §3.2, il presente disegno sperimentale fa leva principalmente su età e genere quali controlli direttamente osservati nella survey; le altre informazioni, quando raccolte, sono utilizzate in forma descrittiva e per analisi di sensibilità.

3.5 Analisi qualitativa: disegno, raccolta e preparazione dei dati

La componente qualitativa è stata progettata per integrare quella quantitativa offrendo una chiave esplicativa dei meccanismi attraverso i quali l'IA può generare – oppure non generare – miglioramenti nelle performance delle PMI. L'esperienza internazionale suggerisce che ostacoli e fattori abilitanti dell'adozione non sono sempre leggibili nei soli numeri: fiducia negli strumenti, disponibilità di competenze, qualità dei dati, capacità di integrazione con gli applicativi esistenti e governance dei processi sono dimensioni che emergono con maggiore nitidezza quando si dà spazio alla voce dei decisori e dei practitioner. In questo spirito, è stato impostato un disegno a interviste semi-strutturate rivolte a un piccolo campione intenzionale di PMI italiane, selezionate per massimizzare l'eterogeneità utile rispetto a settore, maturità digitale e stato dell'adozione. Sono state

coinvolte sei imprese – QuestIT, Zerynth, FERVI S.p.A., Euris IT, Iconsulting e Puzone S.r.l. – così da comprendere sia contesti già operativi sia percorsi in fase di valutazione o di primo dispiegamento. La traccia di intervista, unica per tutti i casi, è stata predisposta in forma di template compilabile e somministrata per iscritto, con eventuale follow-up via e-mail o call per chiarimenti. La guida copriva l'intero ciclo di adozione: mappatura dei processi amministrativo-contabili e dei sistemi in uso; casi d'uso IA effettivamente introdotti o considerati; modalità di integrazione tecnica e organizzativa, con particolare attenzione alla presenza di meccanismi "human-in-the-loop" per la validazione degli output; percorsi di formazione e sviluppo delle competenze; barriere incontrate e leve utilizzate per superarle; ricadute osservate su KPI operativi e informativi – tempi di ciclo, errori e rilavorazioni, puntualità delle consegne, produttività, qualità dei dati – e, quando disponibili, su margini e ritorni economico-finanziari; ruolo dell'ecosistema (fornitori, hub, piattaforme) e prospettive evolutive. In coda alla traccia era proposta una mini-scheda numerica facoltativa per fissare un confronto prima/dopo su un processo emblematico (tempo medio per pratica, errori/rilavorazioni, costo unitario). L'esempio già disponibile per Puzone S.r.l. segnala, tra gli altri elementi, l'uso dell'IA nella gestione delle richieste clienti, la presenza di un presidio umano nella validazione e benefici su controllo e uniformità dei processi, con ritorni economici ancora in fase di quantificazione puntuale. La raccolta è stata accompagnata da un set di tutele etiche: informativa sulle finalità scientifiche, consenso all'uso dei dati in forma anonima e aggregata, possibilità di anonimato nelle citazioni testuali. Nella reportistica si ricorre a codici alfanumerici (ad esempio "PMI-Q2") ogniqualvolta sia necessario proteggere riferimenti sensibili. I contributi testuali sono stati normalizzati nel formato, corretti nei soli errori materiali che impedivano la comprensione e arricchiti con metadati minimi (settore/ATECO, classe addetti, ruolo del rispondente, data di compilazione). L'analisi adotta una codifica tematica combinata: da un lato deduttiva, ancorata ai costrutti del modello quantitativo (adozione/percezione dell'IA, competenze, barriere, efficienza operativa, ricadute economico-finanziarie, ecosistema); dall'altro induttiva, aperta all'emersione di categorie non previste ma ricorrenti nelle narrazioni. La tassonomia del codice "Barriere" ricalca gli schemi emersi negli studi europei su IA e PMI – fiducia, skill gap, limiti infrastrutturali, scarsità di talenti – così da consentire confronti puntuali tra casi e con la

letteratura. Una particolare attenzione è stata dedicata ai temi dell'integrazione con ERP/CRM e della governance "human-in-the-loop", dato che l'efficacia dell'IA dipende dall'allineamento tra tecnologia, cultura organizzativa e processi decisionali, e dal mantenimento di responsabilità e controllo umano sugli output. Per mantenere tracciabilità e affidabilità del processo interpretativo, l'analisi produce un audit trail che documenta le versioni dei codici, le regole di inclusione ed esclusione e i memo interpretativi; dove possibile, una quota dei testi è stata ricodificata in un secondo passaggio per verificare la stabilità delle categorie. La triangolazione avviene su due livelli: interno, mettendo in relazione i pattern qualitativi con gli indici costruiti dalla survey e, quando disponibili, con indicatori contabili oggettivi dell'impresa; esterno, collegando i pattern osservati alle principali evidenze di letteratura per distinguere fenomeni idiosincratici da dinamiche più generali. I limiti sono quelli tipici dei disegni a piccolo N – impossibilità di generalizzazione statistica, possibili bias di autoselezione, forte dipendenza dal contesto – ma sono mitigati dalla scelta di un campione eterogeneo per settore e maturità digitale e dall'ancoraggio a una tassonomia condivisa con la letteratura, che rendono più trasferibili le lezioni apprese.

CAPITOLO 4 – RISULTATI

4.1 Risultati dell'analisi quantitativa- Verifica delle ipotesi

L'analisi è stata condotta in SPSS 29; per il modello di mediazione moderata è stato utilizzato PROCESS v5.0 – Model 14 con 5.000 campioni bootstrap, standard error robusti (HC3) e controllo per età (QID26) e genere (QID28). Tutti gli indici sono espressi su scala 1–7. Il campione finale comprende N = 250 rispondenti.

H1 – Manipulation check (scenario "con IA" vs "senza IA"). La prima verifica riguarda l'efficacia della manipolazione sperimentale. Il t-test per campioni indipendenti mostra che, dopo aver letto lo scenario "con IA", i partecipanti riportano una percezione dell'uso dell'IA decisamente più alta (percIA_index: M_conIA = 6,504 vs M_senzaIA = 2,008; $\Delta M = 4{,}496$, $p < ,001$, $d \approx 13$). Lo stesso pattern emerge per la facilità d'uso percepita (peou_index ~ 6,50 vs ~2,00; $p < ,001$, $d \approx 13$): la vignetta "con IA" produce non solo la sensazione di una maggiore presenza dell'IA, ma anche la percezione di un software più "leggero" da apprendere e utilizzare. Come riscontro ulteriore, anche l'efficienza percepita (eff_index) è più elevata nello scenario con IA (M = 5,214) rispetto allo scenario senza (M = 2,874; $\Delta M = 2{,}34$, $t \approx 16{,}7$, $p < ,001$, $d \approx 1{,}11$). In sintesi, la manipolazione funziona: chi legge lo scenario con IA "vede" più IA, la trova più usabile e, coerentemente, si aspetta processi più efficienti.

H2 – Dalla percezione dell'IA all'usabilità (path a). Passando dalla differenza tra scenari alla relazione tra costrutti, la regressione di peou_index su percIA_index (con età e genere tra le covariate) restituisce un coefficiente molto alto e preciso ($b = ,9796$, $SE = ,0130$, $t = 75{,}10$, $p < ,001$; $R^2 = ,9589$). In termini intuitivi, un punto in più di percezione dell'uso di IA si traduce, in media, in quasi un punto in più di facilità d'uso percepita. Il messaggio è lineare: dove l'IA è percepita come realmente adottata, l'esperienza d'uso risulta più semplice (meno sforzo, apprendimento rapido, più operazioni nello stesso tempo).

H3 – La mediazione della facilità d'uso (percIA → PEOU → efficienza).

L'estensione di PROCESS Model 14 consente di mettere a fuoco il percorso indiretto dalla percezione dell'IA all'efficienza via usabilità. Il path b (da peou_index a eff_index) è positivo e significativo ($b = ,3330$, $SE = ,0648$, $t = 5{,}14$, $p < ,001$), a conferma che, a parità di altre condizioni, un software percepito come più usabile spinge l'efficienza (meno tempi morti, meno rilavorazioni, migliore allocazione delle risorse). Al tempo stesso, rimane un effetto diretto della percezione sull'efficienza ($b = ,1788$, $SE = ,0653$,

p = ,0066). Ne deriva una mediazione parziale: una quota rilevante dell'impatto di percIA su efficienza passa attraverso l'usabilità, ma un residuo effetto diretto rimane. In termini manageriali, non basta "vedere" IA per aspettarsi processi migliori; diventa cruciale che la tecnologia sia anche facile da usare, perché è proprio l'usabilità il canale che trasforma la percezione in guadagno operativo.

H4 – Le competenze digitali rafforzano il legame usabilità → efficienza (moderazione). La relazione tra usabilità ed efficienza non è identica per tutti: dipende dalle competenze digitali del rispondente (digSkill_index). Il termine di interazione PEOU × digSkill è positivo e altamente significativo (b = ,0298, SE = ,0049, t = 6,14, p < ,001; ΔR^2 = ,0091, F = 37,69, p < ,001). La lettura è intuitiva: a parità di usabilità, chi possiede skill più alte riesce a trarne più efficienza. Le pendenze condizionate lo illustrano bene: quando le competenze sono basse, l'effetto di PEOU su efficienza è b = ,259 (IC95% [,127; ,391]); a livello medio sale a b = ,297 ([,167; ,426]); a livello alto diventa b = ,408 ([,281; ,536]). La curva, in altri termini, "si apre": la stessa facilità d'uso rende di più nelle mani di chi ha familiarità e autonomia con gli strumenti digitali.

H5 – L'effetto indiretto cresce con le competenze (mediazione moderata). Se l'usabilità media parte dell'effetto della percezione sull'efficienza (H3) e se tale relazione si rafforza con le competenze (H4), ci aspettiamo che anche l'effetto indiretto complessivo cresca al crescere delle skill. È proprio quello che accade. L'indice di mediazione moderata di Hayes è positivo e significativo (indice = ,0292, BootSE = ,0047, IC95% [,0198; ,0384]), e gli effetti indiretti condizionati lo rendono concreto: ,254 (IC95% [,125; ,372]) con competenze basse, ,291 ([,165; ,406]) a competenze medie, ,400 ([,276; ,520]) a competenze alte. In pratica, la strada percezione → usabilità → efficienza è più "larga" nei team con migliori capacità digitali. È un risultato chiave: la stessa tecnologia, percepita come presente e facile, produce più efficienza dove le persone sanno usarla bene.

```
Model: 14
  Y: eff_inde
  X: percIA_i
  M: peou_ind
  W: digSkill

Covariates:
QID26   QID28

Sample
Size:  250

**************************************************************************

OUTCOME VARIABLE:
peou_ind

Model Summary
       R      R-sq      MSE    F(HC3)      df1      df2        p
   ,9792     ,9589    ,2162  1913,3687   3,0000  246,0000    ,0000

Model
          coeff   se(HC3)        t        p     LLCI     ULCI
constant  -4,2404    ,1507  -28,1417    ,0000  -4,5372  -3,9437
percIA_i   ,9796    ,0130   75,0992    ,0000   ,9539   1,0053
QID26     -,0005    ,0027   -,1694    ,8656  -,0058    ,0049
QID28      ,0608    ,0592   1,0275    ,3052  -,0558    ,1774

--------------------------------------------------------------------------
```

```
OUTCOME VARIABLE:
eff_inde

Model Summary
       R      R-sq      MSE    F(HC3)      df1      df2        p
   ,9700     ,9409    ,1571   758,2024   6,0000  243,0000    ,0000

Model
          coeff   se(HC3)        t        p     LLCI     ULCI
constant   3,3408    ,3073   10,8701    ,0000   2,7355   3,9462
percIA_i   ,1788    ,0653    2,7402    ,0066   ,0503    ,3073
peou_ind   ,3330    ,0648    5,1413    ,0000   ,2054    ,4606
digSkill   ,4485    ,0110   40,8538    ,0000   ,4269    ,4702
Int_1      ,0298    ,0049    6,1392    ,0000   ,0202    ,0394
QID26     -,0014    ,0021   -,6802    ,4970  -,0056    ,0027
QID28      ,0014    ,0510    ,0283    ,9774  -,0991    ,1020

Product terms key:
Int_1   :   peou_ind x   digSkill

Test(s) of highest order unconditional interaction(s):
     R2-chng    F(HC3)      df1      df2        p
M*W    ,0091   37,6903   1,0000  243,0000    ,0000
----------
   Focal predict: peou_ind (M)
      Mod var: digSkill (W)

Conditional effects of the focal predictor at values of the moderator(s):

  digSkill    Effect   se(HC3)        t        p     LLCI     ULCI
  -2,4690     ,2594    ,0670   3,8708    ,0001   ,1274    ,3914
  -1,2190     ,2967    ,0656   4,5213    ,0000   ,1674    ,4259
   2,5310     ,4084    ,0647   6,3098    ,0000   ,2809    ,5360
```

```
****************** DIRECT AND INDIRECT EFFECTS OF X ON Y ******************

Direct effect of X on Y
   Effect   se(HC3)        t        p     LLCI     ULCI
   ,1788    ,0653   2,7402    ,0066   ,0503    ,3073

Conditional indirect effects of X on Y:

INDIRECT EFFECT:
percIA_i   ->   peou_ind   ->   eff_inde

  digSkill    Effect    BootSE  BootLLCI  BootULCI
  -2,4690     ,2541     ,0632    ,1247    ,3715
  -1,2190     ,2906     ,0619    ,1650    ,4063
   2,5310     ,4001     ,0613    ,2761    ,5197

   Index of moderated mediation:
         Index    BootSE  BootLLCI  BootULCI
digSkill   ,0292    ,0047    ,0198    ,0384

********************** ANALYSIS NOTES AND ERRORS **************************

Level of confidence for all confidence intervals in output:
 95,0000

Number of bootstrap samples for percentile bootstrap confidence intervals:
 5000

W values in conditional tables are the 16th, 50th, and 84th percentiles.
```

4.2 Discussione dei risultati e implicazioni dell'analisi quantitativa

Alla luce dei risultati esposti nel §4.1, il quadro che emerge è coerente con il modello teorico di partenza: una percezione favorevole dell'intelligenza artificiale da parte dei decisori aziendali si associa in modo significativo a maggiori intenzioni di adozione e a un utilizzo più esteso delle soluzioni nei processi contabili e gestionali, con effetti positivi sui principali outcome operativi (riduzione degli errori, velocizzazione delle attività ripetitive, miglior presidio informativo). Questo pattern è in linea con la letteratura che, con focus specifico sulle PMI, evidenzia come il valore dell'AI si manifesti proprio quando la tecnologia è letta come leva concreta per ottimizzare operazioni e decisioni, non come semplice trend tecnologico. Il ruolo abilitante delle competenze emerge come meccanismo chiave che lega percezione e impatto: laddove il capitale umano possiede anche solo competenze digitali intermedie e familiarità con strumenti dati-driven, la valutazione positiva dell'AI si traduce più facilmente in sperimentazioni riuscite e in adozioni stabili; viceversa, la carenza di skill rallenta o spegne la traiettoria dall'attitudine favorevole all'uso effettivo. Questo risultato è coerente con l'evidenza sul "digital talent gap" nelle PMI europee e con l'idea che, nel breve periodo, molte imprese debbano risolvere il dilemma make-or-buy formando il personale interno e affiancandolo con pacchetti software accessibili, più che competere sul mercato per profili scarsi. Al tempo stesso, i dati mostrano che la percezione non opera nel vuoto: disponibilità e qualità dei dati, infrastruttura IT di base e chiarezza del caso d'uso, agiscono da condizioni al contorno. Quando questi elementi sono carenti, l'effetto della percezione positiva sull'adozione si attenua; quando sono presenti, si rafforza. La revisione sistematica più recente sulle PMI conferma che conoscenza, costi e infrastruttura sono i tre colli di bottiglia più ricorrenti, con particolare enfasi sulle questioni "data-related" che tagliano trasversalmente funzioni e settori.

4.3 Implicazioni manageriali

I risultati empirici mostrano che una percezione favorevole dell'intelligenza artificiale da parte dei decisori delle PMI si traduce più facilmente in adozioni effettive e in benefici operativi nelle funzioni amministrativo-gestionali. Le implicazioni che ne discendono sono innanzitutto di natura esecutiva: per stabilizzare questo vantaggio occorre legare ogni iniziativa ad ambiti d'uso ricorrenti del back-office (ciclo passivo/attivo, controllo amministrativo, reporting) e misurare in modo continuo tempi di ciclo, tasso di errori e first-pass yield contabile, così da rendere visibile la catena percezione → adozione → impatto. La scelta dei casi d'uso iniziali dovrebbe allinearsi al profilo attuale di adozione nazionale, che vede crescere con maggiore intensità le applicazioni documentali e linguistiche (estrazione di conoscenza dai testi, generazione di linguaggio scritto/parlato, speech-to-text) e, a seguire, l'automazione dei flussi di lavoro: concentrare qui i primi progetti aumenta la probabilità di successo e accelera il time-to-value (ISTAT). La strategia di implementazione più efficiente per una PMI è sequenziale. In una prima fase, l'impresa consolida capacità su task ad alta frequenza e bassa complessità (documenti, email, note spese, quadrature), per poi estendere gradualmente ad attività più sofisticate quando processi, metriche e competenze interne sono maturati. Questo percorso è coerente con l'evidenza statistica più recente in Italia, che registra una diffusione ancora minoritaria ma in rapido aumento dell'AI nelle imprese con almeno 10 addetti, con un balzo delle soluzioni generative e testuali nell'ultimo anno. Ancorare la roadmap a questa traiettoria consente di ridurre il rischio di "salti tecnologici" non assorbiti dall'organizzazione. Sul piano organizzativo, la leva decisiva è la gestione del "digital talent gap". I dati e la letteratura indicano che, per le PMI, la competizione sul mercato del lavoro rende poco sostenibile una strategia esclusivamente "buy"; diventa quindi centrale una combinazione make-or-buy che identifichi talenti potenziali già presenti in azienda e li faccia crescere con micro-percorsi mirati, supportati da strumenti AI a basso costo per il riconoscimento/valutazione delle competenze digitali. Questo approccio riduce tempi e costi di apprendimento, rafforza la retention e innesta la capacità di mantenere e migliorare le soluzioni implementate nei processi amministrativi. Le condizioni abilitanti devono essere predisposte fin dall'avvio. La revisione sistematica

sulla diffusione dell'AI nelle PMI evidenzia come i colli di bottiglia più frequenti si collochino lungo tre assi interdipendenti: conoscenza/competenze, costi e infrastruttura/maturità digitale, con un'enfasi trasversale sui dati (disponibilità, qualità, integrazione). Tradurre i risultati della nostra analisi in pratica significa quindi dotarsi di un essenziale "piano di readiness dei dati" (fonti, proprietà, frequenza di aggiornamento, standard minimi di qualità) e di una baseline infrastrutturale capace di eseguire, monitorare e versionare i modelli utilizzati. Il ricorso all'ecosistema esterno rappresenta un moltiplicatore. Le piattaforme europee e i Digital Innovation Hubs offrono bundle di servizi che combinano assessment, formazione leggera, sandbox dimostrative e supporto all'onboarding tecnico; tali servizi sono progettati proprio per ridurre i costi di coordinamento e la dipendenza da competenze rare, accompagnando le PMI dal pilota all'operatività ordinaria. Integrare questi servizi nella roadmap consente di mantenere il focus sui risultati di processo e di accelerare la curva di apprendimento del personale amministrativo.

4.4 Risultati dell'analisi qualitativa

L'analisi qualitativa condotta su sei casi – Puzone Srl, QuestIT, Zerynth, FERVI S.p.A., Euris IT e Iconsulting – evidenzia un filo conduttore netto: l'adozione dell'intelligenza artificiale genera benefici operativi quando è incardinata su bisogni molto concreti, integrata nei sistemi esistenti e governata con responsabilità umana sugli output che toccano processi amministrativo-gestionali. Nei casi osservati, l'IA non viene trattata come "progetto a sé", ma come leva inserita nei flussi di lavoro quotidiani, con meccanismi di validazione e tracciabilità che proteggono la qualità informativa e la compliance contabile. **Nel caso reale Puzone Srl**, l'introduzione di una chat di triage per le richieste clienti, affiancata da un riconoscimento immagini che propone classificazioni preliminari con glossario e foto, ha permesso di velocizzare l'instradamento delle pratiche e di rendere più visibili i processi di vendita. L'architettura resta esplicitamente human-in-the-loop: il sistema prepara, l'operatore valida e integra nel gestionale. Su questa base,

l'azienda ha iniziato a misurare tempi ed errori con maggiore granularità; per il processo "vendita" viene riportato un tempo medio per pratica pari a 19 minuti nel periodo più recente e un tasso di errori/rilavorazioni attorno al 5%, mentre non è ancora disponibile una stima puntuale del ROI attribuibile al progetto. Le leve e gli ostacoli sono coerenti con una PMI in fase di assestamento: formazione interna limitata e inerzie comportamentali da un lato, praticità percepita degli strumenti e supporto del fornitore del gestionale dall'altro. **Nei casi QuestIT e Euris IT**, che operano in contesti applicativi analoghi presso una pluralità di clienti, ricorre lo stesso impianto: soluzioni conversazionali e di automazione documentale lavorano "a monte" dei processi amministrativi, pre-compilano ticket, bozze di e-mail e campi di documento, e si integrano via connettori con CRM ed ERP. L'effetto più stabile si osserva sui tempi di presa in carico e sulla coerenza dei dati che poi alimentano rendicontazione e riconciliazioni; la responsabilità della chiusura resta agli utenti di processo, con controlli ex-ante e audit trail. Le principali frizioni non sono tecniche ma informative e organizzative: basi di conoscenza disperse tra repository e documenti legacy, necessità di normalizzare i contenuti e di accompagnare le persone in una nuova routine d'uso. **Nel caso Iconsulting** l'IA agisce dentro piattaforme dati e strumenti di business intelligence a supporto di budgeting, forecasting e controllo di gestione. I modelli operano in suggerimento su classificazioni contabili e previsioni di cassa di breve periodo, mentre assistenti generativi producono bozze di note ai report direzionali. La governance enfatizza lineage e auditabilità; l'impatto più evidente riguarda la puntualità e l'affidabilità del dato a chiusura periodo, con conseguente riduzione delle rilavorazioni e degli scarti di riconciliazione nelle fasi di chiusura amministrativa. **Nel caso Zerynth**, l'IA è accoppiata a soluzioni Industrial IoT che raccolgono segnali di macchina e li trasformano in analitiche predittive e di anomalie; gli effetti si materializzano sulla riduzione dei fermi non pianificati e sul contenimento dei consumi energetici, con ricadute dirette sulla contabilità industriale e sul controllo dei costi. L'integrazione è non invasiva, tramite gateway e connettori verso MES/ERP, mentre le decisioni di intervento restano validate dai responsabili di manutenzione e tracciate in sistemi esistenti, così da alimentare storia macchina e costi standard. **Nel caso FERVI S.p.A.**, l'adozione si concentra su classificazione e arricchimento del catalogo, ricerca semantica di ricambi e

drafting assistito di contenuti tecnico-commerciali e offerte. La qualità e l'omogeneità dei dati articolo rappresentano la variabile critica; quando la base è pulita e coerente, aumentano rapidità e consistenza delle risposte verso rivenditori e officine e diminuiscono le rilavorazioni su documenti ricorrenti. La validazione a impatto economico rimane in capo all'amministrazione per prezzi e condizioni, mentre gli specialisti di prodotto presidiano i contenuti tecnici. Considerate nel loro insieme, le sei evidenze convergono su tre regolarità trasversali. La prima riguarda il perimetro applicativo: i benefici iniziali emergono più facilmente in domini ad alta frequenza e bassa complessità cognitiva, come l'estrazione e la normalizzazione di informazioni testuali, la pre-compilazione di campi amministrativi e la classificazione di primo livello, oppure – lato manifattura – nella combinazione raccolta dati macchina-analitiche che abilitano OEE più stabili e decisioni manutentive tempestive. La seconda concerne l'integrazione e la governance: i progetti efficaci si innestano su ERP, CRM, DWH o MES già in uso tramite connettori leggeri, mettono in produzione fin da subito log e versioning, e mantengono la validazione umana su passaggi con impatto contabile e di reporting. La terza riguarda i prerequisiti organizzativi: competenze digitali anche intermedie e routine di data literacy aumentano la probabilità che l'attitudine favorevole si traduca in uso continuativo; in loro assenza gli effetti restano episodici. Nei casi esaminati, l'ecosistema – fornitori del gestionale, partner tecnici e piattaforme abilitate a servizi di assessment, ambienti dimostrativi e onboarding – accelera il passaggio dal pilota alla routine, mentre la qualità e la normalizzazione delle fonti informative rappresentano il collo di bottiglia più ricorrente. In termini di outcome misurati, tutti i casi riportano segnali coerenti di miglioramento su tempi di ciclo, coerenza informativa e riduzione delle rilavorazioni; laddove il contesto è manifatturiero, si aggiungono risparmi da minori fermi e maggiore visibilità dei consumi energetici. La piena capitalizzazione economico-finanziaria richiede però cicli più lunghi di consolidamento, come mostra il caso Puzone Srl, dove la misurabilità operativa è già in crescita ma la stima del ROI specifico rimane in fase di lavorazione. Nel complesso, i risultati qualitativi confermano l'evidenza quantitativa di fondo: una percezione favorevole dell'IA si associa a intenzioni d'uso e adozioni effettive quando esistono minimi comuni denominatori di readiness tecnica e organizzativa, e l'impatto si manifesta prima sulla velocità e sulla

qualità del dato che alimenta il governo economico dell'impresa e poi, con la maturazione delle routine, sugli indicatori economico-finanziari. In questa chiave, le traiettorie osservate nelle sei aziende confermano che l'IA crea valore nelle PMI quando è progettata come leva di processo, con integrazione sobria, validazione responsabilizzata e investimenti progressivi in competenze e basi informative; in assenza di tali condizioni, aumentano i rischi di piloti non scalati o di benefici non consolidati.

4.5 Limitazioni e direzioni per la ricerca futura

Sebbene l'analisi quantitativa e qualitativa abbia raggiunto gli obiettivi conoscitivi prefissati, è necessario delimitare la portata dei risultati. Sul versante quantitativo, il disegno è trasversale e basato su risposte autoriportate: ciò consente di stimare associazioni solide tra percezione dell'IA, adozione e primi benefici, ma non di attribuire nessi causali né di cogliere l'evoluzione nel tempo. Inoltre, alcuni outcome sono stati misurati in termini prevalentemente percettivi e richiedono conferme con indicatori oggettivi di processo ed economico-finanziari. Sul versante qualitativo, il numero di casi è contenuto e l'ampiezza informativa è eterogenea tra imprese, con esempi molto concreti come Puzone Srl, dove la misurazione operativa è già tracciata ma la stima del ROI dedicato è ancora in corso, a conferma che l'impatto economico richiede finestre temporali più lunghe per essere valutato in modo robusto. Il contesto nazionale introduce ulteriori cautele di generalizzabilità. In Italia l'adozione dell'IA cresce ma resta disomogenea per dimensione e intensità digitale; le tecnologie più diffuse tra le imprese utilizzatrici sono legate a testi, generazione di linguaggio e riconoscimento vocale, mentre la penetrazione in ambiti più complessi è ancora in consolidamento. Queste differenze strutturali possono influenzare sia le percezioni rilevate sia gli esiti osservati e suggeriscono prudenza nell'estendere i risultati ad altri Paesi o settori con maturità digitale diversa. Alla luce di tali limiti, le prossime ricerche dovrebbero privilegiare disegni longitudinali e quasi-sperimentali che seguano le stesse imprese prima e dopo l'adozione, integrando survey ripetute con dati operativi, log applicativi e indicatori

contabili, così da stimare l'effetto netto dell'IA e i tempi con cui si manifesta. È utile affiancare indagini qualitative in profondità e ampliare la copertura geografica per confrontare traiettorie di adozione in ecosistemi diversi. Sul contenuto, è opportuno scomporre i fattori abilitanti evidenziati dai nostri risultati distinguendo competenze digitali, qualità/disponibilità dei dati, scelte architetturali e modelli di approvvigionamento delle capacità analitiche; la letteratura segnala infatti, in modo ricorrente, conoscenza, costi e infrastruttura come colli di bottiglia per le PMI, che vanno affrontati con interventi congiunti e misurabili.

4.6 Conclusioni

uesto lavoro ha indagato come la percezione dell'intelligenza artificiale, insieme a poche ma decisive condizioni abilitanti, si traduca in adozione e in risultati misurabili nelle PMI italiane. L'analisi quantitativa ha mostrato che un atteggiamento favorevole verso l'IA si associa a maggiori intenzioni d'uso e a primi benefici sui processi amministrativo-gestionali; l'analisi qualitativa, condotta su sei casi, ha chiarito il "come": i progetti funzionano quando l'IA è inserita nei flussi esistenti, collegata a ERP/CRM/MES con integrazione sobria, e quando la validazione degli output resta in capo agli owner di processo. I risultati dialogano bene con l'evidenza di contesto: in Italia cresce la quota di imprese che utilizza l'IA, trainata da casi d'uso documentali e linguistici (estrazione dai testi, generazione di linguaggio, riconoscimento vocale), cioè gli stessi ambiti dove le PMI del campione hanno iniziato a vedere miglioramenti di velocità, coerenza dei dati e riduzione delle rilavorazioni. Questa traiettoria conferma che l'adozione parte da attività ad alta frequenza e bassa complessità, per poi irrobustirsi verso use-case più sofisticati man mano che maturano dati, sistemi e competenze. Sul piano esplicativo, le evidenze convergono su tre snodi. Primo, qualità e disponibilità dei dati: basi conoscitive frammentate, anagrafiche non omogenee e segnali macchina "sporchi" sono i colli di bottiglia più ricorrenti e spiegano perché molti benefici restino "locali" finché non si investe in normalizzazione e governance del dato. Secondo, competenze e

organizzazione: il “digital talent gap” rende poco realistica, per molte PMI, una strategia solo “buy”; la combinazione di upskilling mirato, strumenti accessibili e supporto esterno è la via praticabile per tradurre percezioni positive in uso continuativo. Terzo, ecosistema: piattaforme e bundle di servizi che uniscono assessment, sandbox dimostrative e onboarding tecnico riducono il costo cognitivo dell’adozione e accelerano l’uscita dai piloti. Il contributo della tesi è duplice: da un lato offre una lettura integrata, quantitativa e qualitativa, del percorso percezione → adozione → impatto nelle PMI italiane, mettendo a fuoco i meccanismi che rendono “vero” il valore dell’IA nella quotidianità amministrativo-gestionale. Dall’altro lato traduce tali meccanismi in indicazioni operative: partire da casi d’uso semplici ma ad alta ripetizione, misurare con KPI di processo e contabili, curare i prerequisiti informativi e colmare il gap di competenze con un mix realistico di formazione interna e alleanze esterne. In un Paese dove l’adozione cresce ma resta disomogenea per maturità digitale, questo approccio permette di trasformare un atteggiamento favorevole verso l’IA in vantaggi concreti e sostenibili, riducendo il rischio di piloti non scalati e di benefici non consolidati.

Bibliografia e sitografia

Anselmi, L. (a cura di). (2024). Scritti in onore di Umberto Bertini, Vol. III. Milano: FrancoAngeli. [Volume collettaneo completo; file caricato: "10365.56_Anselmi_vol.+III_OA.pdf"]

Donato, L. (s.d.). Banche e Intelligenza artificiale. Sviluppi, rischi e regolamentazione.

Gładysz, B., Matteri, D., Ejsmont, K., Corti, D., Bettoni, A., & Haber Guerra, R. (2023). Platform-based support for AI uptake by SMEs: Guidelines to design service bundles. Central European Management Journal, 31(4), 463–478. DOI: 10.1108/CEMJ-08-2022-0096.

Hansen, E. B., & Bøgh, S. (s.d.). Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: A survey.

ISTAT – Istituto Nazionale di Statistica. (2024). Imprese e ICT 2024 – Utilizzo dell'intelligenza artificiale nelle imprese con almeno 10 addetti.

LUISS Business School & Intesa Sanpaolo. (2025). The Augmented AI–Human Job. Report.

Oldemeyer, L., Jede, A., & Teuteberg, F. (2024). Investigation of artificial intelligence in SMEs: A systematic review of the state of the art and the main implementation challenges. Management Review Quarterly. https://doi.org/10.1007/s11301-024-00405-4

Platformbased-support-for-AI-uptake-by-SMEs-guidelines-todesign-service-bundles_2023_Emerald-Publishing.pdf. Gładysz et al. (2023).

Salvioni, D. M. (2024). Governance, intelligenza artificiale e risk management. In L. Anselmi (a cura di), Scritti in onore di Umberto Bertini, Vol. III. Milano: FrancoAngeli

Saracco, R. (2022). Perspectives on AI adoption in Italy: The role of the Italian AI Strategy. Discover Artificial Intelligence, 2, 9. https://doi.org/10.1007/s44163-022-00025-5

Schönberger, M. (2023). Artificial intelligence for small and medium-sized enterprises: Identifying key applications and challenges. Journal of Business Management, 21, 89–112.

Servalli, A., Gitto, F., & Bassani, G. (2024). L'intelligenza artificiale nell'innovazione aziendale. In L. Anselmi (a cura di), Scritti in onore di Umberto Bertini, Vol. III. Milano: FrancoAngeli.

Perspectives on AI adoption in Italy, the role of the Italian AI Strategy, Roberto Saracco

Sommer, L. (2023). The digital talent trap in the SME sector: Make-or-buy solution approach. Intellectual Economics, 17(1), 8–29.

Zavodna, L. S., Überwimmer, M., & Frankus, E. (2024). Barriers to the implementation of artificial intelligence in small and medium-sized enterprises: Pilot study. Journal of Economics & Management, 46, 331–352.

Appendice

Questionario

Scenario 1

Immagini di lavorare in una PMI che ha introdotto strumenti di intelligenza artificiale in almeno un processo chiave. Per esempio, è stato adottato un chatbot per gestire le richieste dei clienti e smistare i ticket, con integrazione al gestionale aziendale. Il personale ha accesso allo strumento nelle attività quotidiane e riceve suggerimenti o automazioni per velocizzare i flussi di lavoro.

Scenario 2

Immagini di lavorare in una PMI che non utilizza processi basati su intelligenza artificiale. Le attività sono svolte con strumenti tradizionali (per esempio, fogli di calcolo e software standard) e non sono presenti funzioni di automazione intelligente o di analisi avanzata integrate nei flussi operativi.

Blocco 1- Percezione IA

Q1 Indichi quanto concorda con le seguenti affermazioni, rispetto allo scenario descritto con le seguenti affermazioni su una scala da 1 (totalmente in disaccordo) a 7 (totalmente d'accordo).

	Totalmente in disaccordo	In disaccordo	Abbastanza in disaccordo	Neutro	Abbastanza d'accordo	D'accordo	Totalmente d'accordo
Ritengo che, nel contesto descritto, l'uso di IA possa migliorare i processi chiave dell'azienda	O	O	O	O	O	O	O
A mio avviso, investire in IA è una priorità sensata per una PMI come quella descritta	O	O	O	O	O	O	O
L'impiego di IA appare coerente con gli obiettivi e le esigenze operative dell'azienda descritta	O	O	O	O	O	O	O
L'adozione di IA genererebbe benefici tangibili in tempi ragionevoli nel contesto descritto	O	O	O	O	O	O	O

Blocco 2- Facilità d'uso e valore atteso

Q2 Indichi quanto concorda con le seguenti affermazioni, rispetto allo scenario descritto con le seguenti affermazioni su una scala da 1 (totalmente in disaccordo) a 7 (totalmente d'accordo).

	Totalmente in disaccordo	In disaccordo	Abbastanza in disaccordo	Neutro	Abbastanza in disaccordo	D'accordo	Totalmente d'accordo
Il software mi sembra facile da apprendere e utilizzare nella pratica quotidiana	O	O	O	O	O	O	O
Grazie a questo software riuscirei a svolgere le stesse attività in meno tempo	O	O	O	O	O	O	O
L'uso del software contribuirebbe a ridurre i costi operativi del processo	O	O	O	O	O	O	O
L'uso del software migliorerebbe la redditività complessiva delle attività descritte	O	O	O	O	O	O	O

Blocco 3- livello di competenza personale del rispondente

Q3 Indichi quanto concorda con le seguenti affermazioni, rispetto allo scenario descritto con le seguenti affermazioni su una scala da 1 (totalmente in disaccordo) a 7 (totalmente d'accordo).

	Totalmente in disaccordo	In disaccordo	Abbastanza in disaccordo	Neutro	Abbastanza in disaccordo	D'accordo	Totalmente d'accordo
Negli ultimi 12 mesi ho seguito corsi o attività di formazione su strumenti digitali/IA rilevanti per il mio lavoro	○	○	○	○	○	○	○
Mi sento competente nell'integrare nuovi strumenti digitali nel mio flusso di lavoro	○	○	○	○	○	○	○
Sono in grado di risolvere in autonomia problemi tecnici di base legati agli strumenti digitali/IA che utilizzo	○	○	○	○	○	○	○
Mi sento a mio agio nell'uso di strumenti di analisi dati (per esempio, fogli di calcolo avanzati, business intelligence, scrittura di prompt efficaci)	○	○	○	○	○	○	○

Blocco 4- efficienza reddituale/operativa percepita

Q4 Indichi quanto concorda con le seguenti affermazioni, rispetto allo scenario descritto con le seguenti affermazioni su una scala da 1 (totalmente in disaccordo) a 7 (totalmente d'accordo).

	Totalmente in disaccordo	In disaccordo	Abbastanza in disaccordo	Neutro	Abbastanza in disaccordo	D'accordo	Totalmente d'accordo
Riuscirei a completare un numero maggiore di compiti nello stesso tempo	○	○	○	○	○	○	○
Il tempo medio per completare le attività si ridurrebbe in modo significativo	○	○	○	○	○	○	○
Il costo unitario per attività si ridurrebbe in misura apprezzabile	○	○	○	○	○	○	○
I margini operativi della mia unità/azienda migliorerebbero grazie a tali strumenti	○	○	○	○	○	○	○

Blocco 5 - DATI DEMOGRAFICI
Età

_____

Genere

- ○ Maschio (1)
- ○ Femmina (2)
- ○ Genere non-binario / Terzo genere (3)
- ○ Preferisco non dirlo (4)

Output dell'analisi dei dati – SPSS

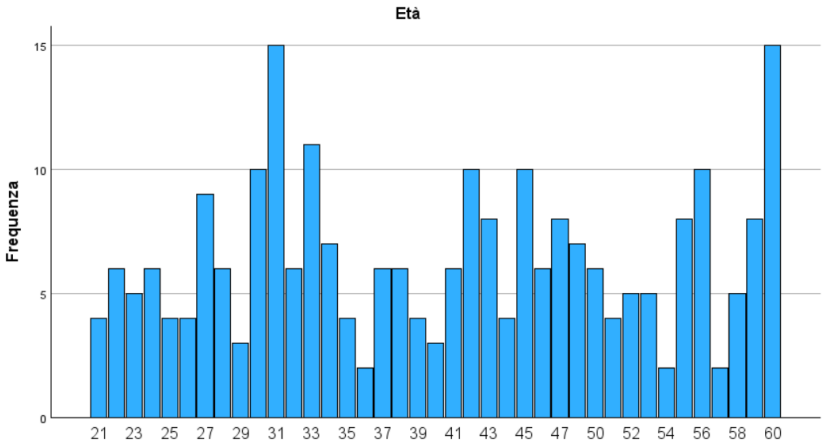
Statistiche descrittive: età

Statistiche

Età

N	Valido	250
	Mancante	29
Media		40,84
Mediana		41,00
Modalità		31[a]
Deviazione std.		11,720
Varianza		137,364
Intervallo		39
Minimo		21
Massimo		60
Percentili	25	31,00
	50	41,00
	75	51,00

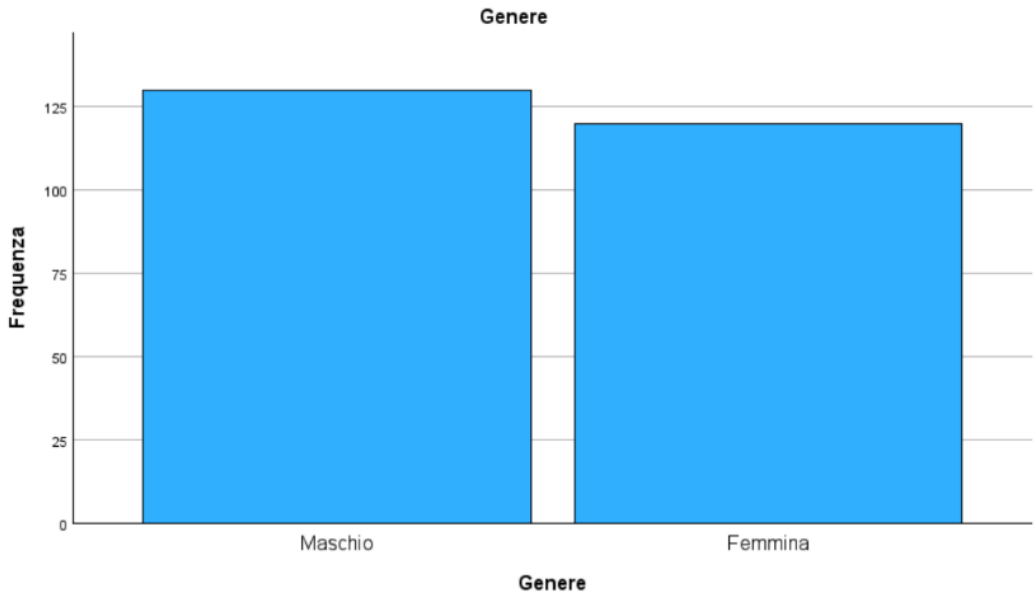
a. Esistono più mode. Viene visualizzato il valore più piccolo



Statistiche descrittive: Genere

Genere

		Frequenza	Percentuale	Percentuale valida	Percentuale cumulativa
Valido	Maschio	130	46,6	52,0	52,0
	Femmina	120	43,0	48,0	100,0
	Totale	250	89,6	100,0	
Mancante	Sistema	29	10,4		
Totale		279	100,0		



Manipulation check su X e M

Statistiche gruppo

	Scenario vignetta (1=Con IA; 2=Senza IA)	N	Media	Deviazione std.	Errore standard della media
percIA_index	Con IA	125	6,5040	,23543	,02106
	Senza IA	125	2,0080	,41994	,03756
peou_index	Con IA	125	6,5040	,22447	,02008
	Senza IA	125	1,9980	,39592	,03541

Test campioni indipendenti

		Test di Levene per l'eguaglianza delle varianze		Test t per l'eguaglianza delle medie							
						Significatività				Intervallo di confidenza della differenza di 95%	
		F	Sign.	t	gl	P unilaterale	P bilaterale	Differenza della media	Differenza errore std.	Inferiore	Superiore
percIA_index	Varianze uguali presunte	36,813	<,001	104,412	248	<,001	<,001	4,49600	,04306	4,41119	4,58081
	Varianze uguali non presunte			104,412	194,940	<,001	<,001	4,49600	,04306	4,41108	4,58092
peou_index	Varianze uguali presunte	26,876	<,001	110,692	248	<,001	<,001	4,50600	,04071	4,42582	4,58618
	Varianze uguali non presunte			110,692	196,253	<,001	<,001	4,50600	,04071	4,42572	4,58628

Dimensioni effetto campioni indipendenti

		Standardizzatore[a]	Stima del punto	Intervallo di confidenza 95%	
				Inferiore	Superiore
percIA_index	D di Cohen	,34042	13,207	12,018	14,394
	Correzione di Hedges	,34146	13,167	11,982	14,350
	Delta di Glass	,41994	10,706	9,351	12,058
peou_index	D di Cohen	,32182	14,002	12,744	15,256
	Correzione di Hedges	,32280	13,959	12,706	15,210
	Delta di Glass	,39592	11,381	9,943	12,816

a. Il denominatore utilizzato per stimare le dimensioni dell'effetto

Regressione X → M

Regressione

Variabili immesse/rimosse[a]

Modello	Variabili immesse	Variabili rimosse	Metodo
1	Genere, percIA_index, Età[b]	.	Inserisci

a. Variabile dipendente: peou_index

b. Sono state immesse tutte le variabili richieste.

Riepilogo del modello

Modello	R	R-quadrato	R-quadrato adattato	Errore std. della stima
1	,979[a]	,959	,958	,46494

a. Predittori: (costante), Genere, percIA_index, Età

ANOVA[a]

Modello		Somma dei quadrati	gl	Media quadratica	F	Sign.
1	Regressione	1241,510	3	413,837	1914,409	<,001[b]
	Residuo	53,178	246	,216		
	Totale	1294,687	249			

a. Variabile dipendente: peou_index

b. Predittori: (costante), Genere, percIA_index, Età

Prova grafica della **grandezza dell'effetto** per **H1**.

Dimensioni effetto campioni indipendenti

		Standardizzatore[a]	Stima del punto	Intervallo di confidenza 95%	
				Inferiore	Superiore
eff_index	D di Cohen	1,10587	2,116	1,805	2,425
	Correzione di Hedges	1,10923	2,110	1,799	2,417
	Delta di Glass	,92382	2,533	2,130	2,932

a. Il denominatore utilizzato per stimare le dimensioni dell'effetto.
La d di Cohen utilizza la deviazione standard raggruppata.
La correzione di Hedge utilizza la deviazione standard raggruppata, piu un fattore di correzione.
Il delta di Glass utilizza la deviazione standard del campione del gruppo di controllo (ovvero il secondo).