



L'IA nel mercato del lavoro italiano

**Professioni, modelli di adozione e la
sfida della formazione**



**Politecnico
di Torino**

A cura di:

Stefano Sacchi, Gregorio Buzzelli, Costanza Gagliesi,
Paolo Neirotti, Danilo Pesce

Revisione editoriale e impaginazione:

Ettore Russo, Matteo Malaraggia

Rapporto finale per il progetto di ricerca svolto dal Dipartimento di
Ingegneria Gestionale e della Produzione in collaborazione con il
Politecnico di Torino su incarico di Anitec-Assinform

Aprile 2026

Le informazioni contenute in questo studio sono di proprietà di Anitec-Assinform e dei partner di ricerca che hanno contribuito. Quest'opera è rilasciata al pubblico sotto licenza Creative Commons Attribuzione - Non commerciale - Non opere derivate 4.0 Internazionale (CC BY-NC-ND 4.0).



Indice

Executive summary	5
Capitolo 1. Intelligenza Artificiale e lavoro: una rassegna della letteratura	10
1.1. Introduzione	11
1.2. IA, lavoro e mansioni: framework teorico e prime evidenze	13
1.2.1. L'automazione prima dell'IA: il ruolo delle mansioni	14
1.2.2. L'impatto occupazionale dell'IA: the jury is still out	15
1.2.3. Prime evidenze e conclusioni	17
1.3. IA e processi organizzativi: fattori abilitanti e cambiamenti strutturali	22
1.3.1. Fattori organizzativi abilitanti	22
1.3.1.1. Conoscenza della tecnologia, del contesto, del personale e dei compiti	23
1.3.1.2. Condizioni organizzative	24
1.3.1.3. Caratteristiche individuali	25
1.3.2. IA e produttività del lavoro	27
1.3.3. IA, diffusione della conoscenza e decentralizzazione	27
1.3.4. L'IA nell'organizzazione aziendale: prime conclusioni	28
1.4. L'IA in Italia: tra ritardi ed opportunità	29
1.4.1. L'IA nelle imprese italiane	31
1.4.2. L'impatto dell'IA sul mercato del lavoro italiano	37
1.4.2.1. Impatto dell'IA su occupazione e salari: prime stime ed evidenze dall'Italia	37
1.4.2.2. IA generativa e produttività del lavoro	40
1.4.2.3. IA generativa e nuove richieste del mercato del lavoro	41
1.4.3. Drivers, preoccupazioni e best practice	44
1.4.4. Piccole e Medie Imprese	45
1.4.4.1. Ritardi delle PMI nell'innovazione	45
1.4.4.2. Le PMI italiane: tra limiti finanziari e formativi	46
1.4.5. L'IA secondo gli italiani: evidenze da un sondaggio d'opinione	48
1.4.6. Conclusioni	57
1.5. Conclusioni: i prossimi passi dell'agenda di ricerca sull'IA	58
Capitolo 2. Quale adozione dell'Intelligenza Artificiale nelle grandi imprese italiane? Evidenze da otto casi di studio	61
2.1. Introduzione	62
2.2. Gli usi dell'IA secondo le dimensioni di analisi rilevanti	62
2.3 I casi analizzati	64
2.4 Gli impatti sulle competenze	71
2.4.1. Come cambia la forza lavoro: nuove mansioni e competenze	71
2.4.2. Modelli formativi e sviluppo organizzativo delle competenze	72

Indice

2.5. Le questioni rilevanti	74
2.5.1. Essendo una tecnologia general purpose, l'uso dell'IA si diffonde anche in settori tradizionalmente low-tech	74
2.5.2. L'adozione dell'IA si innesta su logiche gestionali operative consolidate, piuttosto che introdurre innovazioni radicali	75
2.5.3. Gli usi dell'IA sono più probabili in contesti ad alta complessità organizzativa, di prodotto e di ambiente competitivo	76
2.5.4. Le logiche di augmentation tendono a prevalere su quelle di mera automazione	76
2.5.5. L'offerta IA si segmenta tra "pacchettizzazione", system integration, e progetti custom per usi sperimentali	77
2.5.6. Emergono due traiettorie generali di formazione: la formazione continua per manager e specialisti di dominio e quella iper-specialistica per i data scientist	78
2.5.7. La diffusione dell'IA può aumentare i divari competitivi interni ai settori	79
2.6. Conclusioni	79
Capitolo 3. Formazione e IA. L'ecosistema italiano della formazione e le proposte di policy possibili	82
3.1. Introduzione	83
3.2. L'ecosistema della formazione IA in Italia	87
3.3. La formazione per l'IA: contenuti e metodologie	92
3.4. Proposte di policy	95
Bibliografia	102
Appendice	118
Allegato 1 – Survey preliminare	119
Allegato 2 – Protocollo interviste semi-strutturate (Capitolo 2)	122
Allegato 3 – Tecnologie e ambiti di applicazione	124
Allegato 4 – Citazioni esemplificative	132
Allegato 5 – Protocollo interviste in profondità (Capitolo 3)	146

A close-up, artistic photograph of a hand holding a stack of coins. The image is rendered in a dark, monochromatic blue color scheme with high contrast, giving it a stylized, almost graphic appearance. The hand is positioned at the top, with fingers gripping the top of the stack. The coins are stacked vertically, with their edges and some faces visible. The lighting creates strong highlights and deep shadows, emphasizing the textures of the skin and the metallic surfaces of the coins.

Executive Summary

Il rapporto è il risultato della collaborazione tra **Anitec-Assinform e il Politecnico di Torino** (Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione) e analizza l'impatto dell'intelligenza artificiale (IA) su imprese e mercato del lavoro in Italia, con particolare attenzione alle trasformazioni delle competenze e ai sistemi di formazione.

Il lavoro si articola in tre parti: **una rassegna della letteratura e dei dati disponibili per il caso italiano; un'analisi qualitativa su imprese pioniere nell'adozione dell'IA; e un'indagine sugli attori chiave dell'ecosistema formativo.**

Sulla base di queste evidenze, il rapporto formula alcune **raccomandazioni di policy** finalizzate ad accompagnare in modo equilibrato la transizione tecnologica. Di seguito si sintetizzano i principali risultati.

Il **Capitolo 1** ricostruisce il **dibattito scientifico sugli effetti dell'IA sul lavoro**, con riferimento sia alla struttura delle mansioni e delle competenze sia ai cambiamenti nei processi produttivi e organizzativi. La letteratura scientifica fa fuoco sull'esposizione delle mansioni all'automazione e sulle relazioni di complementarità tra lavoro umano e sistemi di IA.

Le professioni ad alto contenuto cognitivo, in particolare nei servizi, risultano più esposte all'utilizzo delle nuove tecnologie, ma con effetti differenziati. Le mansioni tecniche e creative guidate da obiettivi e parametri ben definiti possono essere soggette a rischi di sostituzione parziale, mentre le professioni che richiedono problem-solving creativo, capacità di astrazione e competenze relazionali tendono a beneficiare di aumenti di produttività grazie all'uso dell'IA come strumento di supporto.

Accanto a questi effetti, la letteratura segnala la creazione di nuova occupazione qualificata, soprattutto nel settore IT, e opportunità di upskilling per lavoratori con livelli intermedi di istruzione, anche attraverso l'acquisizione di competenze emergenti come il prompt engineering. Le evidenze empiriche restano tuttavia limitate e invitano alla cautela: se alcuni studi mostrano **segnali positivi su occupazione e salari per i profili più esposti all'uso dell'IA**, analisi recenti evidenziano una **contrazione delle posizioni junior in ambito tecnico, creativo e di data analytics.**

La rassegna evidenzia inoltre come l'IA influisca sull'organizzazione delle imprese e sui processi decisionali. I risultati empirici disponibili indicano **guadagni di produttività diffusi**, con effetti più marcati per i lavoratori giovani e per le mansioni standardizzabili. Dal punto di vista organizzativo, l'introduzione dell'IA tende a favorire forme di **delayering manageriale** e una maggiore decentralizzazione delle decisioni, rafforzando pratiche di decision-making evidence-based.

Tali trasformazioni risultano tuttavia condizionate dalla capacità delle imprese di gestire i rischi legati a bias, qualità dei dati e governance degli algoritmi, elementi che rendono centrale il ruolo della formazione e delle competenze.

Con riferimento al caso italiano, i dati più recenti indicano un'accelerazione significativa nell'adozione dell'IA da parte delle imprese, con una quota di adottanti più che raddoppiata tra il 2024 e il 2025 (dal 8% al 16,4% delle imprese italiane). Nonostante ciò, permangono forti segmentazioni: l'adozione è più elevata tra le grandi imprese e rimane limitata tra le PMI, che scontano vincoli finanziari, carenze di competenze tecniche e manageriali, timori sulla gestione dei dati e incertezza regolatoria.

Il mercato delle competenze legate all'IA è in rapida espansione, con una crescita molto sostenuta delle vacancy, ma l'offerta di lavoro specializzato fatica a tenere il passo. Parallelamente, l'opinione pubblica italiana appare divisa tra aspettative positive e timori, richiedendo interventi di policy che combinino formazione, sostegno al reddito e regolazione.

Il **Capitolo 2** del rapporto presenta un'indagine qualitativa sull'adozione dell'intelligenza artificiale in **otto grandi imprese italiane** operanti in settori non-ICT, selezionate in quanto **pioniere** nell'integrazione di queste tecnologie. L'obiettivo è analizzare come l'IA venga incorporata nei processi aziendali, quali logiche strategiche ne guidino l'impiego e quali effetti produca sull'organizzazione del lavoro e sulle competenze.

L'analisi si basa su **interviste semi-strutturate** al management e adotta un impianto comparativo che consente di leggere i casi studio come configurazioni differenziate di adozione.

Il modello analitico si articola lungo due dimensioni principali. La prima riguarda **l'orientamento strategico dell'adozione**, distinguendo tra: (i) cambiamento locale, in cui l'IA è applicata a singole funzioni o attività senza incidere sull'assetto complessivo dei processi; (ii) cambiamento applicativo, caratterizzato dalla riorganizzazione di porzioni rilevanti dei processi produttivi o decisionali; e (iii) trasformazione sistemica, in cui l'IA è funzionale ad abilitare nuove capacità operative e strategiche sia a livello di impresa che di intera filiera. La seconda dimensione considera il **grado di integrazione dell'IA nei processi aziendali**, che varia da sperimentazioni pilota fino a una piena incorporazione nei processi core, con implicazioni in termini di governance, gestione dei dati e formazione. I casi analizzati mostrano come l'IA si stia diffondendo anche in settori tradizionalmente low-tech, confermandosi una **tecnologia general purpose**, ma con traiettorie fortemente dipendenti dal contesto organizzativo e da **logiche gestionali operative consolidate**. L'adozione dell'IA può accentuare i divari competitivi all'interno dei settori, favorendo le imprese con maggiore capacità di investimento, infrastruttura digitale e apertura alle collaborazioni scientifiche.

Non si osservano effetti di sostituzione netta della forza lavoro, ma una riorganizzazione dei ruoli e una

crescente domanda di profili ibridi capaci di interfacciarsi con gli algoritmi.

Sul piano delle competenze, le imprese seguono **due traiettorie formative: una specialistica per data scientist e una trasversale per manager e tecnici di dominio.**

Il **Capitolo 3** presenta un'indagine qualitativa sull'**ecosistema della formazione IA in Italia**, avvalendosi di una serie di **interviste in profondità rivolte a nove attori chiave** dell'intera filiera della formazione: vendor tecnologici, grandi player dei servizi per il lavoro e della formazione aziendale, e attori istituzionali.

L'indagine evidenzia come la formazione sia una leva abilitante cruciale per adottare l'intelligenza artificiale in modo efficace, ma descrive un ecosistema ancora **giovane, polarizzato e frammentato**. La domanda di formazione specifica sull'IA resta nel complesso limitata: molte imprese non riescono a tradurre l'attenzione generale verso l'IA in piani di adozione per funzioni concrete e, ancor più, in programmi strutturati di sviluppo delle competenze.

La capacità formativa è concentrata soprattutto nelle grandi e grandissime imprese e in pochi snodi (Academy, vendor globali, grandi provider HR). La maggior parte delle PMI, invece, si affida a percorsi "by product" offerti dai fornitori di tecnologie; solo una minoranza di aziende più dinamiche costruisce, con supporto esterno, percorsi verticali più avanzati.

Sul piano istituzionale, **il sistema appare composito e ricco di attori, ma privo di una regia capace di valorizzarne le complementarità**. Università e ITS Academy restano centrali per la formazione avanzata, ma devono prestare attenzione costante all'evoluzione dei curricula (in particolare nelle discipline STEM) così da essere costantemente aggiornati rispetto alla rapidità dell'evoluzione dell'IA.

In risposta, cresce la **collaborazione università-impresa** e si diffondono **Academy** congiunte e modelli più pratici (challenge, project work) come cerniera tra sapere accademico e fabbisogni aziendali. Competence Center, Digital Innovation Hub e PID potrebbero sostenere formazione e trasferimento tecnologico, ma risultano frammentati e poco visibili, soprattutto per le PMI.

I **finanziamenti pubblici** (Fondi interprofessionali, Fondo Nuove Competenze) sono importanti ma selettivi: l'accesso è **più agevole per le imprese grandi e strutturate**, che hanno capacità di programmazione e rendicontazione, mentre per le PMI l'utilizzo rimane sporadico. In questo contesto, provider privati e vendor suppliscono spesso al deficit di coordinamento e di flessibilità dei curricula finanziati, co-progettando percorsi con i clienti.

Alla luce delle evidenze emerse dall'analisi, si presentano di seguito solo alcune delle 23 raccomandazioni di policy sviluppate nel rapporto, riportate in forma sintetica e con indicazione dei rispettivi destinatari:

Proposte di policy

Alla luce delle evidenze emerse dall'analisi, si presentano di seguito solo alcune delle 23 raccomandazioni di policy sviluppate nel rapporto, riportate in forma sintetica e con indicazione dei rispettivi destinatari:

- **Razionalizzare l'ecosistema della formazione IA per settori, facendo perno su università con curricula più flessibili, integrati con percorsi laboratoriali in co-gestione con Academy, attori imprenditoriali, provider della formazione che diano luogo a microcredenziali e open badge.**

Destinatari della proposta: Atenei (anche attraverso la CRUI, Conferenza dei Rettori delle Università Italiane), Ministero dell'Università e della Ricerca, Confindustria e Associazioni imprenditoriali.

- **Sperimentare e valutare l'efficacia di un "conto personale di formazione per l'IA".**

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, Sviluppo Lavoro Italia

- **Flessibilizzare l'utilizzo dei fondi per la formazione, introducendo schemi semplificati (simplified cost options) per percorsi standardizzati sull'IA.**

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, Regioni, Fondi interprofessionali

- **Con riguardo al trasferimento tecnologico si suggerisce un intervento a doppio binario: rafforzare la rete esistente di gatekeeper della digitalizzazione – DIH, Competence Center –allo scopo di ridurre il gap tra PMI e grandi imprese; costruzione di una struttura più integrata per guidare l'innovazione dell'intero sistema produttivo, operando alla frontiera tecnologica grazie alla cooperazione tra Atenei e imprese in ambito digitale e IA.**

Destinatari della proposta: Ministero delle Imprese e del Made in Italy, Atenei (anche attraverso la CRUI), Ministero dell'Università e della Ricerca, Confindustria e Associazioni imprenditoriali, Regioni

- **Promuovere un'alleanza tra tutti gli attori, pubblici e privati, incardinata sull'Osservatorio sull'adozione di sistemi di intelligenza artificiale nel mondo del lavoro costituito presso il Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, per una condivisione costante di informazioni, buone pratiche, criticità e innovazioni.**

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali e Istituto Nazionale per l'Analisi delle Politiche Pubbliche (INAPP) con funzione di raccordo di tutto l'ecosistema.



1

Intelligenza Artificiale e lavoro

Una rassegna della letteratura

1.1 Introduzione

Il cambiamento tecnologico è da sempre il motore delle principali trasformazioni strutturali dell'economia e della società. Sin dalle rivoluzioni agricole in Mesopotamia, passando per quelle industriali tra il XVIII ed il XX secolo, il progresso delle organizzazioni umane è stato significativamente influenzato dall'introduzione di nuove tecnologie nei sistemi produttivi, alterando i processi di creazione e distribuzione della ricchezza.

Nelle cosiddette economie avanzate di mercato (Beramendi et al., 2015), l'avvento della robotica dagli anni Settanta del Novecento e, due decenni dopo, dell'informatica ha contribuito al declino del modello di sviluppo fordista, accelerando la crescita dei servizi, in particolare quelli ad alto contenuto formativo. Le moderne 'economie della conoscenza' (Hall, 2022; Powell & Snellman, 2004) si trovano oggi dinanzi ad una nuova sfida rappresentata dall'Intelligenza Artificiale (IA), la quale sembra destinata a **ridefinire l'organizzazione e la funzione delle competenze** nel mercato del lavoro.

A differenza delle precedenti tecnologie per l'automazione, l'IA – ovvero quell'insieme di tecnologie computazionali in grado di **generare autonomamente abilità per risolvere problemi** tramite l'addestramento su enormi banche dati (Wang, 2019) – consente di affidare alle macchine l'esecuzione di mansioni complesse e prive di schemi predeterminati (produrre immagini o testi sulla scorta di input non codificati, guidare un'auto nel traffico, ecc.) (D. H. Autor, 2015). L'impiego dell'IA nei sistemi produttivi annuncia, dunque, una nuova rivoluzione tecnologica, svincolando (almeno in parte) la capacità decisionale (in campo manageriale, creativo, tecnico) dal possesso di informazioni ed abilità specifiche (Agrawal et al., 2022). Questo capitolo intende contribuire al dibattito sull'impatto dell'IA sulle professioni, sulle condizioni lavorative e sui processi aziendali tramite una rassegna multidisciplinare dei diversi filoni di letteratura scientifica sul tema.

La rassegna fornisce gli ancoraggi teorico-analitici per le piste di ricerca empirica esplorate nella sezione successiva.

Nella sezione 1.2 si analizza la letteratura economica e sociologica sull'impatto occupazionale dell'IA, partendo dai modelli predittivi task-based, e mostrando alcune evidenze preliminari. Se, da un lato, l'accresciuto potere computazionale suggerisce il possibile spiazzamento di alcune professioni cognition-intensive (programmazione, consulenza legale, servizi di traduzione) (Felten et al., 2018; Tolan et al., 2021), dall'altro la diffusione dell'IA potrebbe stimolare la formazione di nuove professionalità (soprattutto nel campo dell'ICT), nonché facilitare l'accesso ad attività ad alto contenuto formativo da parte di un'ampia platea di lavoratrici/lavoratori non specializzati in grado di interagire con i nuovi software (D. Autor, 2024; Wilson et al., 2017). Le limitate evidenze empiriche invitano in

ogni caso alla cautela. L'evidenza empirica disponibile mostra timidi segnali di crescita occupazionale e salariale tra le professionalità IT che possono maggiormente beneficiare dell'uso delle nuove tecnologie. Tuttavia, secondo alcuni recentissimi studi, le posizioni più junior mostrano una notevole contrazione a seguito dell'adozione dell'IA. La sezione 1.3 si concentra sugli impatti dell'IA sull'organizzazione aziendale, sottolineando come l'IA sia un'innovazione situata, il cui impatto è significativamente influenzato dalla presenza di una serie di condizioni abilitanti (es. formazione continua, contesto lavorativo flessibile, ecc.). Si indicano guadagni di **produttività** associati all'efficientamento dei processi produttivi, in un **contesto organizzativo più flessibile, inclusivo e decentralizzato** (ILO, 2022; Loureiro et al., 2022).

Infine, la sezione 1.4 indaga il ruolo dell'**Italia** in questa transizione epocale. Sebbene il nostro Paese continui a scontare **ritardi strutturali** nell'innovazione tecnologica, le più recenti rilevazioni dell'Istat (2025) mostrano **un'accelerazione senza precedenti nell'adozione dell'IA**, che pur non colmando il gap accumulato negli anni precedenti, riduce la distanza rispetto agli altri paesi europei collocati nella parte bassa della distribuzione. La diffusione dell'IA rimane tuttavia **fortemente segmentata, con livelli di adozione che risultano molto più elevati tra le grandi imprese** e ancora modesti tra le PMI, che scontano svantaggi riconducibili sia alla limitata capacità finanziaria sia alla carenza di competenze manageriali e tecniche necessarie per integrare efficacemente queste tecnologie. Nonostante ciò, l'incremento registrato tra il 2024 e il 2025 – il più significativo tra i paesi nella parte bassa della classifica europea – e la dinamica particolarmente positiva delle imprese di media dimensione (50-250 dipendenti) indicano che l'adozione dell'IA sta iniziando a diffondersi oltre i confini delle sole grandi realtà. Questi segnali suggeriscono l'avvio di una transizione tecnologica potenzialmente più inclusiva e meno frammentata, in cui anche fasce più ampie del tessuto produttivo italiano potrebbero progressivamente beneficiare dei guadagni associati all'integrazione dell'IA nei processi aziendali.

Oltre a presagire significativi incrementi nella produttività del lavoro (The European House - Ambrosetti, 2023), evidenze preliminari sulle transizioni occupazionali nel mercato del lavoro italiano suggeriscono come una crescente diffusione dell'IA sia associata a **dinamiche salariali favorevoli** per le professioni esposte al suo utilizzo (Dalla Zuanna et al., 2024). Evidenze più recenti del mercato del lavoro italiano mostrano come l'impatto dell'IA risulta fortemente dipendente dal **contesto tecnologico-produttivo di adozione**: essa è associata a investimenti in formazione quando segue precedenti investimenti in informatica avanzata, mentre quando segue processi di robotizzazione non produce gli stessi effetti (specialmente nel manifatturiero) (Brunetti et al., 2025). Inoltre, l'avvento dell'IA genera nuove opportunità occupazionali nei servizi ad alta formazione, in particolare dei

servizi *high-tech*, in rapido incremento. In ultimo, inediti dati di sondaggio (SCOaPP-10, 2024) mostrano come l'opinione pubblica italiana sia divisa tra 'tecno-ottimisti' e 'tecno-pessimisti', chiedendo ai policymakers di investire innanzitutto in formazione, affiancata sia da politiche compensative per i disoccupati che da interventi regolativi circa l'utilizzo dell'IA per scopi produttivi.

1.2 IA, lavoro e mansioni: framework teorico e prime evidenze

Sin dagli albori della Rivoluzione Industriale, lo sviluppo economico è guidato dal **costante avanzamento della frontiera tecnologica**. Quest'ultimo figura come parte integrante delle stesse definizioni di economie capitalistiche che ritroviamo nelle opere fondamentali del pensiero economico e sociologico (Schumpeter, 1961; Weber, 2003 [1905]). Allo stesso tempo, l'introduzione di nuove tecnologie nei processi produttivi richiede significative trasformazioni della forza lavoro, favorendo l'emersione di nuove competenze a danno di quelle legate al paradigma produttivo precedente (dunque obsolete). Queste transizioni sono accompagnate da **cambiamenti significativi nelle condizioni occupazionali** di molte/i lavoratrici/lavoratori, le cui competenze possono favorire nuove opportunità di crescita o, al contrario, comportare rischi di dislocamento (D. H. Autor et al., 2003). In particolare, l'industrializzazione di massa dello scorso secolo ha spinto alcuni studiosi ad immaginare scenari di crescente automazione del lavoro umano, fino ad ipotizzare un completo rimpiazzo delle attività umane da parte delle macchine (Keynes, 2010 [1930]).

Nonostante l'avvento della robotica e dell'informatica a partire dagli anni Sessanta (Nordhaus, 2007; Schwab, 2016), simili prospettive di una disoccupazione tecnologica di massa si sono rivelate infondate. Tuttavia, a queste innovazioni tecnologiche sono legati mutamenti strutturali dell'occupazione, che nelle economie di mercato avanzate hanno premiato soprattutto le/i lavoratrici/lavoratori con formazione terziaria, limitando al contempo le opportunità di crescita per la forza lavoro meno specializzata (Antonelli & Tubiana, 2020, 2023; Atalay et al., 2018). Analogamente, lo sviluppo degli algoritmi di machine learning e, più di recente, dell'IA generativa appare foriero di significative trasformazioni nel mercato del lavoro, sebbene ancora poco evidenti (OECD, 2023).

Allo studio dell'impatto occupazionale del cambiamento tecnologico è dedicato un voluminoso filone di ricerca che si colloca a cavallo tra **l'economia politica e del lavoro e la sociologia economica**. Negli ultimi tre decenni, gli studiosi di queste discipline hanno elaborato alcuni framework teorici, empiricamente fondati, che fanno luce sugli effetti di spiazzamento e rafforzamento della forza lavoro esposta all'automazione, fornendo un solido appiglio per l'elaborazione di **previsioni circa l'impatto occupazionale dell'IA**. In particolare, i principali contributi indagano la

complementarità e/o competizione tra lavoro umano e nuove tecnologie a livello delle singole mansioni, fornendo un'analisi micro-fondata dell'impatto socioeconomico del cambiamento tecnologico (Felten et al., 2023; Tolan et al., 2021). Il riferimento a tale letteratura risulta imprescindibile per stimolare un **dibattito evidence-based** tra i vari stakeholders coinvolti nell'adozione e nella governance di queste tecnologie, accantonando letture immotivatamente pessimistiche o ottimistiche. Nel resto del capitolo vengono fornite le nozioni teoriche di base per lo studio dell'impatto occupazionale dell'automazione, appiglio analitico fondamentale per estendere simili analisi all'IA. Conclude una sezione con le prime evidenze empiriche sull'impatto dell'IA sulle dinamiche occupazionali e salariali.

1.2.1 L'automazione prima dell'IA: il ruolo delle mansioni

La transizione delle economie avanzate dal fordismo all'**economia della conoscenza** (Hall, 2022; Powell & Snellman, 2004) ha riaperto il dibattito sul ruolo delle tecnologie di automazione (ICT, robotica) nel mutamento del lavoro. Dalla fine degli anni Settanta crescono occupazione e salari nelle professioni ad alta qualificazione: i primi studi lo spiegano con la complementarità tra competenze cognitive e tecnologia, che avvantaggia i lavoratori più istruiti e penalizza quelli manuali o poco specializzati ("skill-biased technical change") (Goldin & Katz, 1998; Murnane et al., 1995). Autor et al. (2003) rivedono questo quadro mostrando negli USA una polarizzazione: calano le professioni "intermedie" con mansioni ripetitive, automatizzabili perché codificabili, mentre crescono quelle ad alta formazione e i servizi manuali non routinari ("routine-biased technical change"). Sebbene questo framework fornisca un'intuizione teorica convincente per identificare i gruppi professionali 'potenzialmente' esposti al rischio di automazione, evidenze empiriche successive, in particolare provenienti dal mercato del lavoro europeo, **smentiscono qualsiasi previsione catastrofica** circa la sostituzione integrale di queste professionalità con le macchine. Infatti, diversi studi quantitativi mostrano come la stragrande maggioranza di queste/i lavoratrici/lavoratori abbia mantenuto la propria occupazione, riconducendo, quindi, eventuali tendenze di polarizzazione ad un graduale turnover intergenerazionale che vede il tasso di pensionamento eccedere il numero di nuovi ingressi in quel segmento della forza lavoro (Cortes, 2015; Kurer & Gallego, 2019).

Analogamente, la letteratura economica che indaga l'impatto occupazionale della robotizzazione nel manifatturiero mostra evidenze contrastanti (Acemoglu & Restrepo, 2020; Caselli et al., 2021; Klenert et al., 2022).

In definitiva, i **principali effetti distributivi negativi** per le/i lavoratrici/lavoratori

competenze (o mansioni) obsolete riguardano la qualità dell'occupazione: **dinamiche salariali stagnanti o decrescenti, demansionamento, crescente insoddisfazione lavorativa** (D. H. Autor, 2013; Braxton & Taska, 2023; Küstermann, 2022; Parolin, 2020). Di contro, dinamiche occupazionali e salariali ascendenti hanno sinora riguardato le professioni cognitive, a partire da quelle emerse con l'avvento delle ICTs, cui queste tecnologie hanno aperto un nuovo mercato (internazionale) della conoscenza (Antonelli & Tubiana, 2020; Atalay et al., 2018; Schultheiss et al., 2023). Inoltre, l'impatto del cambiamento tecnologico sul mercato del lavoro varia significativamente tra i paesi, svelando il ruolo fondamentale giocato dalle istituzioni e dalle politiche pubbliche, le quali condizionano l'intero processo di automazione (dall'adozione di nuove tecnologie produttive, alla protezione della forza lavoro sostituibile tramite formazione ed interventi regolativi) (Fernández-Macías, 2012; Oesch & Rodriguez Menes, 2011). In particolare, l'emersione del lavoro povero come conseguenza del cambiamento tecnologico appare significativamente arginato da istituzioni e politiche del lavoro inclusive ed efficaci (Buzzelli, 2025; Parolin, 2020).

Pertanto, sulla scorta di una vasta letteratura empirica, possiamo affermare come l'ondata di automazione connessa alla diffusione delle tecnologie informatiche **non sia associata ad una sostituzione massiccia del lavoro umano**, neppure tra le professioni caratterizzate da competenze divenute obsolete.

Tuttavia, queste ultime correlano con un fenomeno di **downgrading** delle condizioni occupazionali che invita ad una seria riflessione sulle soluzioni di policy volte a mitigare questa tendenza (si veda Capitolo 3).

1.2.2 L'impatto occupazionale dell'IA: the jury is still out

Se gli studi sugli effetti occupazionali associati alla diffusione delle ICTs rivelano un graduale processo di adeguamento della forza lavoro, l'avvento dell'IA – ed in particolare dell'IA generativa – ha scatenato un acceso dibattito circa la **rinnovata aspettativa di un'automazione su vasta scala**.

La novità ed il rapido sviluppo di questo gruppo di tecnologie, assieme allo scarso tasso di adozione nel mercato del lavoro, rende la stima degli impatti occupazionali dell'IA un'impresa piuttosto ardua. Pertanto, le **stime** prodotte dagli studi esistenti sono da ritenersi come **preliminari**.

Le applicazioni di IA risultano difficilmente separabili dalla precedente rivoluzione ICT, poiché molte "novità" derivano da miglioramenti incrementali (Goodfellow et al., 2016; Smith, 2018).

Tuttavia, il machine learning amplia in modo qualitativo funzioni e contesti d'uso: tramite training data-driven produce output non interamente vincolati alla programmazione umana, aumentando la capacità predittiva e rendendo automatizzabili anche mansioni meno ripetitive, grazie alla parziale sostituzione di conoscenza tacita impiegata in situazioni complesse (D. H. Autor, 2015).

Su questa base, la letteratura task-based converge sull'idea che l'esposizione all'IA si concentri soprattutto nelle **professioni cognition-intensive** a medio-alta formazione (analisti, programmatori, traduttori, impiegati), mentre i servizi a bassa qualificazione appaiono meno esposti (Felten et al., 2018; Tolan et al., 2021). Con l'IA generativa, l'esposizione cresce per mansioni basate su scrittura e codice, mentre compiti più astratti o creativi risultano meno sostituibili, suggerendo segmentazioni anche all'interno dei lavori high-skill (Eloundou et al., 2023).

Al tempo stesso, "esposizione" non equivale automaticamente a spiazzamento: può tradursi in **potenziamento** (augmentation) quando solo alcune mansioni sono automatizzabili, mentre un'ampia sovrapposizione predice maggiori rischi di sostituzione (Carbonero et al., 2023; Gmyrek et al., 2023). Guardare anche alla dispersione dell'esposizione dentro le professioni restituisce un quadro più sfumato (Pizzinelli et al., 2023): le professioni impiegate risultano più vulnerabili, mentre manager e professionisti emergono come potenziali beneficiari.

Infine, l'IA crea **nuove opportunità occupazionali**: cresce la domanda ICT e si affermano nuove professionalità necessarie all'integrazione dell'IA nel mercato del lavoro (ANITEC-ASSINFORM ET AL., 2023; Acemoglu, 2024; Wilson et al., 2017).

L'integrazione dell'IA nella robotica potrebbe accrescere la domanda di simili professionalità anche nel manifatturiero, accelerando il processo di 'servitizzazione', assieme ad un ridimensionamento del lavoro più routinario (Brunetti et al., 2025; Leitao et al., 2020; Nica, 2023). Allo stesso tempo, consentendo anche a chi non possiede una competenza specialistica di partecipare al processo decisionale (Agrawal et al. 2022), l'IA potrebbe 'democratizzare' l'accesso ad alcune mansioni sinora di esclusivo dominio di professionisti con formazione specialistica (es. consultazione e stesura di documenti legali, programmazione informatica, diagnosi medica) (Autor, 2024). L'emersione di competenze di **prompt engineering**, ovvero l'abilità di progettare input ottimizzati per migliorare l'accuratezza e la pertinenza delle risposte generate dall'IA, e la loro crescente domanda nel mercato del lavoro avvalorano queste previsioni (Chen et al., 2024; Korzynski et al., 2023) – per un framework di classificazione di simili competenze si veda Federiakin et al. (2024).

1.2.3 Prime evidenze e conclusioni

Le stime qui citate prevedono che l'IA impatti principalmente sull'attività lavorativa dei professionisti a media-alta formazione, in particolare nel settore dei servizi. Sebbene la **composizione tra effetti di spiazzamento e di potenziamento** sia ancora **da definire**, analisi econometriche preliminari suggeriscono come i primi potrebbero riguardare soprattutto le professioni cognitive operanti in un contesto strutturato (es. professioni impiegatizie, programmatori informatici, ecc.), mentre professionisti socioculturali e managers beneficerebbero di un incremento di performance senza essere soggetti al rischio di sostituzione.

Oltre all'impatto sulle mansioni esistenti, le possibili trasformazioni apportate dall'IA ai sistemi produttivi sono associate a due effetti distributivi contrastanti: da un lato, queste **potrebbero ampliare la segmentazione del mercato** tra lavoro ad alta formazione e lavoro routinario avviatasi con l'avvento delle ICTs; dall'altro, le capacità predittive dell'IA potrebbero consentire a **lavoratrici/lavoratori privi di formazione terziaria di svolgere alcune mansioni sinora di esclusivo dominio di professionisti specializzati**.

Tali analisi predittive costituiscono gli ancoraggi teorici fondamentali per istruire delle analisi empiriche sull'impatto occupazionale dell'IA. Tuttavia, la recente diffusione di queste tecnologie nel tessuto produttivo, che ha appena raggiunto **il 20% delle aziende europee (16,4% in Italia), con significativa eterogeneità tra i paesi** (dal 42% in Danimarca al 5,2% in Romania) (European Commission, 2025), limita il numero di evidenze a disposizione, le quali restituiscono un quadro ancora poco chiaro.

Sino alla prima metà del 2025, studi empirici basati su evidenze osservative non mostravano significativi effetti di spiazzamento occupazionale (Acemoglu et al., 2019; Felten et al., 2019; Hunt et al., 2022; Lane & Saint-Martin, 2021).

Solo alcuni contributi rinvenivano **preliminari evidenze di sostituzione** in settori specifici (**in particolare tra analisti finanziari e funzionari amministrativi**) (Commission de l'Intelligence Artificielle, 2024; Grennan et al. 2020). Al contrario, **l'adozione dell'IA risultava associata ad opportunità lavorative e dinamiche salariali crescenti – sebbene contenute** – per le/i lavoratrici/lavoratori con **formazione terziaria**, sostenute soprattutto dalla domanda di competenze digitali (Felten et al., 2019; Fossen & Sorgner, 2022; Georgieff & Hye, 2022). Quest'ultima interessa diversi settori produttivi (Alekseeva et al., 2021; Georgieff & Hye, 2022; Milanez, 2023), ma i principali impatti positivi, soprattutto al livello salariale, si collocano nei servizi knowledge-intensive (es. servizi finanziari, servizi di consulenza, ICT, ecc.) (Genz et al., 2021; Guarascio et al., 2024).

Questo quadro così favorevole sembra essere messo in discussione dall'evidenza empirica più recente, pubblicata nel secondo semestre del 2025. Negli **ultimi mesi** infatti, grazie alla crescente disponibilità di dati sull'adozione dell'IA – in particolare nei mercati del lavoro statunitense e britannico – nuovi studi con disegni causali mostrano che l'introduzione dell'IA generativa, con il lancio di **ChatGPT** come evento catalizzante, ha prodotto una **sensibile riduzione delle posizioni più junior e delle relative retribuzioni**, soprattutto nelle **professioni tecniche e creative** e nelle attività di **analisi dei dati** (Azar et al., 2025; Brynjolfsson et al. 2025; Hosseini and Lichtinger, 2025; Klein Teeselink, 2025).

Le evidenze riguardanti l'impatto sulle posizioni senior, anch'esse esposte all'IA, risultano invece meno consolidate. Questi risultati, basati prevalentemente su dati di job posting, contrastano con quelli provenienti da studi fondati su dati amministrativi o di indagine, che registrano effetti più contenuti (Chandar, 2025; Humlum and Vestergaard, 2025). Più che un vero e proprio spiazzamento, tali dinamiche sembrano riflettere un **aggiustamento anticipatorio** da parte delle imprese, in previsione di potenziali – ma ancora non pienamente verificate – possibilità di automazione. Coerentemente con quanto mostrato circa gli effetti dell'automazione pre-IA generativa dal fondamentale Employment Outlook dell'OCSE del 2020 (OECD 2020), il cambiamento nell'occupazione non viene (tanto) dal licenziamento di lavoratori (allora routinari a medie qualifiche, oggi analisti a qualifiche elevate), ma nella riduzione del tasso di reclutamento dei lavoratori con tali caratteristiche. Questo spiegherebbe perché l'impatto dell'IA generativa risulta visibile nelle politiche di reclutamento delle imprese, ma non ancora (o comunque meno) dei dati amministrativi, in particolare quelli aggregati che non distinguono tra nuovi entranti e personale già in forza alle aziende.

Più in dettaglio, attraverso un disegno causale Klein Teeselink (2025) mostra che i modelli di linguaggio generativo stanno trasformando il mercato del lavoro nel Regno Unito, con effetti significativi su occupazione, salari e modalità di lavoro, sia a livello di imprese, sia a livello di professioni, e con conseguenze rilevanti sulle politiche di reclutamento e formazione. A livello di imprese, si verifica una riduzione del 4,5% dell'occupazione totale tra le imprese esposte all'IA, con un calo più marcato delle posizioni junior (-5,8%) rispetto a quelle senior (-2,5%). L'effetto totale è un cambiamento nella composizione della forza lavoro, con una maggiore incidenza di ruoli senior. Per quanto riguarda le offerte di lavoro, queste risultano ridotte di ben il 16,3% nelle imprese maggiormente esposte all'IA generativa, con un calo concentrato tra le posizioni tecniche e creative, come ingegneri del software e designer (e invece un aumento occupazionale verificabile per i ruoli orientati al cliente, come i rappresentanti delle vendite).

A livello di professioni, si assiste ad una considerevole riduzione, pari al 23,4% delle offerte di lavoro per le professioni maggiormente esposte all'IA generativa

con una diminuzione dei salari pubblicati nelle offerte del 6,3% e un aumento nelle offerte di lavoro della richiesta di flessibilità lavorativa, con una riduzione del 3% delle posizioni che richiedono la presenza in ufficio. Tali effetti sono concentrati nei segmenti del mercato del lavoro con salari elevati. Ciò dà luogo, nel breve periodo, ad una compressione della distribuzione salariale e una riduzione delle disuguaglianze di reddito.

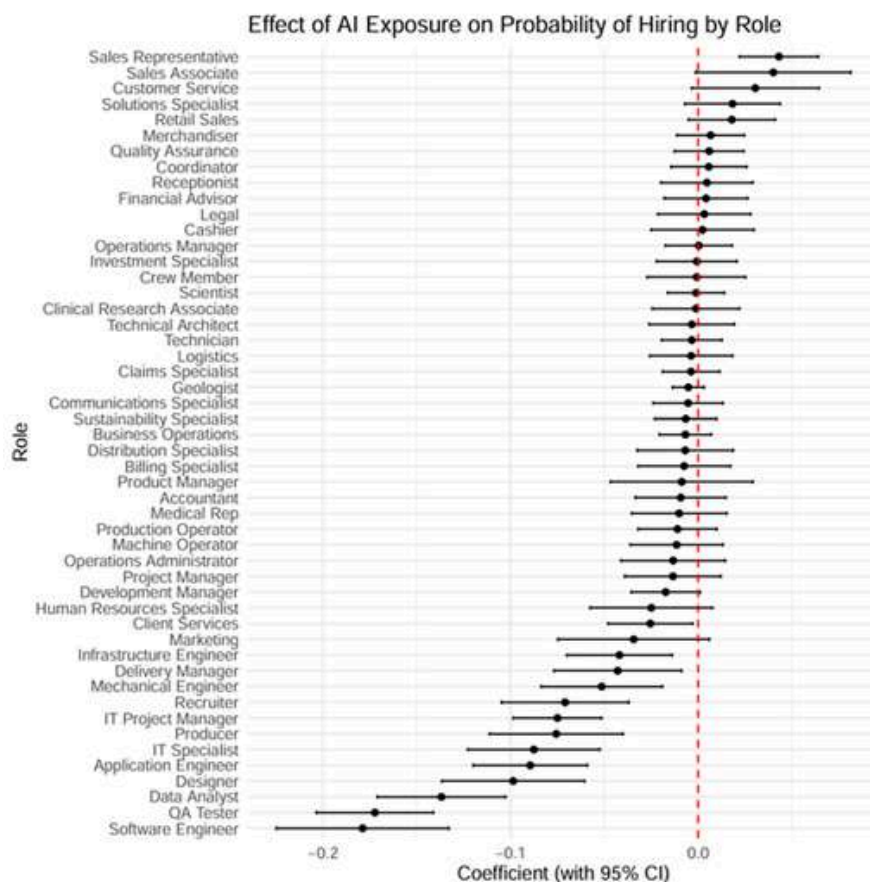


Figura 1.1.

Stime dell'effetto dell'esposizione agli LLM sulle assunzioni delle imprese per 50 ruoli professionali.

Fonte: Klein Teeselink (2025).

Nota: Per ciascun ruolo, l'equazione include effetti fissi di impresa ed effetti fissi settore-per-periodo.

Dal punto di vista dei mercati interni del lavoro e della formazione interna delle competenze specifiche all'azienda, la riduzione delle posizioni junior potrebbe ostacolare i percorsi tradizionali di sviluppo delle competenze, rendendo più difficile per i nuovi entranti acquisire esperienza e per le aziende, nel medio periodo, formare talenti senior internamente.

Tale evidenza è allo stato attuale la più solida disponibile, anche se ovviamente riferita a un paese come il Regno Unito, ovvero il terzo mercato mondiale per lo sviluppo dell'IA, con un'incidenza di utilizzo di queste tecnologie da parte delle imprese superiore alla media dell'UE e pari al 22% secondo le proiezioni di statistica ufficiale per il 2024 (Office for National Statistics, 2025), con punte del 75% nel settore finanziario (Bank of England 2024). Essa risuona con la più recente evidenza disponibile per gli Stati Uniti.

Anche nel mercato del lavoro statunitense, infatti, le professioni più esposte all'AI vedono un calo dell'occupazione per i lavoratori all'inizio della carriera

(Brynjolfsson et al. 2025): -16% per la classe di età 22-25 anni, e un declino dell'occupazione per professioni come quella degli sviluppatori di software di quasi il 20% dal loro picco nel 2022. Al contrario, l'occupazione per lavoratori più esperti è rimasta stabile o è aumentata. Altro dato di grande rilievo: professioni con oltre il 70% di laureati mostrano un declino dell'occupazione, mentre quelle con meno del 30% di laureati mostrano una crescita, un risultato che sembrerebbe sovvertire sia gli effetti della rivoluzione ICT (con dinamiche interpretabili con lo *skill-biased technological change*), sia della "quarta rivoluzione industriale" (con dinamiche interpretabili con il *routine-biased technological change*), per fornire opportunità a lavoratori con istruzione meno elevata, come preconizzato da Autor (2024).

Nel complesso, il corpus di studi empirici oggi disponibile suggerisce una **dinamica a doppio binario**. Da un lato, l'esposizione all'IA appare associata a un aumento dei guadagni per i lavoratori senior con alta qualificazione; dall'altro, essa solleva interrogativi sul processo di formazione e inserimento delle nuove risorse, che potrebbero trovarsi di fronte a opportunità professionali più limitate.

Oltre alla recente ed eterogenea adozione di queste tecnologie, l'OCSE (OECD, 2023) indica come il debole impatto occupazionale dell'IA sui lavoratori senior, in linea con le evidenze sulle conseguenze distributive dell'automazione negli ultimi trent'anni, sia imputabile al comportamento delle aziende.

Queste ultime – scontando un trend pluridecennale di **invecchiamento della popolazione attiva** – solitamente mantengono in organico le/i lavoratrici/lavoratori con competenze obsolete, sostituendo questi ultimi tramite un **graduale processo di turnover**. Infatti, i tempi necessari per adeguare il processo produttivo alle nuove capacità tecnologiche riduce il rischio di aggiustamenti occupazionali repentini. Al contrario, conservare il capitale umano specifico accumulato nell'azienda offre una forma di assicurazione nel caso in cui i nuovi applicativi non raggiungano i benefici produttivi previsti (Milanez, 2023).

In conclusione, la ricerca empirica sinora condotta sull'impatto occupazionale dell'IA restituisce un quadro ancora parziale, ma evidenzia una **doppia segmentazione**: da un lato una divisione tra professioni più e meno qualificate – in continuità con quanto osservato per l'ICT – e dall'altro una crescente divergenza interna alle professioni maggiormente esposte tra lavoratori junior e senior. Tuttavia, occorre precisare come il cammino dell'IA sia solo all'inizio, e la 'visibilità empirica' raggiunta non consente di azzardare previsioni a lungo termine.

Una pervasiva diffusione dell'IA nei processi produttivi, ed una conseguente evoluzione sistemica di tali processi su larga scala (Agrawal et al., 2022), potrebbe dar corpo ad alcune trasformazioni occupazionali sinora solo teorizzate ed in contrasto con le evidenze raccolte (es. upgrading professionale delle/dei lavoratrici/lavoratori non specializzate/i). Indicazioni di un vero e proprio salto di

paradigma tecnologico provengono dall'analisi della distribuzione dei brevetti dell'IA condotta da Damioli et al. (2024), i quali mostrano un graduale decentramento e spostamento dell'innovazione in questo campo dal settore ICT verso altri settori produttivi, inteso come prodromo di una trasformazione globale dei processi produttivi e dell'organizzazione del lavoro. Tracce di questi cambiamenti possono essere rinvenute da studi empirici concentrati su contesti specifici di adozione dell'IA, rilevando **trasformazioni riguardanti l'organizzazione aziendale**. Una panoramica di questa letteratura, offerta nella **sezione seguente**, risulta, quindi, fondamentale per restituire una visione completa dello stato dell'arte della ricerca sull'impatto dell'IA sul mercato del lavoro.

IN A NUTSHELL

Modelli di analisi task-based mostrano come all'introduzione dell'IA nei processi lavorativi possano dare seguito sia **effetti di sostituzione** – in special modo per le professioni cognitive il cui processo creativo segue logiche standardizzate (e.g., data analysts) – **che di produttività** – in particolare per le professioni che prevedono lo svolgimento di mansioni creative, meno strutturate, nonché relazionali (e.g., management, ricerca scientifica, etc.). Inoltre, **l'avvento dell'IA è associato alla creazione di nuovi posti di lavoro ad alto valore aggiunto**, in special modo nel settore dell'ICT. Si intravedono opportunità di **upskilling** per lavoratori e lavoratrici con istruzione secondaria o inferiore, i/le quali, grazie all'utilizzo dell'IA, potrebbero svolgere mansioni che richiedono expertise dedicate.

Laddove però la ricerca aveva inizialmente mostrato sinora timidi segnali di crescita occupazionale e salariale tra le professionalità IT maggiormente esposte all'uso delle nuove tecnologie, le evidenze più recenti nei maggiori mercati di utilizzo dell'IA, come gli Stati Uniti e il Regno Unito, rivelano **forti effetti di sostituzione tra le professioni junior maggiormente esposte all'IA** (ingegneri informatici, data analysts, ecc.).

La recente ed eterogenea diffusione di queste tecnologie, in special modo dell'IA generativa, invita alla cautela circa l'interpretazione delle evidenze disponibili.

1.3 IA e processi organizzativi: fattori abilitanti e cambiamenti strutturali

Da decenni ormai strumenti e sistemi di IA sono entrati nelle organizzazioni produttive, e più di recente a questi si sono accostati sistemi di **IA generativa e machine learning**. Come ogni altro cambiamento organizzativo, anche l'introduzione di queste novità tecnologiche **ha influito sulle dinamiche interne**, richiedendo cambiamenti ed aggiornamenti su molti fronti, fra cui la gestione del lavoro, la formazione, l'attenzione al benessere organizzativo (Bankins et al., 2023; Issa Alhusban et al., 2024).

Gli impatti dell'IA sul contesto aziendale e sui singoli task e ruoli sono **oggetto di studio da parte di un'ampia gamma di discipline** tra cui, la sociologia del lavoro, la medicina, il management, la psicologia, l'economia, gli studi giuridici. Le varie discipline indagano i cambiamenti dal livello micro, inteso come le singole mansioni e ruoli, a quello macro, inteso come gerarchie e dinamiche aziendali. Come vari sono i settori in cui è stato studiato l'impatto dell'IA, altrettanto differenti sono le realtà che si sono spese per analizzare il fenomeno: università ed istituti di ricerca, organizzazioni internazionali (OCSE, ILO), ma anche di agenzie per il lavoro e di consulenza aziendale interessate a conoscere ed anticipare i trend del mercato (GiGroup, 2024; Ernst & Young, 2024).

La rassegna di questa letteratura è imprescindibile per una conoscenza approfondita del fenomeno, al fine di integrare in maniera efficace sistemi di IA nei processi produttivi, decisionali e gestionali.

Nel resto della sezione, si fornisce una panoramica ampia sugli impatti dell'IA sull'organizzazione aziendale. Dopo un'analisi dei fattori abilitanti, ci si focalizza sugli effetti associati all'introduzione dell'IA nell'organizzazione delle singole mansioni, nel management (in senso ampio), e nella formazione delle/dei lavoratrici/lavoratori.

1.3.1 Fattori organizzativi abilitanti

Le organizzazioni aziendali sono sistemi complessi, permeabili ai cambiamenti esterni, che possono essere accolti e sfruttati per migliorare i processi interni o, al contrario, possono scontrarsi con struttura e cultura organizzative preesistenti. Prima di approfondire quali possono essere le conseguenze delle innovazioni tecnologiche legate all'IA, si introducono brevemente **due tipi di fattori abilitanti** che contribuiscono a rendere un'organizzazione produttiva più ricettiva alla trasformazione tecnologica: il **contesto organizzativo** in senso ampio e le **caratteristiche individuali** delle/dei singole/i dipendenti.

1.3.1.1 Conoscenza della tecnologia, del contesto, del personale e dei compiti

Essendo l'IA uno strumento estremamente versatile ed adattabile a diversi scenari, padronanza e comprensione dettagliate del contesto – tecnico, produttivo ed umano – sono di vitale importanza per identificare **quando, dove e come utilizzare l'IA in azienda** (GiGroup, 2024). Sarebbe, infatti, complesso integrare un sistema di IA all'interno di processi di cui non si conoscono le componenti funzionali e le responsabilità, presagendo una transizione tardiva ed infruttuosa (se non addirittura dannosa per la competitività e la qualità del lavoro).

Le competenze, sia del personale che del management, rivestono ovviamente un ruolo cruciale nell'adozione efficace delle tecnologie di IA all'interno delle imprese. L'ultimo rapporto OCSE (2025) sull'adozione dell'IA nelle aziende segnala come l'assenza di risorse interne con competenze specialistiche e la difficoltà ad attrarre talenti qualificati in ambito IA rappresentino ostacoli significativi – in particolare per le PMI – limitando la capacità di implementare con successo queste tecnologie. Parallelamente, anche nelle imprese dotate di personale ad alta qualifica, il management evidenzia talvolta una comprensione insufficiente delle caratteristiche e delle implicazioni organizzative connesse all'adozione di tali tecnologie, sottovalutando i cambiamenti che l'introduzione dell'IA può comportare in termini di processi e cultura aziendale.

Approfondendo la questione delle responsabilità, è importante che le **figure di riferimento** abbiano la legittimazione e l'expertise necessarie per ideare ed applicare sistemi di governance solidi e definiti, comprensivi di **indicazioni di policy, linee guida e strumenti di monitoraggio**; e deve essere semplice poterle **identificare nell'organigramma aziendale**.

Tali figure non necessariamente ricoprono ruoli apicali dell'azienda ma sono centrali nel singolo processo di sviluppo tecnologico (responsabili di linea e/o personale HR, a seconda del settore). Tale definizione chiara dei processi organizzativi e dei ruoli aiuta a **massimizzare i benefici** che un'azienda può trarre dall'utilizzo dell'IA e dell'IA generativa, nonché far fronte alle sfide e ridurre eventuali conflitti e resistenze (Issa Alhusban et al., 2024). Per contro, un'azione imprecisa e l'assenza di obiettivi chiari, seppur non presupponga necessariamente un fallimento delle nuove politiche di utilizzo dell'IA, si traduce in maggiori resistenze, che potrebbero compromettere l'introduzione di strumenti e tecnologie innovative (Nguyen & Nydal, 2020). Il ruolo dell'incertezza si rivela centrale anche rispetto alla prevedibilità del ritorno sugli investimenti (**ROI**).

Il rapporto OCSE (2025) sopracitato mostra infatti come la difficoltà di effettuare una valutazione attendibile del ritorno degli investimenti in IA rappresenti un ostacolo significativo all'adozione di queste tecnologie, aggravato da incertezze

di natura regolamentare e legislativa. Accanto al ruolo cruciale delle competenze specialistiche in ambito IT, emerge inoltre l'importanza dell'esistenza di un sistema di fornitori in grado di offrire soluzioni di IA personalizzate sulle esigenze delle imprese.

1.3.1.2 Condizioni organizzative

Per quanto concerne la cultura organizzativa, intesa come insieme di credenze, valori e dinamiche sociali, la presenza di **un ambiente lavorativo non punitivo** è associato ad impatti positivi sulla ricezione dell'IA, stimolando la proattività e la ricerca di innovazione anche da parte dei singoli individui. Un contesto lavorativo tollerante ed inclusivo, dove le/i lavoratrici/lavoratori vengono incoraggiate a sperimentare nuovi metodi e pratiche di lavoro – prevedendo iniziali errori e ritardi insiti nei processi di innovazione – favorisce l'adozione, anche in via sperimentale, di strumenti di IA (Bankins, 2023). Infatti, un ambiente più permissivo stimola **processi di innovazione bottom-up, fondamentali per una transizione agevole ed inclusiva verso un nuovo paradigma produttivo**. Pertanto, la letteratura indica come i contesti organizzativi con maggiori probabilità di successo in questa transizione tecnologica sono quelli con una **struttura flessibile, ma al contempo** ben definita con riguardo all'**assegnazione delle responsabilità interne** ed ai **luoghi di applicazione delle innovazioni**. Un luogo dove dipendenti e manager sono incoraggiate, da un clima organizzativo propositivo e tollerante, ad accogliere e a sperimentare nella pratica tecniche e strumenti innovativi nel campo delle tecnologie. Inoltre, una barriera organizzativa fondamentale è rappresentata dalla **maturità dei dati interni** alle aziende, che spesso non dispongono di dati in quantità e qualità sufficienti per alimentare in modo efficace i sistemi di IA, evidenziando la necessità di una gestione dei dati più strutturata e sistematica per favorire l'adozione di queste tecnologie (OECD, 2025). In particolare, per le aziende che collaborano con il settore pubblico, si evidenziano anche difficoltà nella gestione dei diritti di proprietà intellettuale (IP) tra istituzioni di ricerca e imprese (OECD/UNESCO, 2024).

A questo si aggiunge la questione della compatibilità delle soluzioni di IA con le infrastrutture informatiche già presenti in azienda, un fattore spesso trascurato ma che incide direttamente sui costi e sulle tempistiche di adozione, soprattutto in settori dove le tecnologie legacy sono diffuse (Hansen & Bøgh, 2021; Polas et al., 2022; Chowdhury et al., 2023). Un ulteriore elemento abilitante è il ruolo delle reti collaborative con università, centri di ricerca e altre imprese, che possono agevolare l'accesso a competenze e risorse altrimenti inaccessibili, contribuendo a ridurre le barriere economiche e tecniche all'adozione dell'IA (Haddoud et al., 2023; Arroyabe et al., 2024).

1.3.1.3 Caratteristiche individuali

Oltre ad una cultura organizzativa favorevole, anche le caratteristiche attitudinali delle singole dipendenti giocano un ruolo importante per il successo dei cambiamenti tecnologici in azienda. Questo rende il **processo di selezione del personale ancor più centrale** nel determinare il benessere complessivo dell'organizzazione (GiGroup, 2024). Il rapporto dell'agenzia per lavoro e formazione GiGroup del 2024 sullo stato dell'arte sull'adozione dell'IA generativa identifica alcune **caratteristiche individuali che emergono più spesso nelle/nei lavoratrici/lavoratori che meglio utilizzano applicativi basati sull'IA generativa:**

- **Curiosità:** la volontà di capire ed utilizzare strumenti nuovi è sicuramente un presupposto importante per sostenere l'utilizzo dell'IA (generativa) nel contesto lavorativo.
- **Costanza:** il primo approccio con uno strumento nuovo può generare frustrazione, soprattutto se le modalità di utilizzo non sono immediatamente comprensibili ed il contesto d'adozione è multiforme. In questo senso, la perseveranza è importante per superare le prime fasi di difficoltà.
- **Spirito critico:** soprattutto nell'utilizzo dell'IA generativa, è importante valutare i risultati del lavoro con cautela, essendo pronti a metterli in discussione e a fare un ulteriore controllo nel caso di dubbi rispetto alla qualità del risultato.

Ai dati emersi dal rapporto di GiGroup si accostano le ipotesi dello studio di Bankins et al. (2023) e di Loureiro et al. (2022), che indagano l'importanza dei fattori individuali nel processo di introduzione di nuove tecnologie nelle organizzazioni produttive, evidenziando **altri due tratti facilitanti** che ricalcano quelli precedentemente elencati:

- Bankins et al. (2023) indicano il **locus of control interno**, ovvero la convinzione che il proprio comportamento possa influenzare il mondo esterno intervenendo nei rapporti causa-effetto (Cobb-Clark, 2015), il quale **sostiene l'iniziativa della dipendente** nel cercare di comprendere e controllare i nuovi sistemi di IA;
- Loureiro et al. (2022) indicano una **forte autostima**, definita come un senso soggettivo complessivo del valore personale. Secondo la ricerca, un'alta autostima aumenterebbe il livello di **engagement** e di impegno nella gestione e comprensione dei sistemi IA.

Restando sul tema delle attitudini personali, Rudko et al. (2021) teorizzano quattro gruppi in cui le/i lavoratrici/lavoratori possono essere suddivise/i in base al loro approccio verso l'introduzione di sistemi di IA: *skeptics*, *doubtful skeptics*, *optimists*, *doubtful optimists*. Ogni gruppo di lavoratrici/lavoratori ha la capacità di **influenzare gli altri e l'ambiente organizzativo**, diventando fattore trainante o, al contrario, antagonista dell'inserimento di sistemi di IA nel contesto aziendale.

I risultati dello studio mostrano che è la categoria "**doubtful optimists**"

(principalmente composta da persone che si identificano nel genere femminile, under 30 ed iscritte ad un corso di formazione) quella su cui l'organizzazione produttiva dovrebbe puntare maggiormente, poiché la loro attitudine verso il cambiamento organizzativo è cautamente positiva. Questo atteggiamento flessibile lo rende un sottogruppo in grado di influenzare i sottogruppi *skeptics* and *doubtful skeptics*. Inoltre, le caratteristiche demografiche lo collocano nella categoria di "cultural intermediaries" (Featherstone, 1987), ovvero persone che, anche al di fuori del contesto lavorativo, hanno la tendenza ad approcciarsi per prime a nuove tecnologie, stili di vita, canoni estetici e che condividono con altre tali novità, diventando motore del cambiamento (Rudko et al., 2021).

IN A NUTSHELL

Il successo dell'inserimento di nuovi sistemi di IA e IA generativa in azienda è determinato non solo dal tipo di tecnologia che si vuole integrare ma anche da caratteristiche dell'organizzazione, in termini di cultura organizzativa e di risorse umane. La letteratura e le indagini più recenti esaltano in particolare l'influenza di:

- Conoscenza della tecnologia e delle implicazioni: competenze digitali avanzate diffuse tra il personale ed il management, nonché delle sue implicazioni per l'organizzazione aziendale, risultano cruciali per un'adozione di successo dell'IA. A questo si affianca la legacy delle infrastrutture informatiche esistenti.
- Ecosistema: reti di collaborazioni tra imprese, fornitori di sistemi IA, e centri di ricerca rivestono un ruolo fondamentale per la diffusione più pervasiva di queste tecnologie.
- Conoscenza delle mansioni: una nuova tecnologia IA sarà più efficace se applicata a task che si conoscono e padroneggiano, piuttosto che a compiti nuovi o di cui c'è una conoscenza solo superficiale
- Chiarezza dei ruoli: un organigramma e una catena delle responsabilità chiari aiutano a minimizzare eventuali conflitti ed incertezze
- Clima organizzativo non punitivo: maggior flessibilità nella gestione dei flussi di lavoro facilita la creazione di un ambiente più tollerante, dove le persone interagiscono maggiormente ed in maniera proattiva con nuovi sistemi IA, massimizzando le opportunità formative
- Caratteristiche personali: oltre al contesto anche le attitudini delle singole persone possono favorire l'integrazione consapevole e positiva di sistemi IA nella quotidianità aziendale; tra i più influenti si trovano curiosità, costanza, spirito critico e locus of control interno.

Nel complesso, conoscere le condizioni favorevoli all'implementazione o all'inserimento di sistemi di IA in azienda è utile per contestualizzare le ricerche che sono presentate di seguito sui diversi utilizzi dell'IA e sulle loro conseguenze, oltre a contribuire ad informare best practices per la transizione tecnologica.

1.3.2 IA e produttività del lavoro

Oltre agli impatti organizzativi, l'integrazione dell'IA nello svolgimento delle mansioni lavorative si traduce in un **incremento della produttività, intervenendo soprattutto sui tempi di lavoro**. Diversi studi quantitativi internazionali hanno approntato varie stime dell'impatto dell'IA sulla produttività del lavoro, in diversi settori, avvalendosi di differenti base dati raccolte tra le economie avanzate di mercato (Alderucci et al., 2020; Calvino and Fontanelli, 2023; Czarnitzki, Fernández and Rammer, 2023; Damioli, Van Roy and Vertesy, 2021). In media, **i guadagni di performance appaiono rilevanti, sebbene varino notevolmente tra le diverse rilevazioni: tra lo 0% e l'11%**. Per quanto concerne le previsioni sul medio-lungo periodo, il rapporto della Commissione IA nominata dall'ex Primo Ministro francese Attal e coordinata dal Prof. Philippe Aghion stima per il paese d'oltralpe una crescita del PIL tra i 250 e 420 miliardi di euro guidata dalla diffusione delle nuove tecnologie (Commission de l'Intelligence Artificielle, 2024).

Studi sperimentali recenti mostrano significativi incrementi di produttività tra le **professioni cognition-intensive**, con aumenti in media **tra il 12% e il 37%** a parità di ore (Brynjolfsson et al., 2023; Dell'Acqua et al., 2023; Haslberger et al. 2023; Noy and Zhang, 2023). I benefici maggiori riguardano i lavoratori junior e meno qualificati. Nel complesso, queste evidenze indicano come, nelle professioni cognition-intensive, l'utilizzo dell'IA (in particolare di quella generativa) incentivi una maggiore focalizzazione su attività di ideazione creativa e ottimizzazione dei contenuti, riducendo il peso dalle mansioni operative.

1.3.3 IA, diffusione della conoscenza e decentralizzazione

L'IA può incidere in modo significativo sulla circolazione della conoscenza e sulla formazione professionale, riorganizzando le relazioni su cui si fondano i processi formali e informali di apprendimento in azienda (Colombari et al., 2024). Da un lato, consente un accesso rapido a dati e informazioni, interni ed esterni all'organizzazione, altrimenti difficili da reperire. Dall'altro, se l'uso non è governato da regole chiare, aumenta il rischio di trasferimenti "autonomi" di conoscenza e di diffusione di contenuti non verificati (Megaro & Polese, 2023).

Il contributo potenziale resta però rilevante: grazie al training questi sistemi

possono rendere più accessibile parte della conoscenza organizzativa implicita che guida le decisioni delle figure senior. Ne beneficiano soprattutto lavoratrici e lavoratori meno esperti, che mostrano una curva di apprendimento più ripida (Brynjolfsson et al., 2023). Una circolazione più rapida della conoscenza tra livelli di seniority può inoltre favorire una governance più decentralizzata: strutture meno verticali, maggiore autonomia e “**delaying**” contribuiscono ad un processo di empowerment del personale (Rutko et al., 2021).

Infine, impatti significativi riguardano anche le competenze di più alto livello. Infatti, in ambito **Ricerca e Sviluppo** (R&S), l’IA può accelerare i cicli di innovazione e ridurre i costi di sperimentazione: modelli generativi ampliano lo spazio delle soluzioni e velocizzano prototipazione, test, sintesi della letteratura e documentazione, rafforzando la capacità innovativa e la competitività delle imprese (McKinsey, 2025).

IN A NUTSHELL

Analisi empiriche mostrano come l’integrazione dell’IA nei processi lavorativi aumenta la produttività – con valori che variano significativamente tra gli studi disponibili – soprattutto riducendo i tempi delle mansioni più routinarie. Benefici più marcati riguardano soprattutto i lavoratori e le lavoratrici più giovani, facendo dunque emergere un gap generazionale nell’utilizzo delle competenze. Analogamente, lavoratrici e lavoratori più giovani risultano essere i principali beneficiari del ‘management delaying’, massimizzando le opportunità formative e di efficientamento della produzione offerte da una gestione sempre più automatizzata.

1.3.4 L’IA nell’organizzazione aziendale: prime conclusioni

Dall’analisi della letteratura sul tema emerge un quadro complesso ed eterogeneo, che mostra come all’IA si associno impatti significativi sull’organizzazione aziendale. Nell’ambito della formazione professionale, l’IA si rivela un potente strumento per migliorare la diffusione della conoscenza organizzativa ed accelerare la crescita delle figure junior, riducendo i tempi di apprendimento e migliorando le competenze tecniche.

Al livello organizzativo, tale riduzione del gap formativo suggerisce la transizione verso una governance aziendale più decentralizzata, dove l’IA gioca un ruolo cruciale nell’empowerment delle/dei dipendenti e nel miglioramento della comunicazione interna. Inoltre, il sostegno dell’IA è associato a guadagni di produttività diffusi nella forza lavoro, prevalentemente associati all’automazione di mansioni cognitive più routinarie.

In definitiva, l'IA rappresenta una risorsa strategica la cui introduzione nei processi produttivi, se accompagnata da percorsi formativi per la forza lavoro e da un'assegnazione chiara delle nuove responsabilità funzionali interne all'azienda, può contribuire al miglioramento del benessere e dell'efficacia organizzativa.

Si richiede, dunque, un approccio olistico che combini innovazione tecnologica, formazione continua e politiche inclusive per massimizzare i benefici e mitigare i rischi.

1.4 L'IA in Italia: tra ritardi ed opportunità

La sfida dell'IA presenta notevoli rischi per la competitività del tessuto produttivo italiano, il quale sconta ritardi strutturali nell'innovazione, mostrando una **readiness** alla transizione tecnologica inferiore rispetto agli altri paesi europei. Tuttavia, proprio l'introduzione dell'IA nei processi produttivi, se accompagnata da una strategia d'impresa adattiva ed inclusiva, nonché da adeguate politiche industriali e sociali, potrebbe agire come **game changer** invertendo la tendenza ormai trentennale dell'economia italiana caratterizzata da crescita e produttività limitate. Questa dualità nell'impatto previsto dell'IA fa dell'Italia un caso di studio particolarmente interessante, tramite il quale è possibile indagare il ruolo giocato dall'innovazione tecnologica nella riduzione (o nell'aggravamento) delle disuguaglianze socioeconomiche tra i paesi europei.

Lo scenario a breve termine non sembra dei migliori. Infatti, seguendo la letteratura economica sul '**divario centro-periferia**' nei sistemi produttivi europei (Celi et al., 2018; Cirillo & Guarascio, 2015), l'Italia figura come l'archetipo delle economie della periferia meridionale del continente, caratterizzate da un limitato sviluppo dei servizi ad alto valore aggiunto e da un settore manifatturiero di dimensioni rilevanti ma tecnologicamente arretrato. Quindi, basandoci sulla ricerca predittiva degli impatti occupazionali dell'IA, il sistema produttivo italiano sembra presentare un doppio svantaggio in questa transizione, perché sguarnito sia di quelle professioni ad alta formazione complementari con l'utilizzo delle nuove tecnologie, sia di un tessuto industriale capace di integrare rapidamente queste ultime nei processi produttivi. Vantaggi competitivi nei due settori emergono, invece, nel nucleo industriale incentrato sulla manifattura tedesca – dove si registrano significativi avanzamenti verso l'Industria 4.0 (Castelo-Branco et al., 2019) – e nelle economie dell'Europa settentrionale dominate da servizi basati sulle ICTs (servizi finanziari e per le imprese, ecc.) (Hassel & Palier, 2020).

Inoltre, occorre precisare come la **segmentazione del tessuto produttivo** italiano comporti significative differenze nel paese con riguardo sia alle condizioni abilitanti la transizione tecnologica, sia ai futuri impatti socioeconomici.

In particolare, due significative fonti di frammentazione risiedono nel **divario**

territoriale e nel peso rilevante delle **PMI** rispetto alle grandi aziende.

Il primo, a sua volta, potrebbe ricomprendere due fratture, ovvero quella Nord-Sud (Ferrera & Gualmini, 2000) – ricalcando la differenza di densità industriale – e quella tra aree urbane e aree interne – divario centrale nelle economie della conoscenza (Iversen & Soskice, 2019). Con riguardo alla dimensione d'impresa, invece, sono ben noti i fattori che rallentano i processi di innovazione nelle PMI: carenza di risorse finanziarie (in particolare scarsa finanziarizzazione), gestione orientata al breve periodo, capitale umano poco qualificato, limitata esposizione alla pressione innovativa da parte dei concorrenti (Klein et al., 2018; Pech & Vaněček, 2022; Peillon & Dubruc, 2019). Pertanto, mantenendo un orizzonte temporale ristretto, l'introduzione dell'IA in un contesto produttivo così frammentato presagisce un aggravamento delle disuguaglianze interne, con opportunità di crescita riservate ai grandi centri urbani e alle realtà industriali di maggiori dimensioni. Tuttavia, nel medio-lungo periodo, tale scenario – che richiede una verifica empirica (evidenze descrittive nella sezione 1.4.1) – è soggetto a significativi mutamenti. Riprendendo Agrawal et al. (2022), un'adozione sistemica dell'IA, che implica la progettazione di nuovi processi produttivi in base a **logiche data-driven**, potrebbe fornire **nuove opportunità di crescita ad attori e territori sinora svantaggiati**. Se, infatti, l'integrazione dei nuovi applicativi nei processi esistenti favorisce i tessuti produttivi ad alto capitale umano ed infrastrutturale, nuovi orizzonti produttivi emergono per quelle aziende che godono di maggior flessibilità organizzativa. **Realtà di minori dimensioni, con procedure operative meno standardizzate e maggiormente adattive alle domande del mercato locale, sono avvantaggiate nella transizione verso una produzione customizzata** di beni e servizi resa possibile dalle nuove tecnologie (ad esempio dall'integrazione tra stampa 3D e software IA) (Saniuk, 2019; Saniuk & Grabowska, 2021; Torn & Vaneker, 2019). Inoltre, la gestione dei dati necessari per questo cambio di paradigma produttivo potrebbe essere facilitata dall'utilizzo dell'IA, valorizzando il capitale umano con qualificazione intermedia fornito delle necessarie competenze di *prompt engineering* (D. Autor, 2024; Short & Short, 2023). Un segnale in tal senso proviene dall'**Osservatorio Competenze Digitali 2025**: nel mercato del lavoro italiano, **le job posting su LinkedIn che richiedono competenze di prompt engineering sono cresciute del 112% nel periodo gennaio-settembre 2024 rispetto allo stesso periodo del 2025**, suggerendo una domanda di figure ibride, non necessariamente ad alta specializzazione tecnica, in fase di prima espansione (Anitec-Assinform et al. 2025). Ad ogni modo, risulta evidente come i divari formativi ed infrastrutturali, oltre ai costi economici e sociali conseguenti a queste trasformazioni, richiedano un intervento di politica pubblica articolato e multidimensionale, che contemperi il sostegno all'innovazione e l'inclusione sociale. Nel resto della sezione vengono fornite alcune evidenze descrittive circa

la circolazione dell'IA nel tessuto produttivo italiano (Fonte: Istat), seguite da una breve rassegna della letteratura grigia ed accademica sull'impatto dell'IA sul mercato del lavoro italiano. Conclude un'analisi empirica dell'opinione pubblica italiana sulle sfide poste dal cambiamento tecnologico.

1.4.1 L'IA nelle imprese italiane

In questa sottosezione si presenta un'analisi descrittiva basata sull'indagine campionaria condotta annualmente dall'Istat sulla diffusione delle ICTs nelle imprese italiane. In particolare, ci concentriamo sulle edizioni del 2021, 2023, 2024 e 2025, le quali contengono informazioni dettagliate sull'adozione di tecnologie IA e sul loro specifico impiego produttivo. Le evidenze raccolte in questa base dati consentono di rispondere ad alcuni interrogativi posti nell'introduzione di questa sezione circa la prontezza delle aziende italiane ad entrare nel nuovo paradigma produttivo *data-driven* e l'impatto della segmentazione del mercato italiano sulla circolazione delle nuove tecnologie. A tali dati saranno affiancati quelli provenienti dalla recente indagine Confindustria sul lavoro (Labartino et al., 2025), che per la prima volta comprende un approfondimento sull'adozione dell'intelligenza artificiale nelle imprese associate.

Un raffronto preliminare con i dati provenienti dagli altri paesi dell'UE – grazie ad uno studio Eurostat (2021-2025) – mostra **il ritardo del nostro paese** nell'adozione di queste tecnologie (Figura 1.2). Nel 2025, infatti, l'Italia si colloca nella parte basse della classifica, con un tasso di adozione pari al **16,4% delle imprese**, poco al di sopra di diversi paesi dell'Europa centro-orientale e meridionale. Al contrario, sia le economie dei servizi del Nord Europa sia i paesi del nucleo industriale centroeuropeo superano la media UE (**20%**), trainati in particolare dal Benelux e dai paesi scandinavi, con livelli compresi tra il 33% e il 42%. Tuttavia, tra i paesi collocati nella parte bassa della distribuzione, l'Italia registra **l'incremento più significativo nell'ultimo anno**, avvicinandosi alla media europea.

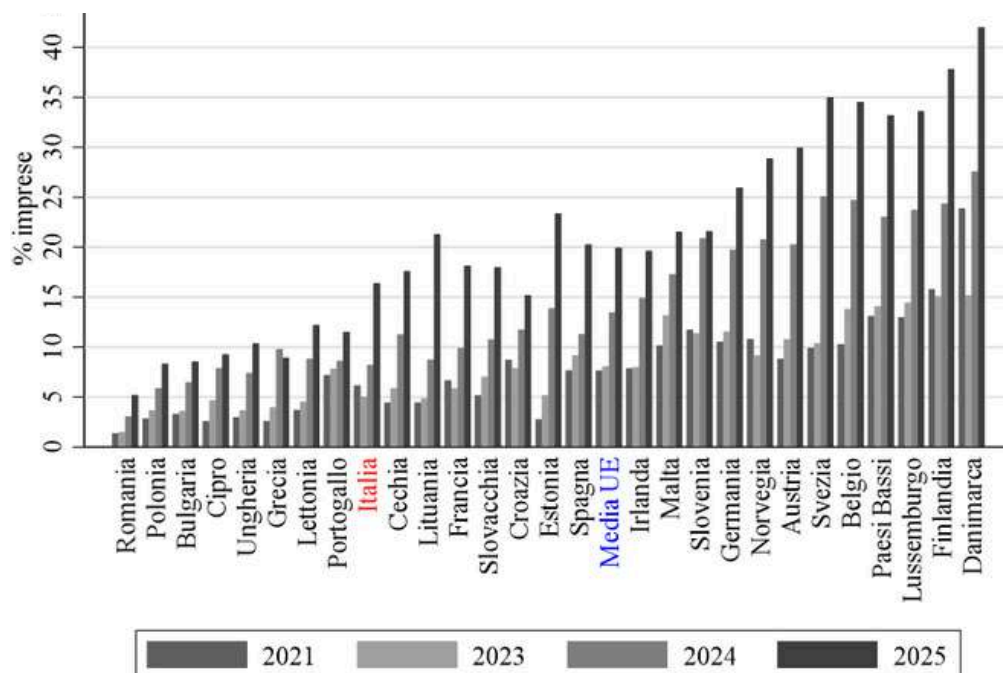


Figura 1.2

Percentuale di imprese che adotta l'IA nei processi produttivi (2024).

Fonte:

Eurostat → (2021-2025)

Infatti, considerando solo le imprese al di sopra dei 10 addetti, dal 2024 al 2025 le aziende che dichiarano di far uso di almeno una delle sette tecnologie di IA menzionate nel questionario (text mining, computer vision, riconoscimento vocale, natural language generation, machine/deep learning, software IA per automatizzare flussi di lavoro e per il movimento di macchine) sono passate **dal 8% all'16,4%**, dopo un incremento complessivo di soli due punti percentuali nei tre anni precedenti (Figura 1.3). Di queste, più della metà utilizza almeno due tecnologie IA (10,6%), mentre il 6,5% dichiara di utilizzarne almeno tre, **valori che risultano tutti sostanzialmente raddoppiati rispetto al 2024.**

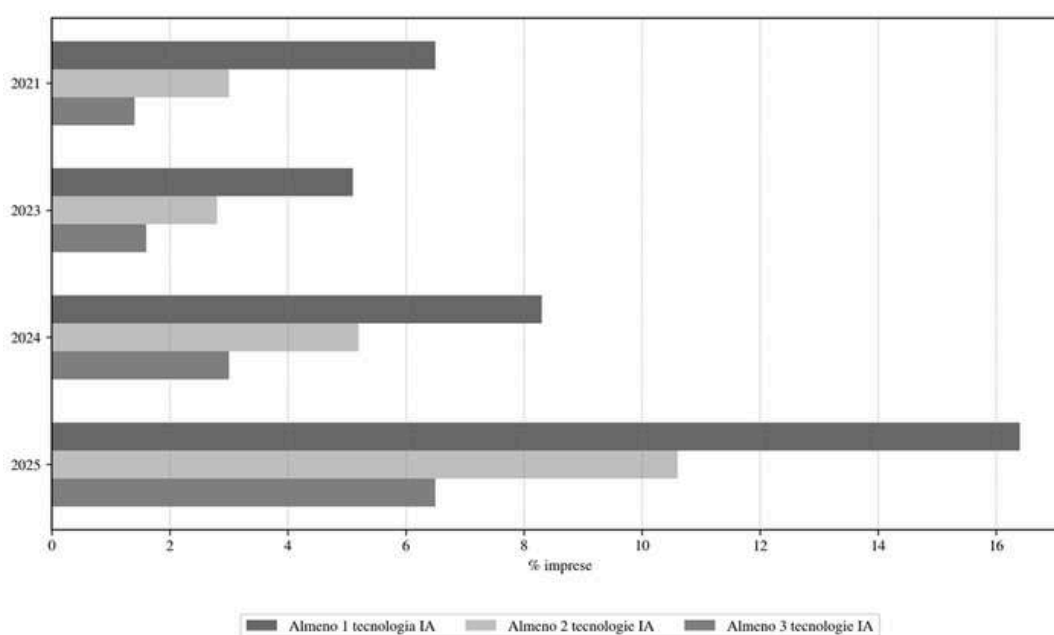


Figura 1.3

Percentuale di imprese (al di sopra dei 10 addetti) che adottano almeno una, due o tre tecnologie IA nei loro processi produttivi (2021-2025)

Fonte: Istat

La **segmentazione del tessuto produttivo italiano** emerge come un fattore centrale per spiegare il ritardo osservato a livello aggregato. Tra le imprese di piccole dimensioni (meno di 50 dipendenti), la diffusione dell'IA appare più limitata, collocandosi al di sotto della media nazionale, mentre l'adozione tra le imprese medie e grandi varia tra circa un quarto e quasi la metà della popolazione aziendale (Figura 1.4). Tuttavia, **tutte le classi dimensionali registrano incrementi rilevanti** nell'ultimo anno, con una dinamica particolarmente accentuata tra le **imprese di media dimensione**, in particolare quelle con oltre 100 addetti, che raddoppiano il proprio tasso di adozione. In un'ottica comparativa, sebbene i livelli assoluti restino contenuti, **il grado di diffusione raggiunto nel 2025 dalle piccole imprese risulta sostanzialmente allineato a quello registrato dalle medie imprese nel 2024.**

Variazioni nettamente più contenute riguardano la distribuzione regionale dell'IA (Figura 1.5), che registra i valori massimi nel Nord (tra il 17% e il 19% delle aziende adotta almeno una tecnologia IA) ed il valore minimo nel Mezzogiorno (circa il 12%). Pertanto, sebbene emergano le attese differenze territoriali

– in particolare tra aree più e meno industrializzate –, è la frammentazione dimensionale del sistema produttivo italiano a esercitare un peso maggiore nel rallentamento dell’innovazione tecnologica. Le grandi imprese mostrano tassi di adozione comparabili o superiori a quelli osservati nelle economie UE più avanzate, mentre le piccole imprese faticano maggiormente a tenere il passo, nonostante l’accelerazione registrata nell’ultimo anno. Questo squilibrio limita la possibilità di guadagni di produttività diffusi in un’economia fortemente basata su attività imprenditoriali di piccola scala. L’avanzata delle imprese di media dimensione suggerisce tuttavia che la transizione non sia confinata ai soli campioni nazionali dell’economia.

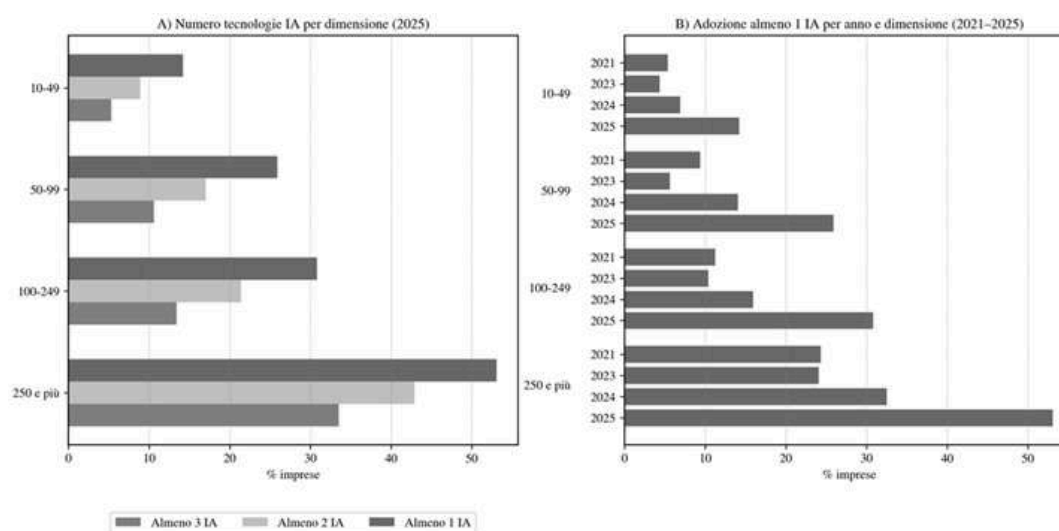


Figura 1.4 Percentuale di imprese (al di sopra dei 10 addetti) per numero di addetti che adottano almeno una, due o tre tecnologie IA nei loro processi produttivi (grafico di sinistra) e percentuale di quelle che ne adottano almeno una per anno (grafico di destra) (2021-2025).

Fonte: Istat

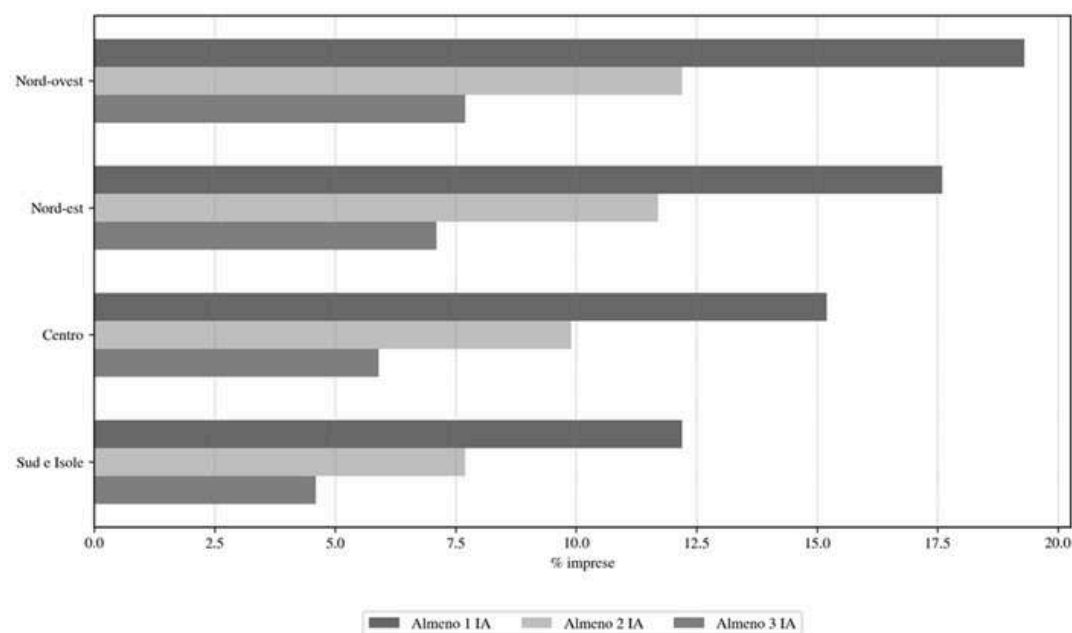
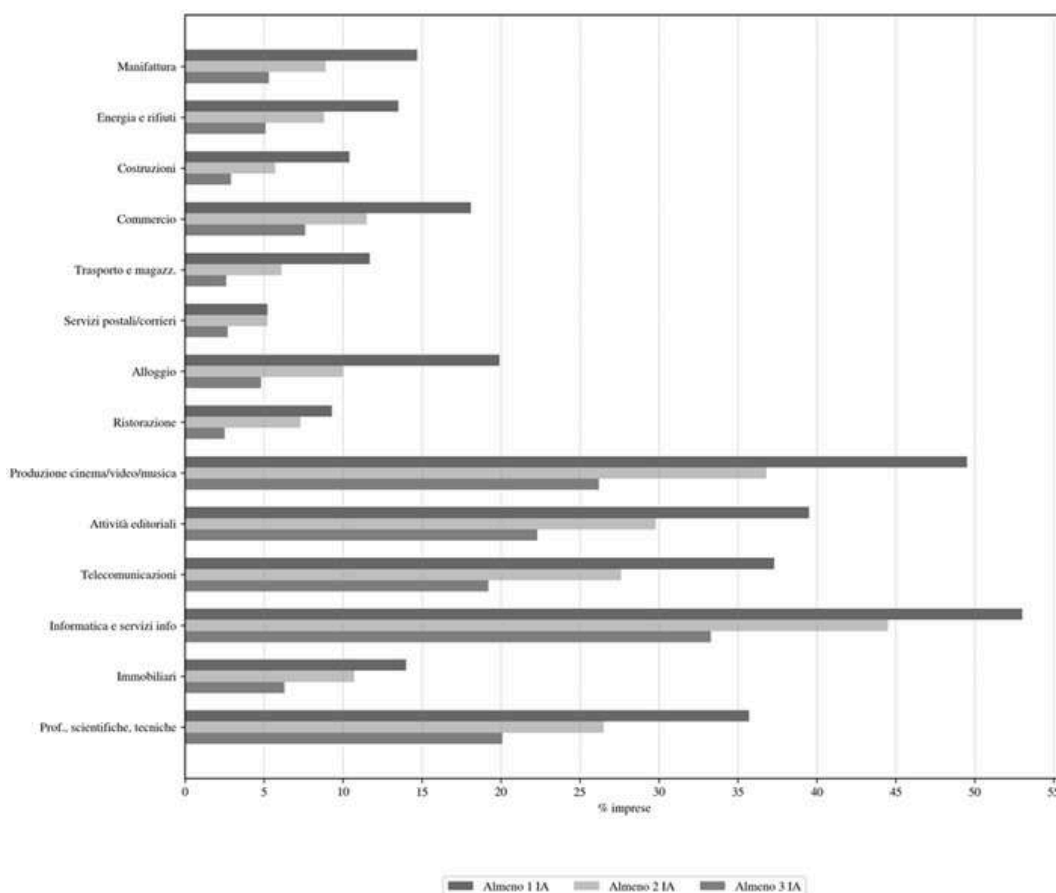


Figura 1.5 Percentuale di imprese (al di sopra dei 10 addetti) per macroregione che adottano almeno una, due o tre tecnologie IA nei loro processi produttivi (2025).

Fonte: Istat

La diffusione dell’IA nei diversi settori produttivi mostra un pattern coerente con un potenziale salto di paradigma tecnologico (Damioli et al., 2024), caratterizzato da una circolazione ampia dell’innovazione tra i vari comparti (Figura 1.6).

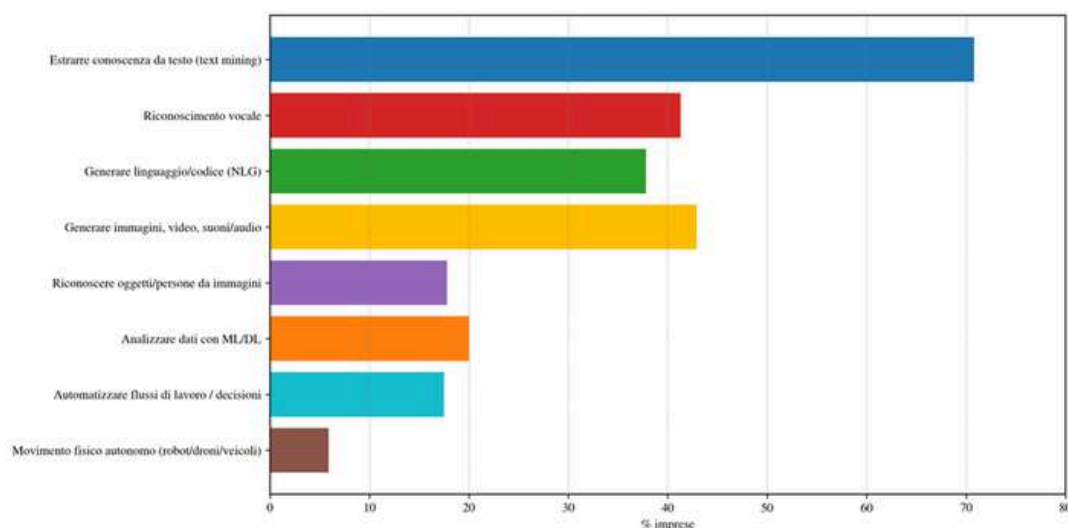
Infatti, sebbene il **settore ICT presenti ancora i livelli di adozione più elevati** (oltre il 50%), questo è **seguito da diversi comparti dei servizi dell'informazione e della comunicazione**, a partire dallo spettacolo (tasso di adozione prossimo al 50%), e poi editoria, telecomunicazioni e professioni scientifiche (con valori compresi tra il 35% e il 40%). Il **settore secondario** rimane nettamente **più arretrato**, attestandosi intorno al 15% di imprese adottanti, mentre si osserva un **dinamismo** non trascurabile in alcuni comparti del **terziario a bassa qualificazione**, come commercio e alberghiero, con livelli prossimi al 20%.


Figura 1.6

Percentuale di imprese (al di sopra dei 10 addetti) per settore che adottano almeno una, due o tre tecnologie IA nei loro processi produttivi (2025).

Fonte: Istat

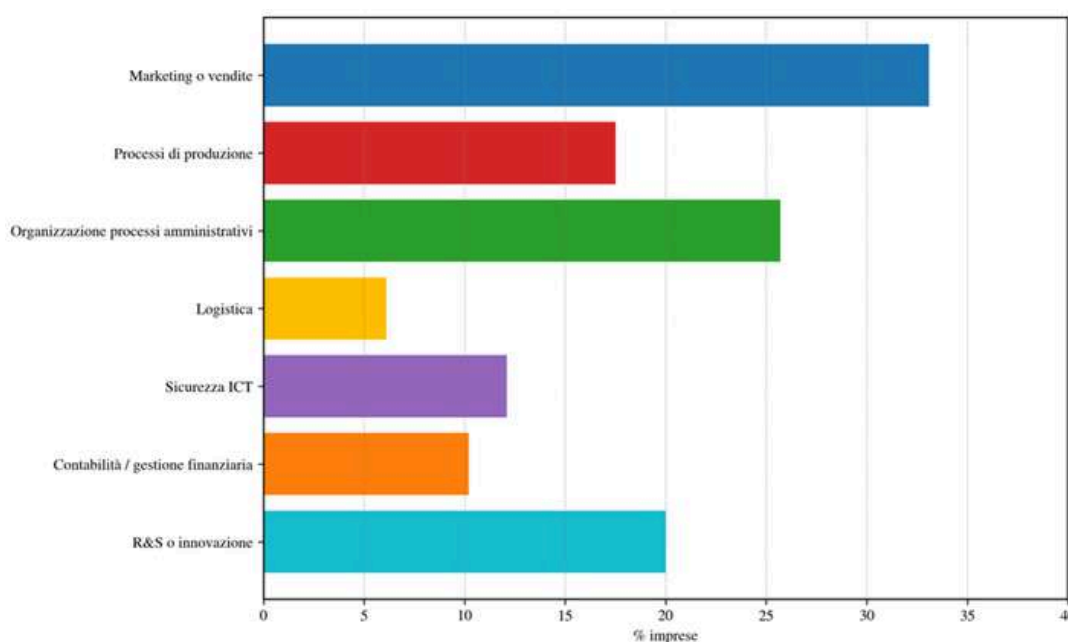
Le potenzialità di utilizzo dell'IA nelle professioni tecniche e creative sono ulteriormente confermate dall'analisi delle finalità di impiego (Figura 1.7). Tra le imprese adottanti, prevale nettamente l'utilizzo dell'IA per il **text mining** – utilizzato da circa il 70% di esse –, seguito da **attività di riconoscimento vocale, generazione del linguaggio naturale e produzione di contenuti multimediali**, con incidenze intorno al 40%. Più contenuto risulta l'utilizzo dell'IA per l'automazione dei flussi di lavoro, la computer vision e le tecniche di deep learning, che coinvolgono circa un quinto delle imprese adottanti. Le applicazioni che implicano il movimento fisico di macchinari rimangono le meno diffuse, con un'incidenza prossima al 6%.


Figura 1.7

Incidenza percentuale dell'IA per diverse finalità di utilizzo (2025).

Fonte: Istat

Infine, tra gli ambiti di utilizzo (Figura 1.8) spicca il **marketing** (oltre il 30% delle imprese adottanti), seguito dalle **funzioni amministrative** interne all'azienda (25% circa di incidenza). Intorno al 20% delle imprese adottanti utilizza l'IA nei **processi produttivi** e nella ricerca e sviluppo (**R&S**), mentre circa il 10% la usa in ambito cybersicurezza e contabilità. L'adozione più circoscritta dell'IA nella logistica (6%) sembra confermare l'impiego ancora limitato di queste tecnologie per attività che implicano lo spostamento fisico di oggetti.


Figura 1.8

Incidenza percentuale dell'IA per diversi ambiti di utilizzo (2025).

Fonte: Istat

In conclusione, i dati Istat confermano il posizionamento arretrato dell'Italia nel contesto europeo, evidenziando una transizione tecnologica fortemente segmentata all'interno del tessuto produttivo. Il confronto con l'anno precedente mostra, tuttavia, **un'accelerazione senza precedenti dell'adozione**, che interessa tutte le classi dimensionali e si concentra soprattutto nei servizi ad alta intensità di capitale umano.

A complemento del quadro sull'adozione nelle imprese, i dati di mercato confermano la traiettoria espansiva dell'IA in Italia. Secondo le rilevazioni Anitec-Assinform contenute nelle ultime edizioni del rapporto **Il Digitale in Italia**, il mercato dell'IA, che comprende l'insieme delle tecnologie cognitive, dal Machine Learning al Natural Language Processing fino al Deep Learning e all'IA generativa, ha raggiunto nel 2024 un valore di 935 milioni di euro, per poi accelerare significativamente: **le stime indicano 1,24 miliardi nel 2025, 1,67 miliardi nel 2026, fino a superare i 2,5 miliardi entro il 2028, con un tasso di crescita annuo composto nell'ordine del 28%**. Questa dinamica segnala come, nonostante i ritardi strutturali nell'adozione a livello d'impresa documentati dai dati Istat, la domanda aggregata di soluzioni IA stia crescendo a ritmi sostenuti, alimentata in misura crescente dalla diffusione dell'IA generativa come vettore trasversale di innovazione. (Anitec-Assinform 2025)

Questa dinamica suggerisce l'avvio di una fase di diffusione più ampia, pur rimanendo condizionata dalle fragilità strutturali del sistema produttivo italiano.

Questi risultati trovano eco nell'indagine svolta nel 2025 da Confindustria tra le imprese associate (Labartino et al., 2025), riferita a un periodo a cavallo tra il 2024 e il 2025. L'incidenza delle imprese che hanno adottato l'IA e la utilizzano regolarmente è pari all'11,5% del totale, con un'incidenza maggiore nei servizi (16,6%) rispetto all'industria (7,5%) e tra le imprese di più grandi dimensioni (in questa indagine, definite come con almeno 100 addetti).

L'incremento significativo nel tasso d'adozione dell'IA tra le medie imprese (come definite da Eurostat: 50-250 dipendenti) conferma un possibile **spillover** nella circolazione delle nuove tecnologie **oltre la grande produzione**, fondamentale per un tessuto produttivo largamente fondato su filiere di piccolo cabotaggio.

Inoltre, la diffusione delle nuove tecnologie soprattutto nel terziario avanzato, assieme all'integrazione dell'IA nel crescente mercato italiano dell'Industria 4.0, forniscono i presupposti per una trasformazione strutturale del tessuto produttivo.

Si rinvia all'indagine più approfondita del caso italiano svolta nella sezione successiva, in particolare con riguardo ai fattori abilitanti l'adozione dell'IA e ai suoi impatti sul mercato del lavoro, per l'analisi di evidenze raccolte sul campo che chiariscano lo stato dell'arte della transizione e i suoi sbocchi futuri.

IN A NUTSHELL

I dati Istat/Eurostat mostrano che nel 2025 l'adozione dell'IA tra le imprese italiane (con almeno 10 addetti) raggiunge il 16,4%, restando sotto la media UE (20%) e collocando l'Italia nella parte bassa della graduatoria europea; l'indagine Confindustria sulle imprese associate stima, inoltre, un tasso di utilizzo regolare pari all'11,5%. Nonostante il ritardo, tra 2024 e 2025 si osserva un'accelerazione senza precedenti con un sostanziale raddoppio dei tassi di adozione e una crescita che coinvolge tutte le classi dimensionali.

Resta però marcata la segmentazione del tessuto produttivo: l'adozione dell'IA tra le medie e grandi imprese è nettamente più elevata rispetto alle piccole imprese, segnalando che la frammentazione dimensionale costituisce il principale freno alla diffusione e, quindi, alla possibilità di guadagni di produttività più diffusi. L'adozione si concentra soprattutto nei settori ICT e nei servizi ad alta intensità di capitale umano, coerentemente con un uso orientato a funzioni e processi a maggior contenuto formativo. Nel complesso, l'evidenza descrive una transizione avviata ma ancora diseguale, in cui l'avanzata delle imprese di media dimensione suggerisce possibili spillover oltre i soli grandi player.

1.4.2 L'impatto dell'IA sul mercato del lavoro italiano

Le prime stime ed evidenze sugli impatti occupazionali ed organizzativi delle nuove tecnologie delineano un mercato sempre più ricettivo e nuove opportunità di crescita ed occupazione. Nel resto della sottosezione, si presentano le prime stime ed evidenze sugli impatti dell'IA sull'occupazione e i salari in Italia, sulla produttività del lavoro, ed infine sulle professioni e competenze che stanno emergendo nel mondo del lavoro in Italia.

1.4.2.1 Impatto dell'IA su occupazione e salari: prime stime ed evidenze dall'Italia

Per quanto riguarda l'**esposizione delle professioni all'utilizzo dell'IA**, ed ai possibili effetti di spiazzamento e potenziamento, gli studi italiani mostrano evidenze simili a quelli internazionali citati nella sezione 1.2, almeno sino all'evidenza empirica causale più recente e relativa a Stati Uniti e Regno Unito.

I ricercatori dell'INAPP (Ferri et al., 2024) hanno applicato la metodologia introdotta da Felten et al. (2018) al caso italiano, replicando il matching tra abilità cognitive richieste dalle diverse professioni e capacità tecnologiche tramite i dati dell'Indagine campionaria sulle professioni (ICP) e della Rilevazione continua sulle forze di lavoro dell'Istat (RCFL). In linea con le evidenze raccolte dal mercato americano, i ricercatori italiani mostrano significative corrispondenze tra funzioni tecnologiche e abilità richieste dalle professioni dei servizi a media e alta formazione (ceto impiegatizio, manager, professioni tecniche).

Al contrario, le professioni manuali a bassa qualifica, soprattutto se prevedono interazioni interpersonali e capacità di lavorare in ambienti non standardizzati (servizi di vendita, manovali dell'edilizia, ecc.), presentano scarse possibilità di interazione con l'IA. Tuttavia, integrando l'indice di esposizione con un fattore che stima il grado di complementarità dell'IA con ciascuna professione (Pizzinelli et al., 2023), le professioni intellettuali e manageriali risultano meno soggette al rischio di spiazzamento, limitando quest'ultimo alle professioni cognitive più routinarie.

In particolare, tra le professioni con un alto numero di lavoratrici/lavoratori che

potrebbero risentire negativamente dell'introduzione dell'IA si annoverano i contabili, i rappresentanti di commercio, i programmatori tecnici e i cassieri. L'indagine svolta da Confindustria (Labartino et al., 2025) mostra come il 44,1% delle imprese riporti un effetto già visibile dell'IA sull'automazione delle attività ripetitive, con livelli relativamente comparabili tra industria e servizi (41,2% e 47,8%, rispettivamente).

Uno studio simile a quello dell'INAPP condotto per Banca d'Italia (Dalla Zuanna et al., 2024) utilizzando i dati del Labour Force Survey europeo stima come, su una platea di circa quindici milioni di lavoratrici/lavoratori esposti all'impatto occupazionale dell'IA (quasi il 70% dell'intera forza lavoro), 'solo' 4,75 milioni siano soggetti al rischio potenziale di spiazzamento, concentrati prevalentemente nei settori bancario, dei trasporti e della comunicazione. L'analisi descrittiva per sottogruppi presenta interessanti evidenze circa le **caratteristiche sociodemografiche** delle/dei lavoratrici/lavoratori esposti all'IA.

Lo studio mostra come la stragrande maggioranza delle/dei lavoratrici/lavoratori ritenute/i complementari con l'IA presenta un titolo di formazione terziaria, mentre quelli sostituibili si collocano prevalentemente tra le/i lavoratrici/lavoratori con formazione secondaria o inferiore.

Entrambi i gruppi mostrano livelli salariali medio-alti. Inoltre, le donne risultano maggiormente esposte agli impatti occupazionali dell'IA (in linea con i risultati dell'indagine INAPP), sia in termini di spiazzamento che di potenziamento, mentre non emergono differenze significative tra le diverse generazioni.

Le regioni del Nord-ovest presentano il numero più alto di lavoratrici/lavoratori esposte/i all'IA, soprattutto al rischio di sostituzione (imputabile probabilmente al settore finanziario), mentre il Meridione mostra la maggior concentrazione di lavoratrici/lavoratori complementari con le nuove tecnologie.

La distribuzione territoriale più granulare proposta da Ferri et al. (2024) chiarisce come siano le grandi città a trainare i livelli di esposizione, in particolare nelle regioni centrosettrionali (con l'eccezione di Roma). Infine, si rileva come le/i lavoratrici/lavoratori complementari con l'IA abbiano più possibilità di essere impiegati con forme contrattuali atipiche (contratti a tempo determinato o lavoro autonomo). Lo stesso studio presenta anche un'analisi longitudinale delle **transizioni occupazionali** /dei lavoratrici/lavoratori esposti all'IA dal 2013 al 2023 tramite i dati amministrativi del Campione Integrato delle Comunicazioni Obbligatorie raccolti dal Ministero del Lavoro (13% di tutte le comunicazioni inoltrate dai datori di lavoro). In generale, i dati mostrano pochi interscambi tra gruppi professionali differenti (le/i lavoratrici/lavoratori restano nel proprio gruppo professionale), sebbene le/i lavoratrici/lavoratori ritenuti sostituibili abbiano più probabilità di migrare verso posizioni scarsamente esposte all'IA rispetto a quelli complementari (rispettivamente, 13% e 9% delle/dei lavoratrici/lavoratori dei due gruppi).

Queste ultime transizioni non sono foriere di significativi miglioramenti delle condizioni d'impiego del personale, dal momento che gli **aumenti salariali** più sostanziali sono associati agli spostamenti verso le **professioni esposte all'IA**. Inoltre, tra i vari gruppi professionali, le/i lavoratrici/lavoratori sostituibili presentano la più alta probabilità di riallocazione verso un settore produttivo differente da quello di partenza senza che questo sia accompagnato da un aumento salariale significativo (l'opposto vale per le/i lavoratrici/lavoratori complementari), suggerendo maggiori difficoltà nella ricerca del lavoro.

Tale fenomeno si è intensificato a seguito della pandemia. Infine, le transizioni da professioni sostituibili a professioni complementari risultano facilitate per il personale ad alta formazione, mentre l'opposto vale per le donne.

Recenti evidenze tratte dalla Rilevazione Imprese e Lavoro (RIL) dell'INAPP (Brunetti et al., 2025) mostrano come **l'impatto occupazionale dell'IA dipenda fortemente dal contesto tecnologico-produttivo** in cui essa viene introdotta.

In particolare, quando l'adozione dell'IA segue investimenti in informatica avanzata, si osserva un aumento della spesa per la formazione specifica sull'IA, suggerendo un effetto di complementarità. Al contrario, quando l'IA viene implementata in contesti produttivi già caratterizzati da un forte utilizzo della robotica, tale effetto non emerge, indicando un rischio più elevato di automazione. Questa dinamica è più marcata nel settore manifatturiero, dove l'integrazione dell'IA con la robotica amplifica le possibilità di automazione e contribuisce al processo di "servitizzazione".

Nel complesso, gli studi sul caso italiano confermano le previsioni sui rischi di spiazzamento e potenziamento rinvenute nella letteratura internazionale. Le professioni esposte all'IA ricadono generalmente tra quelle a medio-alta formazione nel settore dei servizi, caratterizzate da salari alti e concentrate soprattutto nelle regioni centrosettentrionali e nelle grandi città.

All'interno di questo macro-gruppo occupazionale, le/i lavoratrici/lavoratori complementari con l'utilizzo dell'IA beneficiano di migliori condizioni socioeconomiche rispetto a quelli sostituibili, mentre questi ultimi sembrano incontrare opportunità di crescita professionale più contenute.

Tali evidenze hanno natura assolutamente preliminare, richiedendo, dunque, la replicazione di simili analisi ad uno stadio più avanzato della transizione tecnologica. Risultano al momento assenti studi che indagano causalmente l'impatto dell'IA sull'impiego e i salari in Italia.

IN A NUTSHELL

Le evidenze italiane sull'esposizione delle professioni all'IA ricalcano quelle internazionali: risultano più esposte le occupazioni dei servizi a medio-alta formazione (impiegati, tecnici, manager), mentre i lavori manuali e dei servizi interpersonali in contesti non standardizzati lo sono meno.

Gli indici task-based (INAPP; Banca d'Italia) suggeriscono che l'esposizione non implica necessariamente spiazzamento: i rischi si concentrano nelle mansioni cognitive più routinarie (es. contabili, cassieri, rappresentanti), mentre professioni intellettuali e manageriali emergono come complementari. Si stima un'ampia platea esposta, ma una quota più contenuta a rischio sostituzione, con differenze di genere e territoriali (più esposizione nelle grandi città del Centro-Nord). Le transizioni occupazionali mostrano mobilità limitata e percorsi di riallocazione spesso senza forti guadagni salariali. Mancano però studi causali su impiego e salari in Italia.

1.4.2.2 IA generativa e produttività del lavoro

Gli impatti occupazionali appena descritti delineano nuove opportunità di crescita derivanti dall'integrazione dell'IA nell'attività lavorativa di molti settori dell'economia. Sebbene la recente diffusione di queste tecnologie nel tessuto produttivo italiano limiti la possibilità di effettuare studi empirici al riguardo, uno studio condotto dal think tank The European House - Ambrosetti (2023), in partnership con Microsoft Italia, fornisce una previsione dell'impatto dell'IA generativa sulla produttività del lavoro basata sui modelli task-based discussi in precedenza. In particolare, la stima si fonda su alcuni case studies condotti dal think tank, che consentono di fornire previsioni suddivise per professioni e settori produttivi. Lo studio assume un fattore di adozione dell'IA pari al 78%, in base ad un sondaggio realizzato dallo stesso team di ricerca sull'utilizzo di queste tecnologie tra le imprese italiane.

Nel complesso, l'analisi indica come, a parità di ore lavorate, l'accresciuta produttività del lavoro genererebbe 312 miliardi di euro di ulteriore valore aggiunto, pari al 18,2% del PIL. Viceversa, mantenendo costante il valore aggiunto, si stima che l'utilizzo dell'IA libererebbe 5,7 miliardi di ore all'anno.

I maggiori incrementi previsti di produttività si concentrano nei settori finanziario, dell'ICT ed in generale tra le attività professionali (incremento intorno al 25%), mentre risultano meno impattati i settori primario e secondario, nonché i servizi più routinari. L'analisi per gruppi professionali mostra come, oltre a professionisti e manager, anche il ceto impiegatizio presenta significativi guadagni di produttività (sempre intorno al 25%), mentre le professioni manuali e a qualifica medio-bassa

mostrano incrementi più contenuti (tra il 12% ed il 16% circa).

Mantenendo costante, invece, il valore aggiunto, appare come la maggior parte delle ore pro-capite liberate si concentrino sia nelle professioni amministrative che in quelle a più alto contenuto formativo (soprattutto ICT e finanza), oltre al settore immobiliare (tra le 330 e le 530 milioni di ore all'anno).

Tali stime confermano gli incrementi di produttività previsti dagli studi internazionali citati nelle sezioni 1.2.3 e 1.3.2, identificando le professioni cognitive come quelle maggiormente impattate. Occorre, tuttavia, precisare alcune limitazioni del presente studio che invitano a considerare le cifre presentate come indicatori di tendenze del mercato del lavoro e non di previsioni puntuali.

Infatti, come precisato dagli stessi autori, il campione sul quale si effettua l'analisi non è rappresentativo del tessuto produttivo italiano in quanto largamente composto da grandi imprese.

Inoltre, la natura endogena dell'automazione implica una maggior complessità nel processo di sostituzione del lavoro umano, qui presentato in maniera più parsimoniosa – in particolare con riguardo al mix tra mansioni formali e informali presenti in ogni professione –, che suggerisce maggior cautela nella stima delle ore 'liberate'. Infine, lo studio si focalizza sugli impatti dell'IA generativa, tralasciando il ruolo degli altri applicativi basati sulle tecniche di machine learning.

In definitiva, l'avvento dell'IA generativa porta con sé grandi potenzialità produttive per i servizi cognition-intensive, ma si ritiene che il suo impatto complessivo sia significativamente influenzato dal contesto aziendale di applicazione.

1.4.2.3 IA generativa e nuove richieste del mercato del lavoro

L'agenzia per il lavoro GiGroup ha pubblicato i risultati di un'indagine sull'apertura del mercato del lavoro italiano alle **nuove professionalità legate al mondo dell'IA e dell'IA generativa**. Lo studio ha indagato gli annunci sul social network LinkedIn – principale piattaforma online di ricerca di lavori ad alta qualificazione – dal gennaio 2023 al giugno 2024, suddividendoli in due gruppi: quelli in cui era presente un riferimento generico all'IA e all'IA generativa nella job description e quelli in cui IA e IA generativa sono citate esplicitamente nel job title. È bene precisare che i risultati di quest'analisi non si riferiscono necessariamente ad aziende italiane, ma a posizioni lavorative aperte sul territorio italiano, includendo anche realtà produttive straniere.

Gli annunci con riferimenti generici all'IA e all'IA generativa sono 10.795, con una crescita nei primi 6 mesi del 2024 del +150% rispetto all'anno precedente.

Tale sviluppo, tuttavia, non impatta in maniera omogenea su tutto il territorio nazionale. Parzialmente in linea con quanto presentato nella sezione 1.4.1, le città

in cui si aprono nuove posizioni sono grandi centri o capoluoghi di regione: Milano in testa, seguita da Roma e Firenze, con un forte presenza di città del nord-est del Paese.

Una differenza importante con le richieste delle sole aziende italiane emerge rispetto ai settori in cui sono attive le organizzazioni che cercano personale qualificato. Le attività professionali ad alta formazione (soprattutto nei servizi di consulenza e nelle agenzie private del lavoro) mostrano la maggior concentrazione di richieste per professionalità legate all'IA, subito dopo il settore dell'ICT. Si tratta, nello specifico, di figure esperte nel settore high-tech, fra queste: data analyst, artificial intelligence engineer e lead software engineer.

L'analisi delle offerte di lavoro con riferimenti specifici all'IA e all'IA generativa presenta trend analoghi, sebbene con valori più contenuti rispetto alle offerte con riferimenti generici. Il numero di job vacancies pubblicate dal gennaio 2023 al giugno 2024 anche in questo caso è in forte aumento, con un totale di 1223 annunci ed una crescita del +246% nei primi 6 mesi del 2024. Anche in questo caso ad offrire maggiori opportunità sono le grandi città (Milano e Roma in testa) seguite da diversi centri del Nord-Est. Nei settori in cui la richiesta è maggiore, queste sono sovrapponibili al numero di annunci con riferimenti generici, con l'eccezione della diminuzione della domanda da parte di agenzie per il lavoro private. Anche le figure professionali ricercate in questi annunci più dettagliati sono affini a quelle ricercate dagli annunci che citano in modo più vago l'IA e IA generativa, sebbene più verticali sul settore IA, ovvero artificial intelligence engineer, AI engineer e artificial intelligence specialist. Infatti, lo studio di GiGroup rileva l'emersione di diverse professionalità completamente nuove legate strettamente all'introduzione dell'IA nel mercato del lavoro italiano. Il rapporto stima che queste siano 66, spesso collegate a skills tecnico-informatiche (programmazione, in particolare machine learning, natural language model processing) e a soft skills, tra cui spiccano conoscenza della lingua inglese, project management, business strategy, abilità di networking. Dati incoraggianti circa la creazione di nuova occupazione legata alla diffusione dell'IA Generativa emergono dal Rapporto dell'Osservatorio sulle Competenze Digitali 2024 (ANITEC-ASSINFORM ET AL., 2024). I risultati dell'analisi quantitativa condotta dall'Osservatorio mostrano, in particolare, una domanda crescente di professionalità ICT in diversi settori – oltre all'IT strettamente definitivo – dal manifatturiero, all'hospitality, ai servizi di consulenza. Tra le professioni più richieste figurano i/le web developers, seguiti da specialisti/e in supporto IT ed ingegneri/e. Occorre, infine, notare come tra le competenze maggiormente richieste per simili profili non figurino esclusivamente hard skills digitali, affiancate da competenze manageriali e soft skills.

In conclusione, queste evidenze confermano come il mercato IT stia crescendo a ritmi sostenuti, mentre l'offerta di specialisti fatica a tenere il passo.

Ancora nel 2023, Eurostat segnalava che circa il 60% delle imprese italiane incontrava difficoltà nel reperire professionisti ICT, una quota allineata alla media europea (Eurostat, 2023). L'indagine di Confindustria segnala come la classe modale delle risposte sulle principali difficoltà riscontrate dalle imprese nell'adozione dell'IA riguarda (36,7% delle imprese) proprio la mancanza di competenze interne (Labartino et al., 2025). In questo scenario, l'automazione di alcune fasi della programmazione attraverso sistemi di IA può contribuire ad alleviare la pressione sul mercato del lavoro. L'utilizzo di assistenti AI, in particolare, sta riconfigurando l'attività di coding in un processo sempre più affiancato da strumenti generativi capaci di supportare le fasi di brainstorming, scrittura del codice, refactoring e test, automatizzando compiti ripetitivi e accelerando le operazioni, pur richiedendo un presidio umano per assicurare accuratezza, sicurezza e coerenza con i requisiti di progetto (Sergeyuk et al., 2025). Oltre a potenziare l'efficacia degli specialisti, l'adozione di software di IA generativa consente di estendere parte dell'attività di programmazione anche a lavoratori non specializzati, grazie alla possibilità di sviluppare codice tramite semplici prompt testuali (vibecoding), in linea con le prospettive di upgrading occupazionale delineate da Autor (2024). Guardando al futuro, l'evoluzione verso sistemi più autonomi potrebbe portare all'automazione completa – agentic – di segmenti del processo di sviluppo (Sapkota et al., 2025). Nel complesso, l'espansione del mercato e il progresso degli strumenti di IA generativa sembrano favorire una maggiore automazione delle fasi standardizzabili del coding, mantenendo tuttavia centrale il ruolo degli sviluppatori esperti per garantire qualità, governance e una corretta interpretazione degli output generati dall'IA.

IN A NUTSHELL

L'evidenza disponibile sull'Italia suggerisce che l'IA generativa possa generare forti guadagni di produttività, soprattutto nei servizi cognition-intensive. Lo studio TEHA-Ambrosetti (2023) stima, assumendo un'adozione al 78%, fino a 312 miliardi di euro di valore aggiunto aggiuntivo (18,2% del PIL) oppure 5,7 miliardi di ore annue "liberate", con impatti maggiori in finanza, ICT e attività professionali, e più contenuti nei settori primario, secondario e nei servizi routinari; risultati da leggere come tendenze, dato il focus su grandi imprese. In parallelo, il mercato del lavoro mostra un boom di annunci legati all'IA, concentrati nelle grandi città e nei servizi ad alta formazione. Cresce la domanda di profili ICT anche fuori dall'IT (hospitality, consulenza): le nuove figure combinano hard skills digitali e soft skill.

L'IA automatizza fasi ripetitive del coding e abilita anche non specialisti (vibecoding), ma richiede supervisione esperta.

1.4.3 Drivers, preoccupazioni e best practice

Lo stesso rapporto di GiGroup estende l'analisi sull'introduzione dell'IA generativa nel mercato del lavoro italiano tramite una serie di interviste a 284 realtà operanti nel territorio italiano, prevalentemente nel settore dei servizi, esplorando lo stato dell'arte rispetto all'adozione delle nuove tecnologie, i principali drivers, gli usi e le preoccupazioni. La principale differenza che il rapporto evidenzia tra IA ed IA generativa risiede nella fase di adozione.

Del campione di aziende intervistate, il 39% delle aziende utilizza l'IA in modo strutturale, percentuale che scende a 25% quando si parla di IA generativa; nel caso di quest'ultima, infatti, la maggior parte delle aziende (43%) dichiara di essere ancora in una fase di sperimentazione.

Rispetto all'utilizzo dell'IA generativa, il rapporto identifica tre tipi di approcci utilizzati da altrettante organizzazioni produttive: i **shapers**(54%) che ricorrono a soluzioni già presenti sul mercato customizzandole sui loro bisogni, i **takers** (36%) che adottano soluzioni standard senza apportare modifiche, ed i **makers** (10%) che creano sistemi di IA generativa progettati appositamente per le loro necessità.

I drivers principali indicati dalle aziende sono: risparmio di tempo e risorse (più importante per i takers), automazione dei processi ripetitivi ed aggiornamento tecnologico (più importante per i makers), sviluppo di nuovi prodotti e mantenimento della competitività sul mercato (più importante per gli shapers). Sebbene prevalga un'attitudine positiva verso il ruolo giocato dall'IA generativa nella trasformazione del lavoro, emergono preoccupazioni e criticità condivise dai diversi gruppi di aziende rispetto alla privacy, all'utilizzo dei dati e alla scarsa preparazione del personale che dovrebbe interfacciarsi con le nuove tecnologie. Le risposte raccolte da GiGroup mostrano, però, come queste preoccupazioni siano accompagnate dalla messa in campo di best practices in linea con quelle individuate dalla letteratura citata in precedenza in questo capitolo (sezione 1.3.1): **un piano di azione chiaro**, con ruoli e obiettivi precisi, e che annoveri la **formazione del personale** in termini di competenze e consapevolezza, consente di mitigare i rischi legati ad un utilizzo erraneo o poco efficace degli strumenti.

In concreto, l'attuazione di queste best practices, raccontano le interviste alle figure apicali delle aziende campionate (spesso esperte IT o manager che sponsorizzano il progetto), deve essere affiancato da un **controllo** e una **supervisione sul campo**, per accertarsi che l'utilizzo dell'IA generativa sia organico e non lasciato in mano alle/ai singole/i dipendenti e che il piano di azione sia stato compreso ed attuato ad ogni livello dell'azienda. Spesso quest'attività di indagine e supervisione fa riferimento a KPI identificati per singoli progetti, di semplice realizzazione e non prioritari per l'azienda, cui si applica l'IA generativa.

Nel complesso, il processo di inserimento dell'IA e dell'IA generativa nelle aziende,

principalmente di medio-grandi dimensioni, in Italia è ancora agli albori, ma emergono patterns utili alle future indagini empiriche.

Le realtà aziendali che hanno scelto di virare verso questo tipo di sviluppo tecnologico sono generalmente più avanzate nell'utilizzo dell'IA ed hanno modalità differenti di approcciarsi ad essa, caratterizzate da un diverso grado di personalizzazione del sistema (maker, shaper, taker).

A prescindere dal tipo di azienda, l'introduzione efficace dell'IA necessita di una sponsorship manageriale: si deve strutturare sulla base di un piano d'azione definito, attento alla formazione delle dipendenti, alla tutela della privacy; e va sostenuto da un monitoraggio continuo sul campo.

Essendo sperimentazioni spesso non concluse è complesso dire quanto e come l'utilizzo dell'IA generativa abbia davvero impattato sulla produzione.

Tuttavia, queste informazioni – insieme con quelle emerse dall'analisi degli annunci di lavoro su LinkedIn – mostrano un cambiamento, sebbene non omogeneo a livello geografico e settoriale, che merita di essere attenzionato.

IN A NUTSHELL

Le imprese adottano l'IA generativa secondo tre strategie: shaper (54%), che personalizzano soluzioni già disponibili sul mercato; taker (36%), che implementano strumenti standard senza modifiche; maker (10%), che sviluppano sistemi proprietari. Le criticità più ricorrenti circa l'adozione riguardano soprattutto privacy e uso dei dati, insieme al fabbisogno di competenze per un impiego corretto degli strumenti. Le best practice più citate puntano su piani di adozione chiari (ruoli, obiettivi, regole d'uso), formazione continua e monitoraggio dei progetti tramite KPI. In generale, un'implementazione efficace richiede leadership interna e sponsorship manageriale.

1.4.4 Piccole e Medie Imprese

Considerando le caratteristiche del tessuto produttivo italiano, risulta fondamentale far fuoco sul ruolo delle micro, piccole e medie imprese nella transizione tecnologica. Nelle sottosezioni a seguire, il fenomeno verrà approcciato prima in termini generali e, successivamente, con un approfondimento sul caso italiano.

1.4.4.1 Ritardi delle PMI nell'innovazione

Nel documento redatto in occasione del vertice del G7 tenutosi in Italia nel giugno 2024 *"G7 Report on Driving Factors and Challenges of AI Adoption and Development Among Companies, Especially Micro and Small Enterprises"* si riportano risultati di studi condotti in diverse economie avanzate sull'approccio che

imprese di micro e piccolo-medie dimensioni hanno nei confronti dell'IA. In linea con le evidenze presentate nella sezione 1.4.1, emerge come le PMI abbiano generalmente un tasso di adozione di sistemi di IA minore rispetto alle realtà produttive più grandi. Questa differenza viene ricondotta, innanzitutto, alla limitatezza dei mezzi finanziari delle PMI, oltre alla naturale inclinazione delle grandi realtà produttive ad economie di scala che consentono di ammortizzare il costo unitario dell'introduzione dell'IA.

Al secondo posto tra i fattori che rallentano questo cambiamento tra le PMI si colloca la **mancanza di personale qualificato** (conseguenza anche di uno scarso investimento nella formazione specifica, intorno all'8%), seguito da **scetticismo** verso la reale efficacia e applicabilità dei sistemi di IA.

A quest'ultimo si accompagna anche la preoccupazione per la **privacy e per la sicurezza dei dati**, freno anche all'utilizzo di servizi cloud per lo stoccaggio di questi ultimi. Infine, l'insicurezza rispetto ad attuali e future **politiche regolatorie** gioca un ruolo importante, poiché la trasformazione digitale è fortemente legata a sistemi di incentivi e regole notevolmente impattanti per realtà produttive di dimensioni ridotte. La contestualizzazione è importante anche rispetto al settore in cui operano le PMI: nel settore manifatturiero la barriera considerata più importante è quella economica, mentre nel settore finanziario la preoccupazione per le politiche regolative è preponderante.

Nonostante i limiti appena riportati, la maggior parte delle PMI considerate nello studio (57%) dichiara di vedere nell'utilizzo dell'IA e dell'IA generativa maggiori opportunità di crescita che rischi, prevedendo, inoltre, una riduzione dei costi di adozione.

1.4.4.2 Le PMI italiane: tra limiti finanziari e formativi

I risultati del sondaggio "IATI – Intelligenza artificiale, cittadini, imprese, media" condotto dall'Università di Cagliari, IPSOS e l'Università La Sapienza nel settembre 2024, ha esaminato l'approccio all'IA di 200 PMI italiane. I risultati descrivono uno scenario non florido: solo il 19% delle aziende ha implementato o sta considerando l'utilizzo dell'IA, mentre l'81% non la utilizza e, di queste ultime, il 54% ritiene che l'IA non sia applicabile al proprio modello di business. Tra le poche PMI che utilizzano l'IA, i settori dove questa è più presente sono l'industria e la manifattura (27 intervistati) e quello dei servizi (20 intervistati). Per quanto riguarda gli investimenti in innovazione tecnologica, il 27% delle imprese investe l'1% o meno del proprio fatturato, il 32% investe tra il 2-3%, il 15% tra il 4-5%, il 13% tra il 6-10%, e solo il 3% investe oltre il 10%. Interessante notare come le microimprese (fino a 9 dipendenti) tendano ad investire di più (il 24% sopra il 5%) rispetto alle piccole e medie imprese (10-249 dipendenti) (tra l'1-3%).

Anche in questo caso, la distribuzione settoriale è eterogenea: i settori di industria e manifattura sono i più attivi (il 29% investe oltre il 5%), mentre il settore edilizio è più conservatore (il 57% investe l'1% o meno). A rendere così rara l'applicazione dell'IA, secondo le PMI del campione sono principalmente tre fattori:

- **sfide tecnologiche e operative:** Il 32-40% delle imprese cita strutture interne inadeguate, il 22% segnala la mancanza di infrastrutture regionali, e il 14-19% riporta problemi legati alla privacy dei dati. Inoltre, il 13-15% esprime preoccupazioni sulla maturità e affidabilità delle tecnologie disponibili.
- **problemi legati al know-how aziendale.** Il 41-42% delle micro e piccole imprese e il 32% delle medie imprese sottolineano difficoltà nell'adattamento delle dipendenti alle nuove tecnologie, il 34-40% ritiene che l'uso limitato delle attuali applicazioni non giustifichi investimenti in IA, e il 29% delle medie imprese ammette una scarsa cultura tecnologica da parte del management.
- **barriere finanziarie.** Il 41-44% delle imprese segnala che i costi per sviluppare le competenze del personale siano proibitivi. Altri ostacoli includono i costi per l'acquisto di attrezzature (28-30%), la mancanza di supporto pubblico (25-36%) e difficoltà nell'accesso a finanziamenti bancari (16-22%).

In conclusione, si può affermare che all'interno di un Paese già in ritardo sull'adozione dell'IA, le PMI siano le realtà che più delle altre faticano ad integrare le nuove tecnologie nei loro processi produttivi. Come si evince dallo studio dell'Università di Cagliari e dell'Università La Sapienza qui citato, le cause di questa lentezza nella transizione sono diverse e richiedono di agire sia all'interno delle organizzazioni produttive, sia tramite interventi di policy volti a sostenere le capacità finanziarie ed il capitale umano delle PMI.

IN A NUTSHELL

Le PMI italiane mostrano una minore adozione dell'IA soprattutto per vincoli economici, carenze formative (sia del personale sia del management) e limiti infrastrutturali/operativi. Nonostante queste difficoltà, una quota ampia delle PMI (57%) interpreta l'IA come un'opportunità più che come un rischio. La propensione a investire e sperimentare non è uniforme: industria e manifattura risultano più dinamiche, mentre l'edilizia resta relativamente indietro. In questo quadro, l'integrazione dell'IA nelle PMI è possibile ma richiede condizioni abilitanti: oltre ad azioni interne di rafforzamento delle competenze e dell'organizzazione, sono cruciali politiche pubbliche mirate che sostengano capacità finanziarie, accesso agli investimenti e sviluppo del capitale umano.

1.4.5 L'IA secondo gli italiani: evidenze da un sondaggio d'opinione

Nel novembre 2022, con il **lancio di ChatGPT**, l'IA, ed in particolare quella generativa, è entrata a far parte del dibattito pubblico. Sebbene lo sviluppo e l'implementazione delle tecniche di machine e deep learning preceda ampiamente il lancio del Chatbot di OpenAI, quest'ultimo ha catturato l'attenzione dei media e dell'opinione pubblica – come testimoniato dal boom di ricerche su Google sul tema dell'IA (Figura 1.9) –, accendendo i riflettori sulle opportunità produttive (e non solo) di queste nuove tecnologie, nonché sui possibili rischi etico-sociali.

Da allora, l'IA è entrata stabilmente anche nel dibattito politico, alimentando la formazione di nuove preferenze di politica pubblica tra i cittadini (König et al., 2023; Zhang & Dafoe, 2019).



Figura 1.9

Interesse di ricerca per l'argomento 'Intelligenza Artificiale' in Italia (2020-2024)

Fonte: Google Trends

Cosa ne pensano gli italiani dell'IA? Sono più ottimisti o pessimisti riguardo gli impatti socioeconomici di questa innovazione tecnologica? Cosa ne pensano degli interventi regolativi sull'impiego di queste tecnologie nel mercato del lavoro?

In questa sottosezione offriamo alcune evidenze descrittive derivanti dal sondaggio d'opinione '**SCOaPP-10 project**' (*Societal Challenges, Public Opinion and Public Policies*) condotto da YouGov in dieci paesi nella primavera del 2024 per conto di un team di ricerca internazionale composto dal Politecnico di Torino, la Copenhagen Business School ed il Korea Institute for Health and Social Affairs.

Il questionario somministrato a 2083 intervistati italiani comprende una serie di domande inedite sulla percezione del cambiamento tecnologico ed in particolare dell'IA, nonché di alcune preferenze di politica pubblica.

La tecnica del quota sampling utilizzata per raccogliere il campione di questo

sondaggio consente di interpretare questi risultati come rappresentativi dell'opinione pubblica italiana.

In generale, gli italiani sembrano nettamente meno spaventati dal cambiamento tecnologico rispetto ad altre sfide e minacce che caratterizzano il nostro tempo. Sebbene **poco più della metà degli intervistati dichiara di essere preoccupato** dall'avvento delle nuove tecnologie (in particolare viene citata l'IA), questa quota supera il 60% quando agli intervistati viene chiesto di valutare il tema dell'immigrazione, schizzando oltre l'80% per minacce derivanti dal cambiamento climatico e dalla guerra (Figura 1.10).

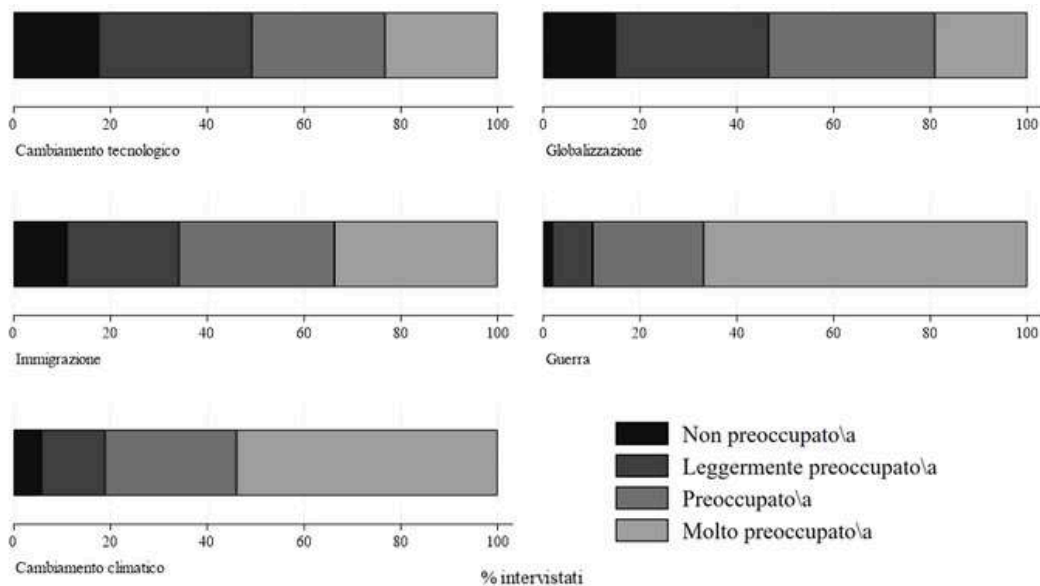


Figura 1.10

Percezione dei rischi associati al cambiamento tecnologico, alla globalizzazione, all'immigrazione, alla guerra e al cambiamento climatico da parte degli italiani (2024).

Fonte: SC0aPP-10 project

Analogamente, **l'opinione pubblica italiana risulta divisa sulle aspettative di spiazzamento occupazionale associato al cambiamento tecnologico.**

Quasi il 40% dell'opinione pubblica si aspetta un effetto di spiazzamento limitato a meno del 10% della forza lavoro impiegata in un'occupazione simile alla propria, mentre quasi lo stesso numero di intervistati ritiene che l'automazione cancellerà oltre un terzo del lavoro nel proprio settore (Figura 1.11).

Simili preoccupazioni sono legate al timore di obsolescenza delle proprie competenze, in special modo in campo digitale. Infatti, intorno al 60% degli intervistati dichiara di non possedere adeguate competenze digitali per svolgere attività nella vita quotidiana o nel lavoro, né tantomeno di essere di grado di acquisirne rapidamente di nuove (Figura 1.12).

Inoltre, circa il 40% dichiara di temere che il cambiamento tecnologica possa acuire l'obsolescenza delle proprie competenze.

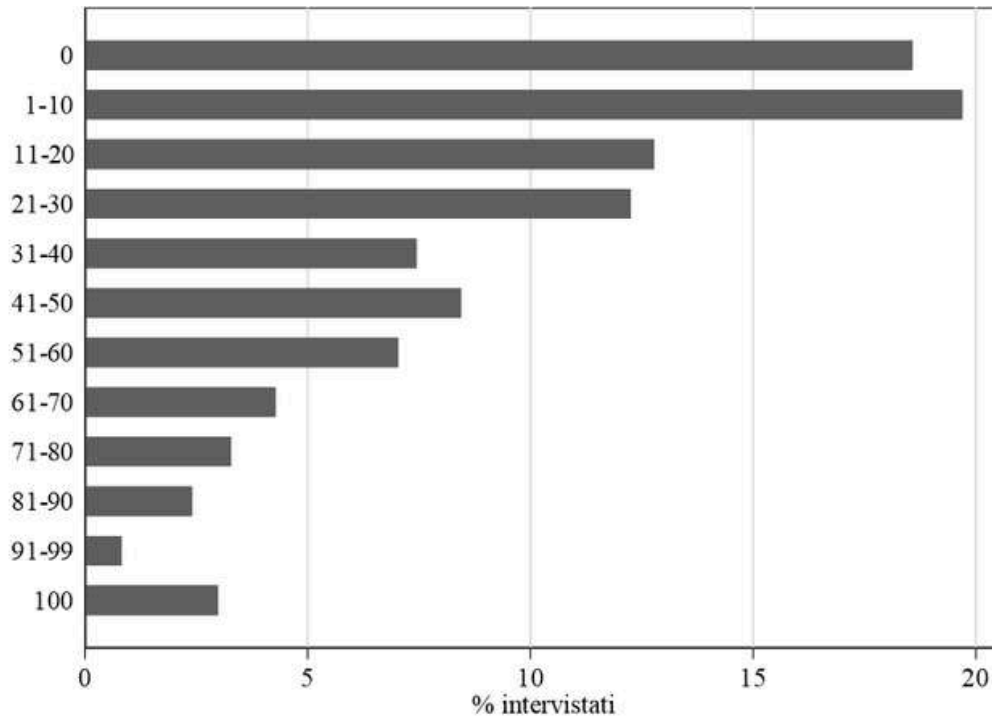


Figura 1.11
Percentuale attesa di forza lavoro che potrebbe essere sostituita dalle macchine nel proprio gruppo professionale (2024).
Fonte: SCOaPP-10 project

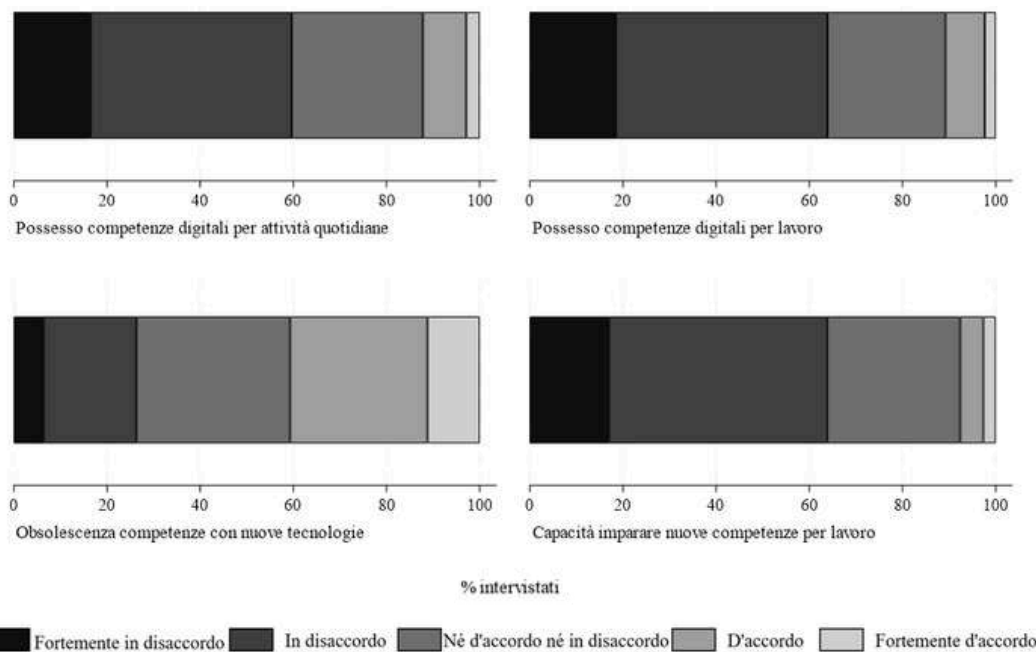


Figura 1.12
Percezione delle proprie competenze (2024).
Fonte: SCOaPP-10 project

Disaggregando l'analisi in base alle caratteristiche sociodemografiche emergono variazioni interessanti (Figure 1.13 e 1.14). Innanzitutto, le donne sembrano temere di più l'effetto di spiazzamento del lavoro rispetto agli uomini, con il 40% delle intervistate che prevede la scomparsa di più di un terzo dell'occupazione nel proprio settore a fronte del 30% circa tra gli uomini.

Il livello d'istruzione, invece, riduce sensibilmente la percezione del rischio di sostituzione, nonché la sfiducia nella spendibilità delle proprie competenze nel nuovo mercato del lavoro. Pertanto, tra le/i lavoratrici/lavoratori ad alta formazione sembra prevalere un certo ottimismo circa la propria complementarità

con le nuove tecnologie, mentre lo scetticismo domina – paradossalmente – in quei settori della forza lavoro scarsamente esposta agli impatti dell’IA.

Analogamente, tra i giovani (under 35) prevale insicurezza circa gli impatti del cambiamento tecnologico sulle opportunità lavorative e sulle proprie competenze, malgrado solitamente muniti di competenze digitali più avanzate e, in generale, di maggiori capacità di reskilling. La popolazione adulta nel pieno della carriera (35-54 anni) risulta, invece, essere la più fiduciosa nelle opportunità dell’innovazione tecnologica, prevedendo un effetto di sostituzione ridotto al 10% della forza lavoro nel proprio settore (per oltre il 40% degli intervistati), mentre gli over 55 sono omogeneamente distribuiti tra ottimisti e pessimisti.

Infine, l’utilizzo regolare di tecnologie ICT o IA sul luogo di lavoro riduce il timore di spiazzamento, mentre solo l’interazione con applicativi ‘intelligenti’ sembra rafforzare la fiducia nelle proprie competenze.

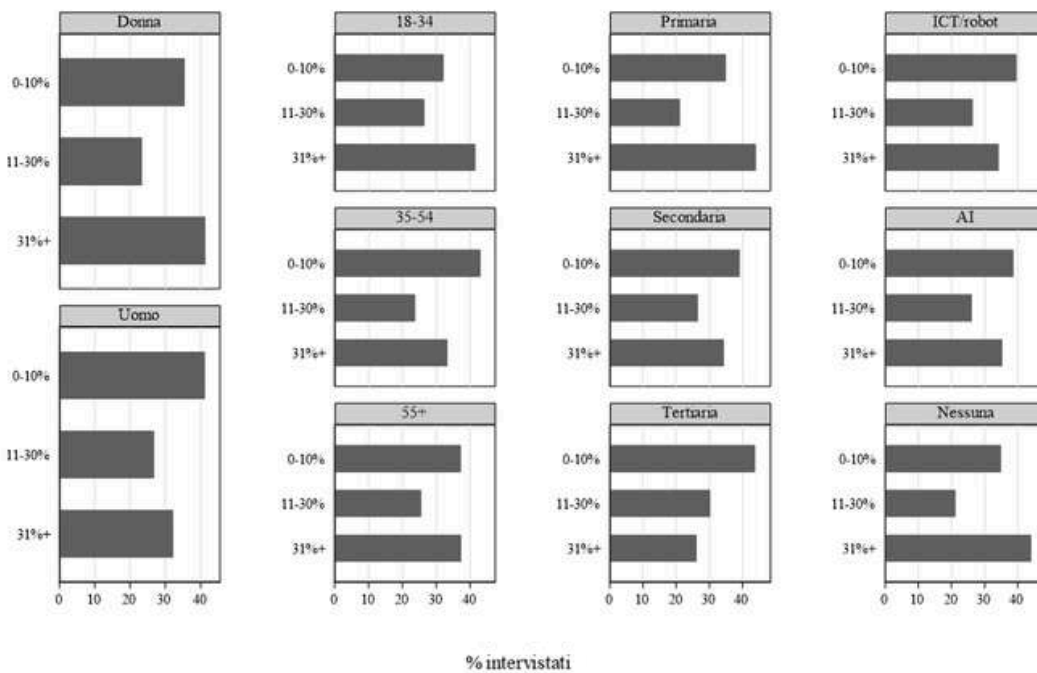


Figura 1.13 Percentuale attesa di forza lavoro che potrebbe essere sostituita dalle macchine nel proprio gruppo professionale suddivisa per genere, fascia d’età, livello d’istruzione e utilizzo delle tecnologie sul luogo di lavoro (2024).
Fonte: SCOaPP-10 project

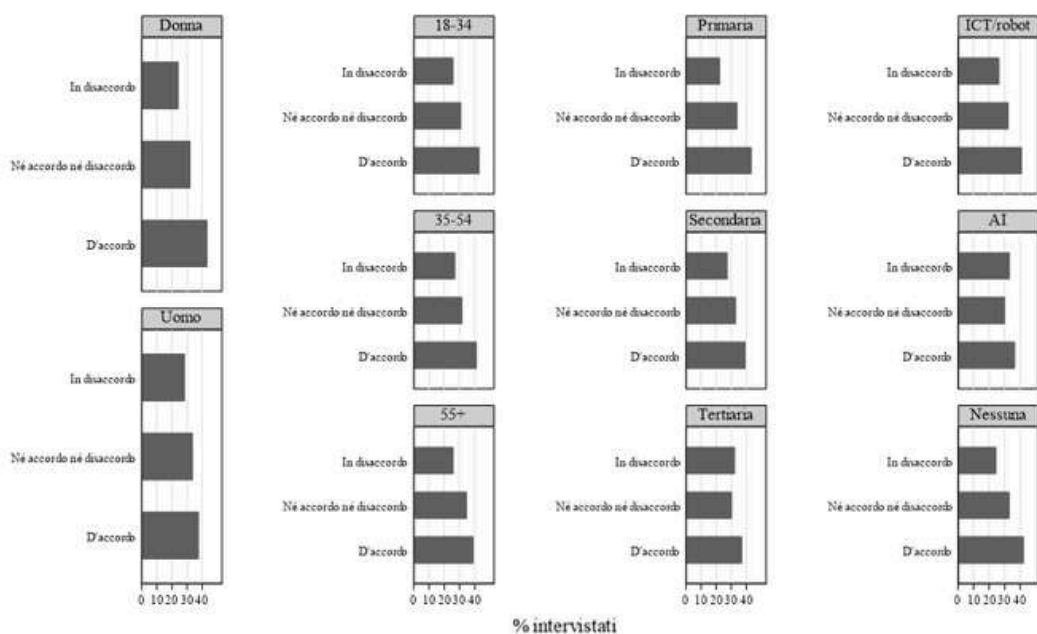


Figura 1.14 Percezione obsolescenza delle proprie competenze causata dall’innovazione tecnologica suddivisa per genere, fascia d’età, livello d’istruzione e utilizzo delle tecnologie sul luogo di lavoro (2024).
Fonte: SCOaPP-10 project

In ottica comparata, gli italiani risultano essere tra i più timorosi riguardo alle sfide poste dal cambiamento tecnologico, sebbene le risposte aggregate nei diversi paesi inclusi nel sondaggio non si discostino eccessivamente tra loro, attestandosi complessivamente su un livello di preoccupazione piuttosto contenuto (Figura 1.15, grafico di sinistra). Più elevato appare invece il timore degli italiani in relazione al rischio di sostituzione tecnologica, con una stima di spiazzamento pari a circa un terzo della forza lavoro, analoga a quella espressa in Polonia e negli Stati Uniti (mentre timori ancora più alti si registrano in Corea del Sud) (Figura 1.15, grafico di destra). La maggior parte del campione, invece, si colloca su previsioni più moderate, indicando un possibile impatto massimo intorno al 20%.

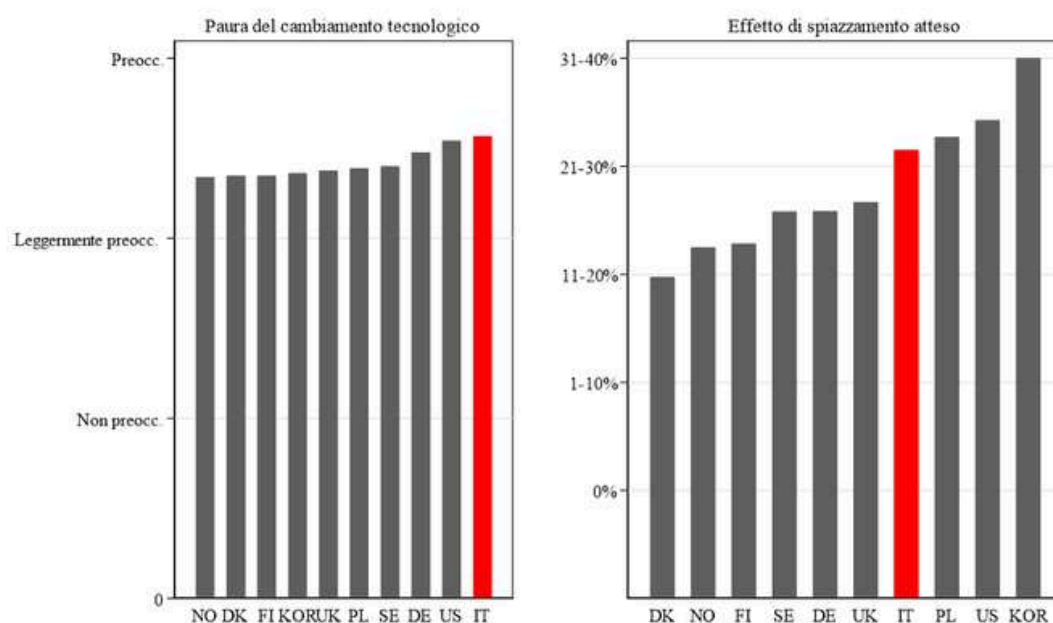


Figura 1.15

Percezione dei rischi associati al cambiamento tecnologico (grafico di sinistra) e stima del rischio di spiazzamento della forza lavoro (grafico di destra) in media nei paesi del campione SCOaPP-10 (2024).

Fonte: SCOaPP-10 project

Circa i diversi impieghi dell'IA (Figura 1.16), rinveniamo maggior scetticismo quando queste tecnologie vengono utilizzate per valutare le performance delle/dei lavoratrici/lavoratori (il 60% degli italiani percepisce disagio di fronte al recruitment automatizzato, mentre oltre il 40% è contrario al monitoraggio algoritmico del personale), per alimentare la guida autonoma e per svolgere attività di caregiving (intorno alla metà degli intervistati esprime malessere al riguardo). Sorprendentemente, gli italiani si mostrano fiduciosi nell'impiego dell'IA in ambito delicato come quello medico (meno di un terzo degli intervistati si dichiara scettico sulla diagnostica e la chirurgia parzialmente automatizzata), oltre che nei riguardi dell'IA generativa in generale e nell'utilizzo dei nuovi applicativi per il calcolo delle tasse.

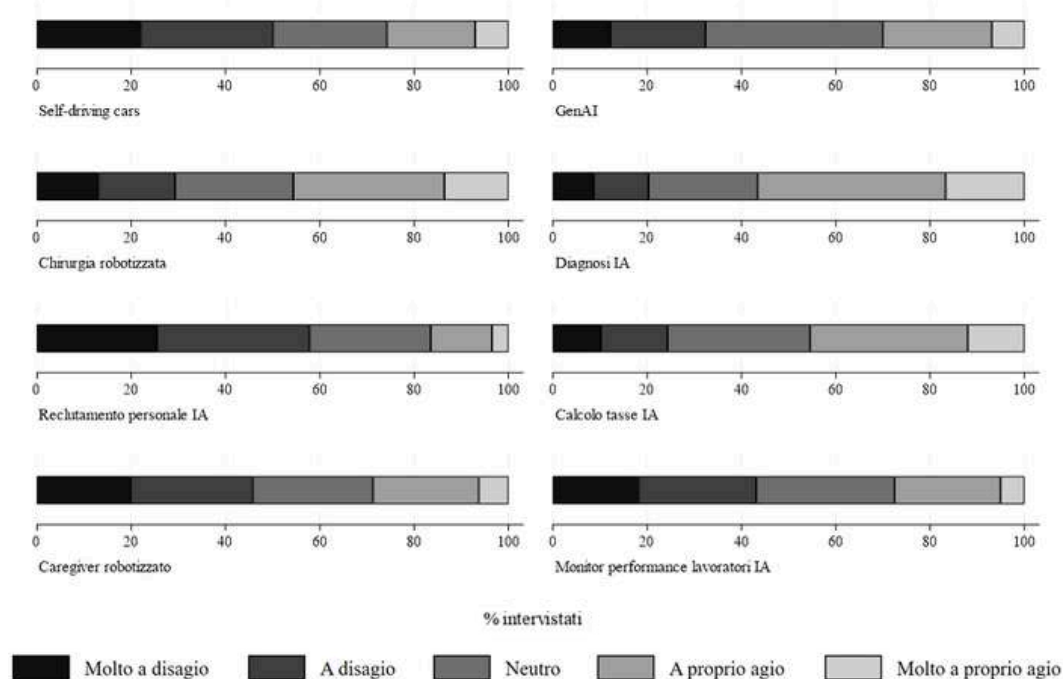


Figura 1.16

Atteggiamento nei confronti di diversi impieghi dell'IA (2024).

Fonte: SC0aPP-10 project

Di fronte ai costi sociali dell'innovazione tecnologica, **gli italiani mostrano preferenze di politica pubblica bilanciate tra interventi regolativi e sostegno al reddito e alla formazione** delle/dei lavoratrici/lavoratori sostituiti dalle nuove tecnologie. In particolare, l'opinione pubblica risulta largamente favorevole all'introduzione di un'autorità indipendente che monitori e regoli gli sviluppi dell'IA generativa (sostenuta da circa il 60% degli intervistati) (Figura 1.17).

Sebbene la maggioranza relativa degli italiani vorrebbe che la governance di questo nuovo ente venisse assegnata agli stati nazionali (circa il 30%), la metà degli intervistati sostiene la necessità di una gestione sovranazionale, dividendosi tra l'UE e altre organizzazioni internazionali (rispettivamente il 27% ed il 22%). Scarso supporto riscuotono, invece, modelli di governance settoriale e regionale. La rigidità della regolazione dell'IA nel mercato del lavoro varia a seconda dei costi occupazionali e delle opportunità produttive associati all'innovazione tecnologica.

Interventi regolativi moderati vengono preferiti quando lo spiazzamento delle professionalità obsolete viene controbilanciato dalla creazione di nuovi posti di lavoro (sostenuta da quasi la metà degli intervistati).

Preferenze nettamente più protezionistiche emergono di fronte alla prospettiva di un calo occupazionale che non sia affiancato da guadagni per le imprese (oltre i due terzi sono favorevoli a regolazioni più stringenti), mentre la creazione di nuovo profitto sembra giustificare interventi meno restrittivi (meno della metà domanda una regolazione forte).

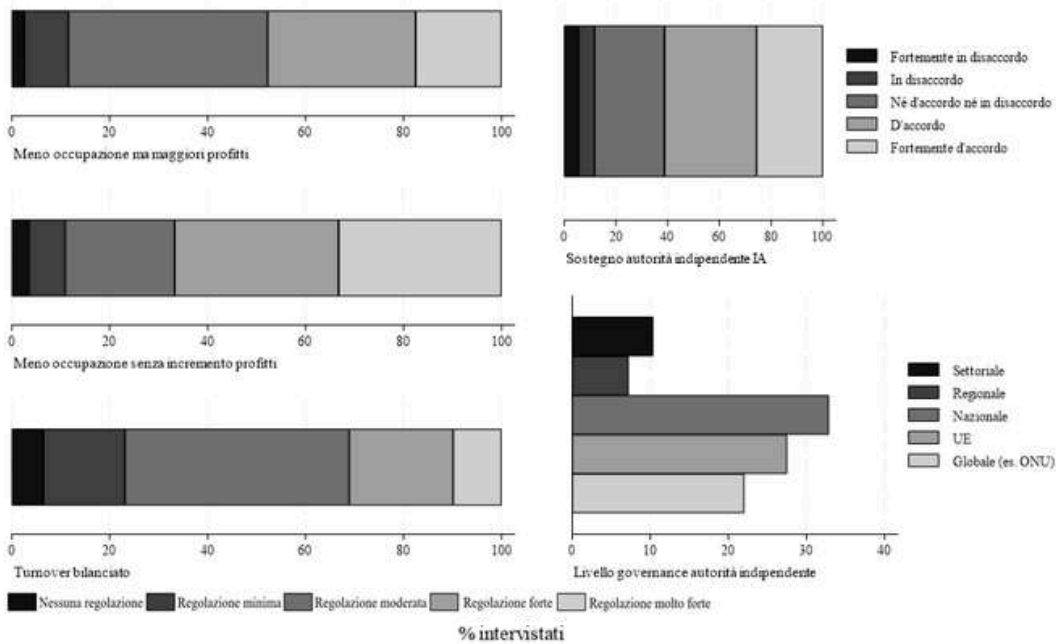


Figura 1.17
Preferenze in materia di regolazione dell'IA (2024).
Fonte: SCOaPP-10 project

Infine, per mitigare i costi sociali dei possibili effetti di spiazzamento, gli italiani chiedono soprattutto di investire nella formazione (Figura 1.18, grafico in alto).

In linea con la letteratura sulle preferenze di politica sociale (Busemeyer e Garritzmann, 2017; Buzzelli e Sacchi, 2024), tra i vari interventi di politica sociale proposti, l'introduzione di programmi di reskilling per i disoccupati a causa dell'automazione e di life long learning raccoglie il favore maggiore (quasi il 90% degli intervistati). Simili interventi devono essere affiancati da misure di sostegno al reddito dei disoccupati, sia attraverso la creazione di lavoro sussidiato sia tramite assegni di disoccupazione e schemi di reddito minimo garantito (sostenuti da oltre il 60% dell'opinione pubblica).

In particolare, la letteratura di opinione pubblica mostra come il supporto per simili misure compensative aumenta con l'obsolescenza delle competenze e con il timore della sostituzione tecnologica (Sacchi et al. 2019; Nicoli et al. 2024).

Minor sostegno è riscosso dall'inasprimento della regolazione dei licenziamenti, sebbene sostenuta dalla maggioranza assoluta degli intervistati.

Nel complesso, queste preferenze di politica sociale non divergono significativamente dalla strategia di policy che gli italiani metterebbero in campo per affrontare il fenomeno della disoccupazione al netto dei rischi di sostituzione tecnologica (Figura 1.18, il grafico nella pagina seguente compara il livello medio di sostegno per ciascuna policy dei partecipanti informati dei rischi dell'automazione e di quelli non informati tramite un breve testo introduttivo).

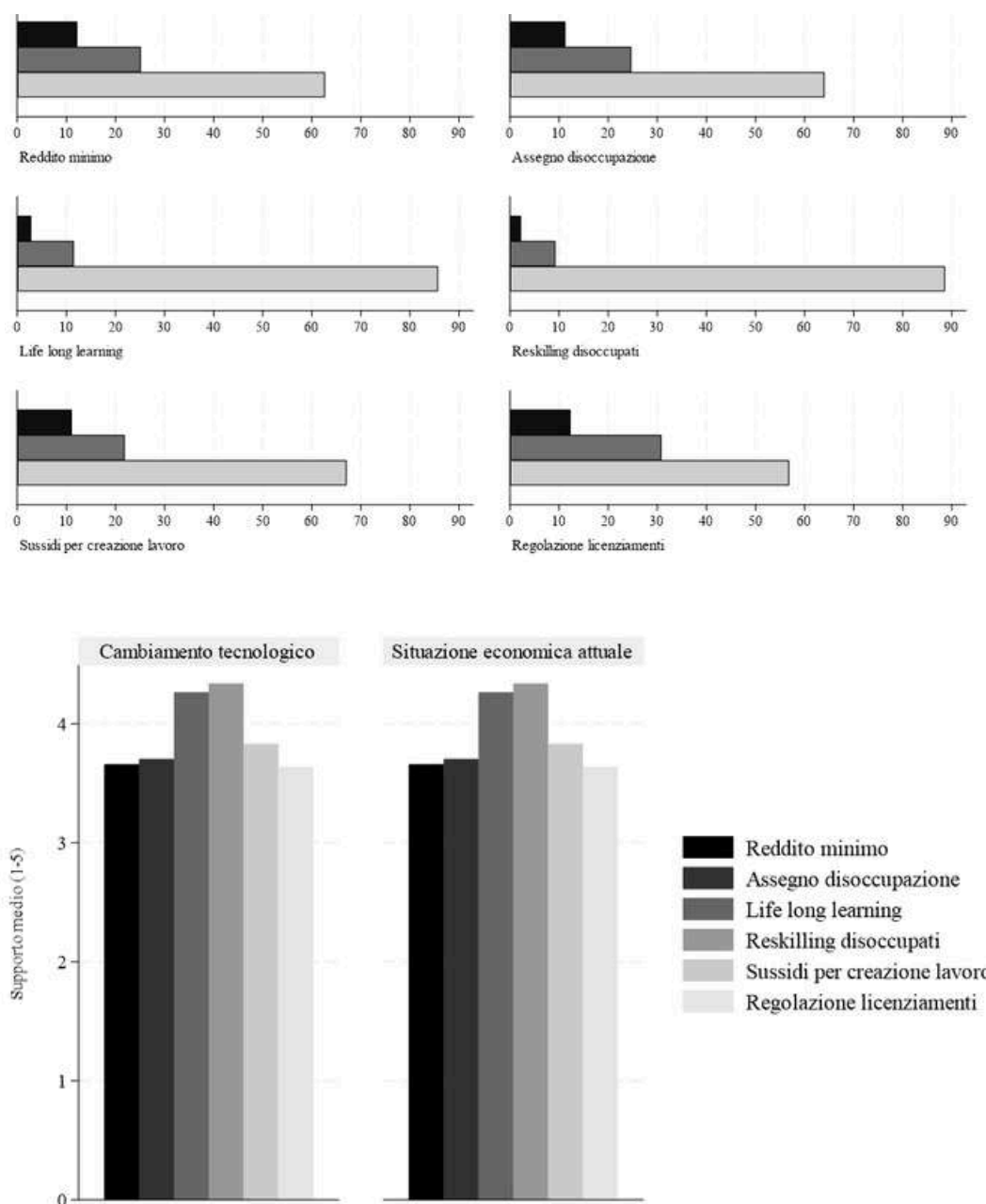


Figura 1.18 Preferenze in materia di politica sociale a sostegno dei disoccupati a causa dell'automazione (grafico in alto) e in comparazione con scenario neutro (grafico in basso).

Fonte: SCOaPP-10 project

In tutti i paesi emerge un ampio consenso per le politiche di formazione e aggiornamento delle competenze, con un profilo di preferenze complessivamente simile tra i diversi contesti nazionali.

L'Italia si distingue per un sostegno più elevato anche verso misure di protezione e regolazione: maggiore appoggio alla regolazione dei licenziamenti e ai sussidi per la creazione di lavoro (in linea rispettivamente con UK e Polonia), oltre che alle misure di sostegno al reddito (Figura 1.19, grafico in alto).

Anche il sostegno alla creazione di un'autorità indipendente di regolazione dell'IA mostra differenze contenute tra i paesi, sebbene in media gli italiani risultino tra i meno entusiasti, insieme a coreani e tedeschi (Figura 1.19, grafico in basso).

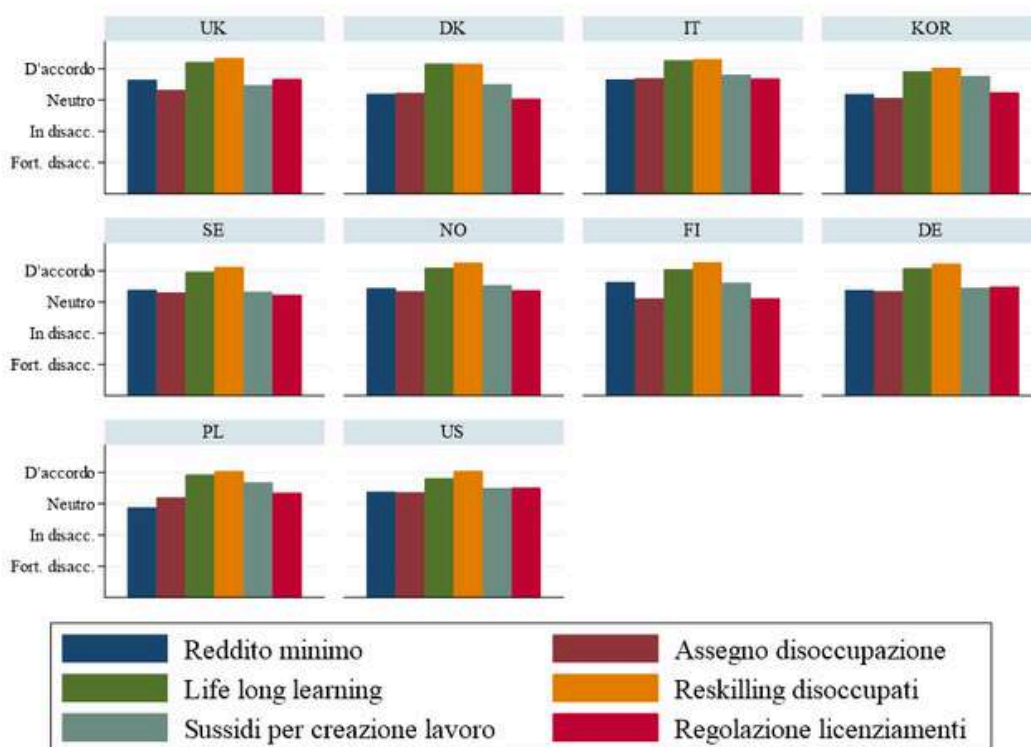
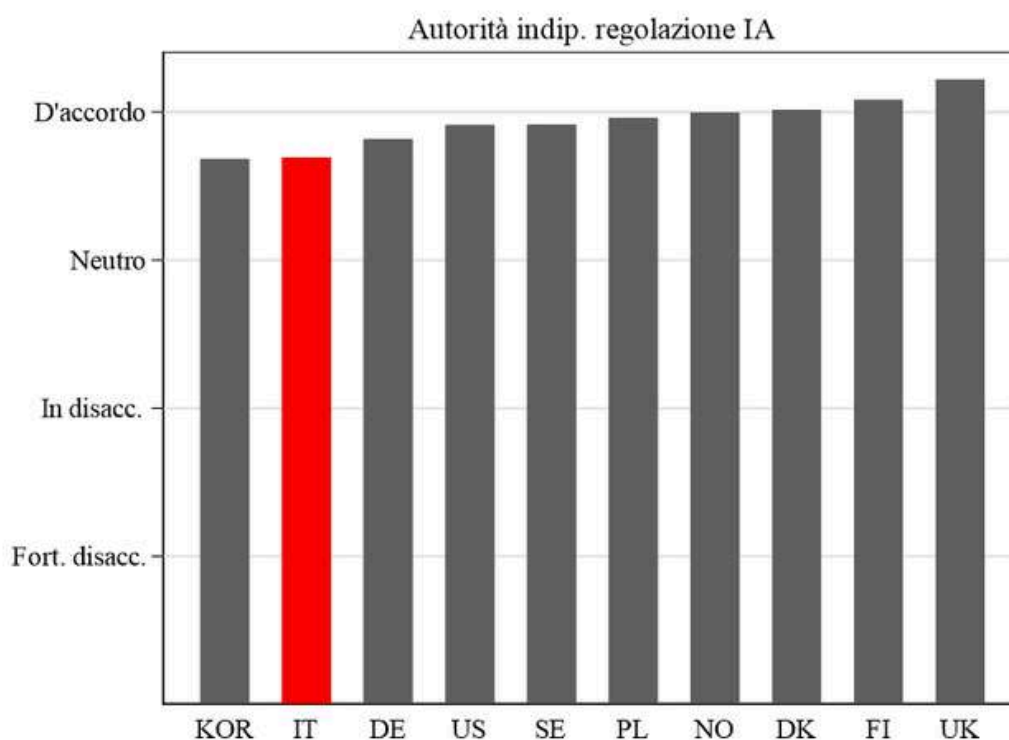


Figura 1.19

Preferenze in materia di politica sociale (grafico in alto) e sostegno per la creazione di un'authority indipendente per la regolazione dell'IA (grafico in basso).

Fonte: SCOP-10 project



In conclusione, l'opinione pubblica italiana risulta essere divisa sulle aspettative legate al cambiamento tecnologico. Sebbene quest'ultimo non emerga come la sfida più allarmante della contemporaneità, gli italiani mostrano preoccupazione per i possibili effetti di sostituzione della forza lavoro dovuta all'obsolescenza delle competenze – in media tra le più elevate nel panorama delle democrazie avanzate. I gruppi sociali più vulnerabili sul mercato del lavoro – donne, giovani,

e lavoratori poco qualificati – temono maggiormente gli impatti occupazionali delle nuove tecnologie, mentre l'utilizzo di queste nell'ambito lavorativo mitiga simili preoccupazioni. Con riguardo specificamente all'IA, il suo impiego per scopi di monitoraggio della performance lavorativa, nell'assistenza e a sostegno della guida autonoma genera timori diffusi nell'opinione pubblica, che, invece, ne accoglie l'utilizzo in ambito medico e nell'amministrazione erariale. Impatti negativi sulla forza lavoro, specialmente se non controbilanciati da nuovo profitto od occupazione, stimolano il sostegno per restrizioni all'utilizzo dell'IA nel sistema produttivo, mentre per i nuovi disoccupati gli italiani chiedono investimenti in formazione e politiche di sostegno al reddito.

IN A NUTSHELL

Nel confronto con altre grandi sfide (come clima e guerra), l'IA appare complessivamente meno temuta. In particolare, in Italia, il cambiamento tecnologico tende a polarizzare l'opinione pubblica: una parte ne sottolinea soprattutto i rischi, un'altra le opportunità. Le preoccupazioni per lo spiazzamento lavorativo risultano più diffuse tra donne e giovani, mentre un più alto livello di istruzione e l'uso regolare dell'IA riducono l'ansia da obsolescenza. Nel complesso, i cittadini chiedono interventi su formazione, regolazione e politiche di accompagnamento.

1.4.6 Conclusioni

Nel complesso, lo stato di adozione dell'IA nel contesto produttivo italiano sconta alcuni ritardi rispetto agli altri paesi europei, sebbene emergano notevoli opportunità di crescita produttiva, occupazionale e salariale.

Innanzitutto, risulta evidente come la circolazione più contenuta dell'IA rispetto alle economie europee più avanzate sia imputabile a ritardi strutturali delle PMI, che scontano capacità finanziarie limitate e difficoltà nella formazione del management e del personale. Al contrario, le grandi imprese, in particolare nei settori dell'ICT e dei servizi ad alta formazione, trainano la trasformazione tecnologica. Ciononostante, tra le imprese adottanti, si rileva una crescente diffusione dell'IA attraverso diverse funzioni produttive e tra le aziende di media dimensione, prefigurando una trasformazione sistemica della produzione, sebbene ancora molto limitata. L'affidamento a best practices fondate su una costante supervisione sul campo e sulla creazione di un organigramma appropriato risulta essere alla base di una transizione efficace, limitando i rischi ed i limiti connessi innanzitutto con la gestione della crescente mole di dati. I divari territoriali, in particolare tra grandi città e centri minori, contribuiscono a stimolare una

transizione 'frammentata', ma in maniera meno marcata rispetto alla segmentazione del mercato per aziende di diverse dimensioni.

Le stime circa gli impatti dell'IA sulla produttività e sull'occupazione paiono rincuoranti, delineando significative possibilità di crescita in particolare nei settori ad alta formazione (in primis ICT e finanza), accompagnate da un aumento dei salari per le professioni complementari con l'utilizzo dei nuovi applicativi. In linea con la letteratura internazionale, maggiori rischi di spiazzamento risiedono tra le professioni a medio-alta formazione caratterizzate da mansioni cognitive più routinarie (es. programmatori informatici, contabili, ecc.), nonché nei contesti in cui l'IA viene integrata con la robotica. Inoltre, nuove opportunità occupazionali emergono tra le nuove professionalità strettamente legate all'IA e all'IA generativa, sempre tra i servizi ad alta formazione.

Infine, il quadro incerto appena descritto si riverbera nell'opinione pubblica, divisa tra 'tecno-ottimisti' e 'tecno-pessimisti'. In particolare, gli italiani appaiono notevolmente preoccupati per l'obsolescenza delle proprie competenze e per i possibili effetti di sostituzione. Tali preoccupazioni risultano accresciute tra i gruppi sociodemografici più vulnerabili (donne, giovani, lavoratrici/lavoratori poco qualificate/i). Ne segue la richiesta di una strategia di policy composita, che includa sia interventi regolativi che formativi e di sostegno al reddito.

In conclusione, questa sezione dipinge un quadro complesso, ma ricco di speranza: sebbene l'Italia parta da una posizione svantaggiata, un'adozione strategica dell'IA potrebbe trasformare le debolezze strutturali in opportunità di crescita sostenibile, a patto che si investa adeguatamente nelle risorse umane e infrastrutturali necessarie per abilitare questa transizione.

1.5 Conclusioni: i prossimi passi dell'agenda di ricerca sull'IA

L'ampia rassegna della letteratura sugli impatti dell'IA sul mercato del lavoro restituisce un quadro complesso, caratterizzato da opportunità e rischi per aziende e lavoratrici/lavoratori. Infatti, sia i modelli predittivi che le evidenze empiriche preliminari delineano molteplici trasformazioni di segno opposto, alcune più auspicabili – incrementi di produttività, nuova occupazione, ecc. – ed altre meno – rischi per la privacy, effetti di spiazzamento, ecc.

La diffusione ancora recente dell'IA, in particolare nel tessuto produttivo italiano invita analisti e stakeholders alla cautela, rimandando valutazioni più robuste sull'impatto nel medio-lungo periodo a una fase più avanzata di adozione. Ciononostante, la letteratura discussa fornisce dei solidi appigli teorico-analitici per istruire la prossima agenda di ricerca empirica sull'impatto dell'IA, nonché spunti solidi per formulare preliminari raccomandazioni di policy per favorire una transizione tecnologica desiderabile.

La letteratura sugli impatti occupazionali dell'IA delinea un quadro articolato, dove

i rischi di spiazzamento sembrano al momento – tranne che nei contesti nazionali più avanzati – limitati alle professioni cognitive tecnico-analitiche (es. programmazione informatica, servizi di segreteria e gestione documentale, ecc.) – specialmente tra le posizioni junior –, mentre le attività lavorative fondate su ragionamento astratto e svolte in contesti meno strutturati (es. ricerca scientifica, management, ecc.) traggono beneficio dall'integrazione con l'IA, soprattutto in termini di produttività. Inoltre, nuove opportunità occupazionali emergono nel settore dell'ICT, strettamente correlate alla programmazione e alla gestione dei nuovi applicativi, e più in generale per le/i lavoratrici/lavoratori con qualifica intermedia che acquistano le competenze necessarie per utilizzare l'IA nei flussi di lavoro cognitivo. Tale scenario deve essere ancora suffragato da solide evidenze empiriche, che al momento mostrano impatti eterogenei.

La ricerca empirica sugli iniziali contesti di applicazione può fornire evidenze preliminari circa gli effetti di spiazzamento e creazione dell'occupazione (Montobbio et al., 2024; Waldman-Brown, 2020).

In particolare, **indagini focalizzate sulle aziende adottanti** consentono di esplorare nel dettaglio le potenzialità dell'IA con riguardo a diversi processi decisionali, evidenziando possibili differenze rispetto agli impatti previsti dai modelli task-based riconducibili alla **natura specifica dei singoli processi produttivi e all'organizzazione aziendale**.

In quali processi produttivi e contesti aziendali l'utilizzo dell'IA apporta maggiori guadagni in termini di produttività e qualità? Si registrano dei licenziamenti o demansionamenti nei settori di applicazione? Vi sono, invece, avanzamenti di carriera tra le/i lavoratrici/lavoratori con qualifica intermedia a seguito dell'introduzione dell'IA? I guadagni di produttività associati all'utilizzo dell'IA impattano sui salari? Inoltre, sulla scorta di queste evidenze, si possono trarre raccomandazioni di policy circa il tipo di competenze richieste dal nuovo contesto produttivo e le categorie professionali più bisognose di misure di sostegno al reddito. Analogamente, la ricerca empirica firm-level è necessaria per chiarire gli impatti dell'IA sull'organizzazione aziendale e la qualità del lavoro.

La rassegna qui presentata mostra come l'introduzione dell'IA sia associata ad una flessibilizzazione della governance aziendale, sempre più decentralizzata, riformando radicalmente il low-middle management (es. responsabili di linea) e rafforzando il ruolo delle figure più operative affiancate dall'IA. Tuttavia, se non accompagnata da un adeguato percorso formativo per il personale e da una chiara attribuzione dei ruoli in azienda, questa transizione in diversi ambiti (risorse umane, manageriale, di rapporto con la clientela) nasconde rischi per le/i lavoratrici/lavoratori.

Indagini in profondità su diversi contesti applicativi sono necessarie per esplorare le possibili **variazioni inter- e intra-settoriali nei processi di riorganizzazione**

aziendale che seguono l'introduzione dell'IA, e i loro impatti sulle condizioni lavorative del personale. Con particolare riferimento al caso italiano, ci possiamo chiedere come il livello di integrazione e le funzioni dell'IA nella governance aziendali cambino tra i servizi ad alta formazione (es. società di consulenza) – largamente citati nella letteratura internazionale – ed i servizi alla persona (es. ristorazione, accoglienza).

Quali invece le differenze all'interno del secondario, tra comparti industriali già largamente automatizzati (es. automotive) e le filiere produttive caratterizzate da una maggiore dipendenza dal lavoro manuale e dalla personalizzazione dei prodotti (es. settore edile, alta moda, nautica)? Simili indagini contribuirebbero, inoltre, a far emergere le **best practices** presenti nel tessuto produttivo italiano, soprattutto con riguardo alla tutela della privacy e del benessere delle/dei lavoratrici/lavoratori coinvolti nella transizione tecnologica. Infine, l'analisi delle motivazioni che soggiacciono all'adozione dell'IA, nonché delle esigenze infrastrutturali e formative provenienti dai vari settori produttivi, risulta fondamentale per l'elaborazione di una strategia di policy efficace, che contemperi stimoli all'innovazione e regolamentazione dell'impiego delle nuove tecnologie.

In conclusione, l'avvento dell'IA custodisce preziose opportunità di crescita per il tessuto produttivo italiano, le quali richiedono strategie aziendali all'avanguardia e soluzioni di policy bilanciate.

Aggiustamenti timidi o tardivi dei processi produttivi e delle istituzioni del mercato del lavoro potrebbero aggravare il divario che separa l'Italia dalle economie dell'Europa centro-settentrionale, minimizzando i vantaggi competitivi del nostro sistema produttivo ed esacerbando la stagnazione dei salari. Nel medio-lungo periodo, **questa transizione tecnologica non prevede 'spettatori'**, spronando, quindi, ad elaborare una strategia condivisa tra tutti gli stakeholders per guidare la trasformazione in atto verso obiettivi sostenibili e socialmente desiderabili.

2

Quale adozione dell'Intelligenza Artificiale nelle grandi imprese italiane?

Evidenze da otto casi di studio

2.1 Introduzione

Il capitolo sintetizza i risultati emersi da una ricerca qualitativa orientata a comprendere e comparare gli usi e gli impatti dell'Intelligenza Artificiale (IA) in un campione di otto grandi imprese operanti in Italia (sette di queste otto hanno la loro sede principale in Italia) nell'agroalimentare, nella manifattura, nella farmaceutica, nel settore bancario-assicurativo, nei servizi di rete (distribuzione gas) e nel retail. Il campione è distribuito su base geografica con imprese operative sia nel nord-ovest che nel nord-est che al centro-sud. La ricerca mira ad approfondire lo stato e le modalità di adozione dell'IA in imprese pioniere in settori non-ICT, facendo luce sulle strategie e i processi di riorganizzazione del flusso di lavoro in questi casi di punta, indipendentemente dalla generalizzabilità dei risultati. L'indagine si è basata su interviste semi-strutturate (di durata media pari a 75 minuti circa) condotte nella primavera del 2025 con il management maggiormente coinvolto nelle iniziative di adozione di soluzioni di intelligenza artificiale.

Le imprese sono state selezionate all'interno di un campione più ampio, precedentemente mappato attraverso una breve survey orientata a comprendere gli usi dell'IA lungo la catena del valore. Quest'analisi di sondaggio preliminare (Allegato 1 in Appendice) ha visto il coinvolgimento di 14 imprese, equamente distribuite tra settori secondario e terziario. All'interno di questo primo campione, sono state selezionate le imprese che mostravano un grado di adozione diffuso lungo quattro aree funzionali (funzioni amministrative, operations, sales & marketing, sviluppo prodotto), mirando al contempo all'eterogeneità in termini di settori produttivi e filiere. Allo stesso tempo, le imprese selezionate condividono alcune caratteristiche comuni quali la dimensione (grandi imprese con fatturato superiore a 50 milioni di euro), la presenza sui mercati internazionali, un forte *employer branding*, oltre che legami consolidati con l'associazionismo industriale che favoriscono sia lo scouting tecnologico che il trasferimento di best practices manageriali. Si nota come da quest'analisi preliminare emerga un'adozione mirata dell'IA a specifiche mansioni, mentre più limitata risulta essere l'integrazione nei processi end-to-end. Le tecnologie maggiormente adottate sono DataAnalytics/BI e LLM (chatbot e copywriting).

Le sfide principali all'adozione ricadono sui costi di implementazione (inclusi quelli di capitale umano), i vincoli normativi e l'integrazione in processi non strutturati.

2.2 Gli usi dell'IA secondo le dimensioni di analisi rilevanti

L'analisi comparativa dei casi ha evidenziato *due dimensioni* capaci di sintetizzare l'uso dell'IA. La prima dimensione coglie *l'orientamento strategico dell'adozione dell'IA*, vale a dire le logiche con cui il management impiega l'IA per migliorare la

capacità dell'impresa di creare valore economico. La seconda dimensione cattura lo *stadio di integrazione dell'IA nei processi aziendali* sotto il profilo tecnico, organizzativo e gestionale.

Con riguardo alla dimensione dell'*orientamento strategico*, l'obiettivo di creare valore economico attraverso l'IA può essere perseguito sia attraverso un impiego più efficiente dei fattori produttivi (lavoro, capitale tecnico, materiali critici), sia attraverso la generazione di benefici addizionali per il cliente, in termini di qualità, personalizzazione e rapidità del servizio. In particolare, emergono tre principali logiche di impiego.

1. La prima logica consiste in un "cambiamento locale" ed è orientata a migliorare l'efficienza o l'efficacia a livello locale di una singola funzione (es. il marketing, la manutenzione di impianti e macchinari, il controllo qualità). In questa logica, l'IA viene adottata come leva di innovazione incrementale. L'obiettivo strategico perseguito dall'azienda è di "fare meglio e con meno impiego di input ciò che si faceva prima", e non di ottenere un cambiamento radicale nel modello operativo e nelle logiche di business.
2. La seconda logica può essere etichettata come "cambiamento applicativo", in cui l'IA viene utilizzata per riorganizzare in modo più ampio rispetto al singolo compito porzioni di processi. In questo caso l'adozione dell'IA implica un cambiamento sostanziale nei flussi di lavoro, nella gestione delle informazioni e nei processi decisionali che spesso coinvolgono più funzioni organizzative.
3. Infine, la terza logica è di "trasformazione sistemica e radicale" in cui l'adozione dell'IA è funzionale ad abilitare nuove capacità operative e strategiche sia a livello di impresa che di intera filiera.

Con riguardo alla dimensione dello stadio di integrazione dell'IA nei processi aziendali, il livello di integrazione si manifesta in diversi elementi:

- a. La misura in cui le iniziative legate all'IA sono effettivamente integrate nei processi core e nei sistemi informativi aziendali esistenti, piuttosto che restare confinate in progetti pilota, sperimentazioni isolate o soluzioni stand-alone;
- b. La presenza di processi strutturati orientati ad assicurare l'uso di dati secondo principi di qualità, tracciabilità e sostenibilità economica;
- c. La varietà dei casi d'uso attivati nel tempo, che indirettamente riflette l'apprendimento maturato dall'impresa sull'IA;
- d. La presenza di modelli di governance formalizzati che definiscono e distribuiscono chiare responsabilità di azione, valutano i rischi così come il riutilizzo di soluzioni precedentemente sviluppate;
- e. La complessità tecnologica delle soluzioni adottate, che varia dall'impiego di soluzioni IA più semplici e mature – come algoritmi rule-based,

spesso disponibili “a scaffale” nell’offerta dei vendor – fino ad algoritmi di machine o deep learning, o large language models addestrati su dataset aziendali e progressivamente ottimizzati in funzione di specifiche esigenze operative.

Complessivamente, tenendo conto di tali elementi, è possibile individuare tre stadi di possibile integrazione dell’IA nei processi aziendali. Il primo stadio è caratterizzato da adozioni sperimentali, spesso in forma di proof of concept, e vede una governance dell’IA non pienamente strutturata, in un contesto nel quale non sono attivati processi consolidati per la gestione di dati, competenze o rischi. Lo stadio intermedio registra invece un’adozione estesa a più processi, con la presenza di team interni dedicati a sviluppare o eseguire le funzionalità dell’IA e a meccanismi di monitoraggio dei benefici generati. Lo stadio più elevato, infine, si riferisce a contesti in cui l’IA è profondamente integrata nei processi core ed il suo utilizzo è accompagnato da strutture specialistiche molto più consolidate.

2.3 I casi analizzati

In questa sezione vengono descritti i casi aziendali analizzati, specificando il loro posizionamento lungo le due dimensioni di analisi (Protocollo delle interviste semi-strutturate nell’Allegato 2).

I casi, che come già mostrato sono stati selezionati perché all’avanguardia nell’adozione dell’IA, sono presentati partendo da contesti caratterizzati da un’adozione più circoscritta e un’integrazione di tipo sperimentale, fino ad arrivare a imprese che fanno dell’IA un driver trasformativo per il proprio modello operativo e competitivo. Nell’ordine, i casi trattati sono: **Kuvera, Natuzzi, Gruppo Veronesi, Michelin, Italgas, Fincantieri, Intesa Sanpaolo e Dompé.**

Il loro posizionamento circa le due dimensioni individuate è dettagliato in Tabella 2.1, sotto.

Impresa	Orientamento strategico	Grado di integrazione
Kuvera	<p>Cambiamento locale</p> <p>Introduzione incrementale delle nuove tecnologie, guidato da un serrato processo di valutazione degli impatti di ogni sperimentazione</p>	<p>Iniziale/sperimentale</p> <p>Utilizzo chatbot AI, analytics e BI, fidelity card digitale con l’obiettivo di costruire una base dati attivabile per sperimentare utilizzo AI nel front-end</p>

Impresa	Orientamento strategico	Grado di integrazione
Natuzzi	<p>Cambiamento locale</p> <p>Introduzione incrementale delle nuove tecnologie volta a efficientare la gestione dei materiali critici, l'allestimento degli showroom, e i servizi CRM</p>	<p>Intermedio/in consolidamento</p> <p>Molti applicativi sono già in fase operativa, spaziando tra diverse tecnologie (chatbot, rule-based AI, avatar digitali, MES attivi in tutti gli stabilimenti)</p>
Gruppo Veronesi	<p>Cambiamento locale</p> <p>Utilizzo di diversi applicativi per ottimizzare la pianificazione promozionale e i flussi decisionali (ad esempio tramite simulazioni e analisi in tempo reale) e per sostenere l'area vendite</p>	<p>Intermedio/in consolidamento</p> <p>L'IA è già operativa nei processi core dell'azienda, mostrando un'adozione sistemica delle nuove tecnologie – incluso digital twin esteso all'intera filiera e interfacce adattive personalizzate – ma non ancora estesa al front-end e alla customer interaction</p>
Michelin	<p>Cambiamento locale/applicativo</p> <p>Modello d'adozione pragmatico ed ingegneristico dell'IA, volto ad elaborare soluzioni tecniche specifiche per ottimizzare la logistica, automatizzare la scrittura di codice e il controllo qualità</p>	<p>Intermedio/in consolidamento</p> <p>L'adozione parte da progetti pilota verticali, ma con l'obiettivo esplicito di scalare a livello globale qualora la valutazione d'impatto dia riscontri positivi.</p> <p>La GenAI ha significativamente contribuito alla diffusione trasversale delle nuove tecnologie</p>
Italgas	<p>Cambiamento applicativo</p> <p>Trasformazione profonda dell'infrastruttura operativa volta all'ottimizzazione della gestione, manutenzione e sicurezza degli impianti, nonché al sostegno di clienti e lavoratori tramite IoT e AI agentica. Quest'ultima risulta diffusa in diverse funzioni produttive (legal, acquisti, commerciale, ICT).</p>	<p>Elevato</p> <p>Integrazione avanzata di dispositivi IoT con modelli ML, nonché vasto utilizzo di IA agentica (assieme a tecnologie di computer vision) integrata in un sistema multi-agente</p>

Impresa	Orientamento strategico	Grado di integrazione
Fincantieri	<p>Cambiamento applicativo</p> <p>Integrazione dell'IA in maniera sistematica lungo tutta la value chain: dalla pianificazione dei materiali e delle risorse, alla manutenzione predittiva, passando per il controllo qualità</p>	<p>Elevato</p> <p>20 casi d'uso sono in esercizio ad oggi (inclusi algoritmi di computer vision e digital twins di cantiere), con impatto misurabile su qualità, tempi e coordinamento dei processi, sottoposti ad una governance integrata da parte di un Digital Lab</p>
Intesa Sanpaolo	<p>Cambiamento applicativo/trasformazione sistemica</p> <p>Re-ingegnerizzazione operativa di diversi processi con architettura agentica, che mira a suddividere i processi in 'micro-task' gestiti in maniera autonoma (dalla valutazione del merito creditizio, all'automazione documentale, fino all'integrazione tra diversi canali per l'assistenza clienti)</p>	<p>Elevato</p> <p>L'azienda presenta un'infrastruttura IA integrata e modulare che include modelli di machine learning tradizionale, AI generativa per contenuti e assistenza, e agenti AI per l'automazione dei processi interni. Tutti i progetti ricadono in un programma integrato, prevedendo l'inclusione diretta dell'AI delivery nella responsabilità manageriale</p>
Dompè	<p>Trasformazione sistemica</p> <p>IA avanzata e nativamente integrata nei processi di R&D, che guida l'intero ciclo sperimentale del farmaco: dalla sintesi all'ottimizzazione, attraverso un meccanismo continuo di feedback e apprendimento</p>	<p>Elevato</p> <p>Tre pillar infrastrutturali e organizzativi: 1) accesso a risorse di supercalcolo al livello europeo, 2) automazione integrale dei laboratori, 3) team interdisciplinare fortemente connesso al mondo accademico</p>

Per ciascuna impresa, la narrazione evidenzia le tecnologie utilizzate e i principali ambiti di applicazione dell'IA (dettagliati nell'Allegato 3 in Appendice), le motivazioni strategiche alla base dell'adozione e le soluzioni organizzative e tecnologiche messe in campo. Alcune citazioni dirette dei responsabili intervistati – selezionate per il loro valore esemplificativo – sono riportate nell'Allegato 4 in Appendice. Segue una presentazione sintetica degli otto casi, volta a motivare il posizionamento di ciascuna impresa lungo le due dimensioni analitiche considerate. Ad un approfondimento sull'impatto dell'IA sulle competenze e sui sistemi di formazione è dedicata una sezione separata.

- **Kuvera**, attiva principalmente nel retail di articoli di pelletteria con il marchio Carpisa, si colloca nella fascia di utilizzo sperimentale e integrazione limitata, con un orientamento strategico rivolto ad alcuni funzioni e processi legati alle vendite. Nello specifico, l'impresa utilizza chatbot per l'assistenza clienti e impiega algoritmi di clustering per analizzare i dati di Customer Relationship Management, con l'obiettivo di profilare i clienti e ottimizzare le campagne promozionali. L'azienda si propone di procedere ad una sperimentazione sul front-end, avvalendosi di una presenza diffusa nel retail. Ogni fase del processo di sperimentazione è accompagnata da una valutazione d'impatto, mirando ad un'integrazione "senza fratture" dell'IA nei processi esistenti, necessaria per beneficiare il commercio al dettaglio tradizionale. Il collo di bottiglia alla possibilità di evoluzione consiste al momento nella scarsità di competenze interne strutturate e di collaborazioni consolidate con partner tecnologici.
- **Natuzzi**, azienda integrata verticalmente nel design, produzione, e vendita di divani, presenta uno stadio di integrazione intermedio e in consolidamento, all'interno di una logica prevalente di cambiamento locale. L'IA è impiegata su più fronti: per migliorare la segmentazione della clientela, ottimizzare l'uso di materiali pregiati (come la pelle) riducendo gli scarti, e incrementare l'efficienza della manodopera, favorendo economie di apprendimento. Inoltre, l'IA supporta la personalizzazione e l'allestimento dei punti vendita (circa 700 nel mondo), adattandoli alle specificità. Ciascuna iniziativa riflette l'intento strategico del management e della proprietà di consolidare un modello integrato in cui l'artigianalità si coniuga con l'industrializzazione, valorizzando le specificità produttive attraverso tecnologie abilitanti. L'adozione segue una logica di integrazione graduale – in linea con il modello di 'cambiamento locale' – che ha comunque permesso l'avvio operativo di diverse tecnologie, accanto ad altre tuttora in fase di proof of concept. Le competenze interne sono ancora limitate, ma in fase di sviluppo, grazie anche a collaborazioni attive con l'università.

- **Gruppo Veronesi**, attiva nel settore agroalimentare con i marchi AIA e Negroni (comparto alimentare) e con il marchio Veronesi (mangimi), si colloca su un livello di integrazione intermedio e in consolidamento, mantenendo un orientamento al cambiamento locale. L'impresa impiega modelli predittivi basati su IA per ottimizzare la pianificazione promozionale sia B2B che B2C, adattando le campagne promozionali in funzione delle specificità di canale e territorio. Strumenti di machine learning vengono anche utilizzati per affinare i modelli previsionali della domanda. Strumenti di IA sono stati anche impiegati per simulare un digital twin nelle operations interne ed esterne con l'obiettivo di ridurre i lead time di produzione e migliorare i tassi di rotazione – in un contesto caratterizzato da volumi elevati, elevata deperibilità dei prodotti e stagionalità della domanda. L'integrazione tra operations e digitale è supportata da sistemi informativi MES realizzati internamente, che riflettono la volontà di mantenere il controllo sui sistemi critici per la produzione e l'interoperabilità con le diverse fasi del processo produttivo. Competenze IA sono state progressivamente inserite attraverso l'upskilling ed il learning by doing di specialisti sia della funzione IT che dei processi operativi. Si tratta quindi di competenze che sono state sviluppate in modo incrementale, senza creare centri di competenza sull'IA o progetti di creazione di posizioni di IA specialist internamente all'impresa.
- In **Michelin**, l'IA viene impiegata per migliorare le procedure di controllo di qualità di prodotto mediante algoritmi di computer vision, così come per ottimizzare la gestione del magazzino tramite l'utilizzo di droni nella fase di inventariato, e per supportare l'aggiornamento del codice dei sistemi legacy attraverso bot impegnati nella riscrittura del codice. Inoltre, l'azienda si avvale dell'IA per la manutenzione preventiva di impianti e macchinari. Nel complesso, l'adozione delle nuove tecnologie appare orientata principalmente alla soluzione di colli di bottiglia tecnici nei processi produttivi, a fronte di un'organizzazione degli showcases improntata a criteri tradizionali. Si rileva come l'avvento dell'IA Generativa abbia contribuito ad una "democratizzazione tecnologica", diffondendo logiche data-driven in tutte le funzioni interne all'azienda. Questa pervasività sta progressivamente trasformando la cultura aziendale, promuovendo approcci data-driven capaci di scardinare pratiche e routine consolidate nel tempo, anche grazie a programmi di formazione diffusa per ruoli tradizionali (es. manutentori).
- In **Italgas**, l'IA è parte integrante di un'architettura digitale che connette Internet of Things (IoT) applicate alle infrastrutture di rete, al machine learning per predire guasti e modelli ad agenti capaci di fornire assistenza

a dipendenti e clienti. In particolare, IoT e smart meters vengono utilizzati per alimentare banche dati in tempo reale ed istruire algoritmi predittivi per la gestione, manutenzione e sicurezza della rete. Inoltre, l'integrazione di LLM con tecnologie di computer vision consentono l'automazione dei controlli visivi di alcuni cantieri, come ad esempio i ripristini stradali. Il collocamento nel grado più elevato di integrazione dell'IA è in particolare guidato dall'utilizzo di sistemi multi-agente, che includono logiche conversazionali e task delegation automatica, mostrando tassi di accuratezza molto elevati. L'adozione dell'IA agentic, in particolare, riguarda diverse funzioni amministrative, abilitatrici e di governance: legal, commerciale, acquisti, ICT. Nel complesso, emerge un forte commitment del top management a sostenere gli investimenti in queste tecnologie. Le competenze sono sviluppate internamente tramite una academy interna che fornisce agli specialisti le competenze di utilizzo degli LLM tramite il prompting e la capacità di interpretare gli output di algoritmi di machine learning per migliorare la qualità delle decisioni tecniche prese abitualmente. È stata avviata, inoltre, una campagna diffusa di sensibilizzazione su AI e AI literacy volta ad incrementare la produttività su tutta l'organizzazione e a consolidare l'autonomia nell'utilizzo di queste tecnologie, anche da parte del personale non ICT.

- **Fincantieri** si colloca nel quadrante ad alta maturità di integrazione, con un orientamento strategico al cambiamento di tipo applicativo, agendo su un ventaglio più ampio di operations rispetto ai casi precedenti. L'elevata complessità della cantieristica navale – caratterizzata dalla presenza di numerosi componenti e dalla necessità di riutilizzare moduli già ingegnerizzati – ha portato l'impresa, nel corso dei decenni, a sviluppare una profonda integrazione tra ingegneria di prodotto e di processo, con l'obiettivo di ridurre il time-to-market e migliorare l'efficacia progettuale. Questa logica, volta a ridurre i tempi morti ed aumentare la modularità nello sviluppo prodotto, si fonda su logiche gestionali consolidate, radicate non solo nell'impresa ma anche nel settore e nel territorio, con origini che risalgono ai principi gestionali dell'Arsenale di Venezia dove a partire dal XII secolo venivano prodotte navi militari. Tale tradizione di approcci manageriali, oltre a costituire un elemento di cultura d'impresa, ha costituito la base per lo sviluppo di molteplici use case, tra cui l'impiego di droni per ispezioni sulla qualità delle saldature poi affidate ad algoritmi di computer vision, e sempre in fase di ingegneria di prodotto, l'adozione di configuratori sempre più integrati con algoritmi di IA per ottimizzare la progettazione e la personalizzazione delle commesse. Lo sviluppo del digital twin di processo richiede un impegno significativo nell'acquisizione quotidiana dei dati di processo, necessari per monitorare in

tempo reale l'avanzamento delle commesse all'interno di uno spazio fisico bidimensionale. Questi usi dell'IA richiedono un elevato investimento nell'infrastruttura di connettività e di gestione dei database necessari per acquisire e aggiornare con periodicità giornaliera grandi moli di dati sulla produzione.

- **Intesa Sanpaolo** si colloca nel quadrante ad alta maturità con un orientamento al cambiamento di tipo applicativo. L'impiego di IA è oggi ampiamente diffuso all'interno dei processi core di Intesa Sanpaolo (con 150 use case già avviati). Gli ambiti applicativi spaziano dal machine learning per la valutazione del merito creditizio (ad esempio per la concessione dei mutui), all'automazione documentale, fino a migliorare l'integrazione tra diversi canali (chat, telefono) nel fornire assistenza alla clientela. L'IA generativa viene utilizzata per affiancare il lavoro degli specialisti tecnici, facilitando l'accesso e la rielaborazione di conoscenze già formalizzate e archiviate all'interno dei sistemi aziendali. Le competenze di IA sono raggruppate in un centro di competenza interno composto oltre 300 esperti che opera in stretta sinergia con un secondo centro di competenza responsabile delle iniziative di reingegnerizzazione dei processi. L'obiettivo che la banca si pone è quello di utilizzare l'IA per accorciare flussi e tempi in porzioni più ampie di processi invece che semplicemente migliorare la produttività del lavoro umano (o automatizzare) compiti isolati. A questo si aggiunge l'obiettivo di migliorare la qualità dei dati che supportano processi come il rimborso polizze assicurative e la valutazione di rischio di credito.
- **Dompè** mette in luce un elevato grado di integrazione dell'IA nei processi, coniugato a un orientamento strategico volto a potenziare lo sviluppo prodotto e la ricerca applicata in ambito farmaceutico. L'IA viene impiegata per abilitare la cosiddetta chimica generativa, ovvero la generazione automatica di nuove molecole, superando l'assunto tradizionale secondo cui la complessità biologica fosse troppo elevata per essere modellizzata e simulata. Questo approccio sta trasformando sia l'architettura settoriale sia il modello di business, spingendo verso la personalizzazione del farmaco su base genetica. L'IA consente la costruzione di un digital twin di ogni singola cellula ed è utilizzata per accelerare il ciclo della drug discovery, riducendo il time-to-market di nuovi farmaci da oltre cinque anni a meno di quattordici mesi. Pertanto, l'IA non si limita a sostenere il core process dell'impresa, bensì guida l'intero processo sperimentale, sostituendo la logica sequenziale tradizionale con un'architettura iterativa, causale e scalabile. Questo modello di integrazione colloca Dompè nel quadrante della trasformazione sistemica, affiancata da un grado di integrazione particolarmente elevato, guidato dallo sviluppo di modelli LLM 'spiegabili' e trasparenti.

Questo risultato è frutto di una visione strategica avviata nel 2004, che ha portato alla creazione di un'infrastruttura scientifica e computazionale unica nel panorama europeo, fondata su collaborazioni con centri di ricerca e università come il Politecnico di Milano, l'Università Federico II, l'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT), il Cineca (per high performance computing), e vendor tecnologici come Nvidia.

2.4 Gli impatti sulle competenze

L'introduzione dell'IA nei processi produttivi e organizzativi delle imprese analizzate è associata ad una trasformazione graduale delle mansioni e delle competenze della forza lavoro. **Le imprese non segnalano, allo stato attuale, effetti di sostituzione netta della forza lavoro, ma piuttosto una riorganizzazione dei ruoli e una crescente ibridazione tra competenze tecniche e operative.**

Queste trasformazioni generano nuovi fabbisogni formativi che le imprese stanno affrontando mediante percorsi di upskilling interni, collaborazioni con centri di ricerca, e in alcuni casi supporto consulenziale esterno.

2.4.1 Come cambia la forza lavoro: nuove mansioni e competenze

Le aziende con un più elevato livello di maturità digitale evidenziano come l'introduzione dell'IA stia trasformando la natura delle mansioni all'interno dei loro processi produttivi. L'effetto prevalente è un aumento della domanda di competenze di alto livello, in particolare nell'ambito IT e data science. Queste competenze vengono acquisite sia tramite processi di recruitment mirati a profili digitali tra neolaureati (es. Fincantieri) e dottorandi (es. Intesa Sanpaolo), sia attraverso l'*upskilling* del personale tecnico già presente in azienda. Si rileva al riguardo come la carenza di offerta di lavoro in questi ambiti rappresenti una criticità, attribuita dagli intervistati alla scarsa competitività salariale del Paese. Oltre alla fuga di talenti attratti da retribuzioni più elevate all'estero, i sistemi di alta formazione e formazione continua italiani mostrano ancora limiti nel sostenere pienamente lo sviluppo di competenze tecniche avanzate – nonostante l'espansione di programmi dedicati al livello nazionale –, contribuendo così ad alimentare il mismatch.

Le professioni ad alta qualifica sembrano beneficiare di maggiori opportunità occupazionali e di un incremento di produttività, grazie alla riduzione del tempo dedicato alle attività cognitive più routinarie, automatizzate attraverso l'IA. Queste professioni sono composte tipicamente da un set di task piuttosto eterogeneo, comprendente sia attività cognitive ripetitive (es. analisi documentale) sia mansioni meno strutturate e di natura relazionale (es. attività di supervisione e progettazione). In linea con l'evidenza sperimentale sull'utilizzo dell'IA passata in

rassegna nel Capitolo 1, le interviste indicano come l'utilizzo dell'IA comporti uno spostamento del carico verso le mansioni meno ripetitive, purché i lavoratori siano dotati di competenze adeguate a modellare input efficaci ed interpretare gli output degli applicativi utilizzati.

Più in generale, l'adozione di algoritmi predittivi, sistemi di visione artificiale o strumenti di automazione documentale ha comportato una progressiva scomposizione delle attività complesse in micro-task più specializzati, migliorandone la tracciabilità e favorendone la standardizzazione. Un esempio emblematico proviene da Intesa Sanpaolo, dove i processi contabili sono stati riorganizzati in flussi modulari, con "task molto frammentati, ripetitivi e specializzati, quasi da catena di montaggio".

Relativamente al dibattito sull'impatto dell'IA analizzato nel Capitolo 1 sulla scorta dell'evidenza empirica più recente, non si riscontrano effetti di spiazzamento della forza lavoro. In linea con quanto osservato in Italgas e Fincantieri, l'automazione parziale di attività a basso valore aggiunto libera risorse da riallocare su compiti a maggiore contenuto tecnico o decisionale. Nel customer care (es. Italgas, Natuzzi) e nella logistica di stabilimento (Fincantieri), l'adozione dell'IA alleggerisce il carico operativo su attività ripetitive, consentendo una maggiore focalizzazione sull'interazione con sistemi intelligenti e sulla gestione di casi non standard.

L'introduzione dell'IA genera anche un rafforzamento della domanda di competenze tecnico-funzionali in grado di operare all'interfaccia tra algoritmi e processi aziendali. In settori regolati o caratterizzati da elevate esigenze di accuratezza, come il bancario, il manifatturiero di precisione o il farmaceutico, l'efficacia dell'IA dipende in misura crescente dalla capacità del personale di validarne gli output e governarne l'applicazione contestuale. Le competenze richieste non si limitano alla capacità di utilizzo degli strumenti digitali, ma includono anche la comprensione dei principi metodologici sottostanti ai modelli, dei dati su cui si fondano e delle logiche decisionali che supportano.

2.4.2 Modelli formativi e sviluppo organizzativo delle competenze

La formazione si conferma un elemento strategico per supportare l'adozione dell'IA. Le imprese del campione si muovono lungo *due traiettorie* distinte ma complementari: da un lato, *la costruzione di competenze verticali* in ambito data science attraverso centri *di competenza interni* (es. Intesa Sanpaolo, Dompé, Italgas); dall'altro, *la diffusione trasversale di competenze operative e manageriali* in grado di dialogare con strumenti di IA as-a-service (es. Michelin, Fincantieri).

Nel primo caso, si tratta di strutture organizzative formalizzate, con risorse dedicate e percorsi di reclutamento mirati (spesso in collaborazione con atenei e centri di ricerca), in cui operano specialisti in grado di progettare, addestrare e

mantenere modelli avanzati (es. Dompè, Intesa Sanpaolo). Nel secondo, si assiste a una capillare attività di alfabetizzazione tecnica, orientata a formare operatori, manutentori, product manager, controller, responsabili qualità, e altri esperti di dominio. L'obiettivo è metterli in condizione di comprendere le potenzialità e i limiti dell'IA, formulare correttamente i requisiti funzionali e interpretarne gli output in modo consapevole. In tal senso, il functional prompting – la capacità di formulare input (prompt) per i sistemi di IA in coerenza con i requisiti funzionali di un compito aziendale o tecnico (Cetindamar et al., 2022) [1] – diventa una competenza emergente, come dimostrano i percorsi di formazione attivati in Veronesi, Italgas e Michelin.

L'internalizzazione del know-how viene anche considerata una leva di protezione degli asset immateriali e di riduzione dei rischi associati alla dipendenza da vendor esterni, come segnalato da Fincantieri.

Tuttavia, l'approccio adottato varia in funzione della struttura operativa e del modello di business. Le imprese con forte integrazione verticale o cultura ingegneristica consolidata tendono a sviluppare internamente competenze critiche; al contrario, realtà a vocazione artigianale (es. Natuzzi) si affidano più frequentemente a partner tecnologici, mantenendo il presidio sul dominio applicativo e sul know-how di prodotto.

La collaborazione con università e centri di ricerca gioca un ruolo chiave nel sostenere entrambe le traiettorie. In alcuni casi, come Dompè e Intesa Sanpaolo, tali collaborazioni coinvolgono attori internazionali (es. Sky Computer Lab per Intesa Sanpaolo) e network internazionali coerenti con la dimensione multinazionale delle attività (es. radicamento di Dompè nella Boston area); in altri casi, si consolidano partnership territoriali con atenei locali e università tecniche (es. Università del Salento e Politecnico di Bari per Natuzzi).

Queste reti fungono da moltiplicatore della capacità di formazione, reclutamento e trasferimento tecnologico, rafforzando l'infrastruttura cognitiva necessaria per scalare le soluzioni di IA all'interno dell'impresa.

Il ruolo delle partnership esterne risulta particolarmente rilevante per realtà operanti in settori meno digitalizzati come Kuvera, che evidenzia l'importanza della funzione di un mediatore per facilitare la creazione di reti collaborative: "C'è molto scollamento in termini di stakeholder. [...] A quel punto ci troviamo ad essere tanti soggetti, tante piccole isole a cui manca il collegamento".

In questo senso, una rete esterna consente di acquisire e scambiare competenze, offre un bacino di risorse già formate da integrare nell'organizzazione e costituisce uno spazio di confronto per lo sviluppo di soluzioni innovative attraverso la collaborazione con partner diversificati.

[1] Il functional prompting va oltre la mera scrittura di prompt, includendo la traduzione delle conoscenze di dominio in istruzioni precise, l'articolazione degli output e dei vincoli attesi, nonché l'interpretazione critica dei risultati per un processo decisionale consapevole.

2.5 Le questioni rilevanti

Questi casi nella loro varietà portano alcuni risultati principali e alcuni conseguenti punti aperti, riassunti in sette questioni rilevanti, elencate di seguito e poi analizzate in dettaglio:

- Essendo una tecnologia general purpose, l'uso dell'IA si diffonde anche in settori tradizionalmente low-tech.
- L'adozione dell'IA si innesta su logiche gestionali operative consolidate, piuttosto che introdurre innovazioni radicali.
- Gli usi dell'IA sono più probabili in contesti ad alta complessità organizzativa, di prodotto e di ambiente competitivo
- Le logiche di augmentation tendono a prevalere su quelle di mera automazione.
- L'offerta IA si segmenta tra "pacchettizzazione", system integration, e progetti custom per usi sperimentali
- Emergono due traiettorie generali di formazione: la formazione continua per manager e specialisti di dominio e quella iper-specialistica per i data scientist
- La diffusione dell'IA può aumentare i divari competitivi interni ai settori

Come accennato nell'introduzione, questi risultati non sono generalizzabili all'intero sistema produttivo italiano, ma mirano ad approfondire il grado e le modalità di adozione dell'IA in otto aziende pioniere. Pur nella loro limitata validità esterna, i casi studio selezionati offrono un punto di osservazione privilegiato che consente di delineare scenari prospettici sull'impatto delle nuove tecnologie sull'organizzazione aziendale e sui processi produttivi. Le evidenze raccolte risultano in linea con la letteratura discussa nel Capitolo 1 e, al tempo stesso, introducono spunti originali che alimentano la futura agenda di ricerca.

2.5.1 Essendo una tecnologia general purpose, l'uso dell'IA si diffonde anche in settori tradizionalmente low-tech

Le evidenze raccolte mostrano come l'adozione dell'IA non sia circoscritta a settori ad alta intensità tecnologica, ma si stia progressivamente estendendo anche in contesti industriali caratterizzati da bassa digitalizzazione (come nel caso del Gruppo Veronesi) o da forte specializzazione artigianale (come nel caso di Natuzzi). Questo sembra confermare il carattere general purpose dell'IA, intesa come insieme di tecnologie con ampia portata applicativa, capacità di migliorare la produttività dei fattori e di portare innovazione in molteplici domini operativi. Tale evidenza potrebbe essere presa come traccia di un movimento verso la realizzazione dell'ipotesi di un salto di paradigma, in cui la diffusione dell'IA attraversa l'insieme dei settori produttivi, come suggerito dall'analisi di Damioli et al. (2024) sulla distribuzione dei brevetti.

La presente analisi mostra come il grado di integrazione dell'IA nei processi aziendali e l'orientamento strategico dell'adozione variano in base alla struttura organizzativa, alla cultura tecnica e alla storia di digitalizzazione dell'impresa. Tuttavia, emerge una tendenza trasversale: nelle grandi imprese intervistate, l'IA è già presente nella roadmap tecnologica delle direzioni IT e oggetto di attenzione strategica da parte dei CIO: tra i 100 partecipanti al CIO Survey condotta da NetConsulting (2024) selezionati tra le più grandi aziende italiane, il 37,5% dichiara di essere il principale responsabile dei progetti IA nella propria azienda, mentre il 77,3% identifica nell'IA generativa una delle sfide principali. In molti casi, i CIO considerano l'impiego dell'IA come un'evoluzione dei sistemi gestionali e dei processi operativi, anziché come elementi che portano una discontinuità nell'impresa e nel settore. Infine, l'osservazione delle modalità di adozione dell'IA in altri settori e l'analogia negli usi costituiscono spesso una leva che ispira il management a nuove applicazioni, contribuendo così a rafforzare la convergenza di pratiche tra settori industriali anche eterogenei.

2.5.2 L'adozione dell'IA si innesta su logiche gestionali operative consolidate, piuttosto che introdurre innovazioni radicali

Fatta eccezione per pochi casi di innovazione radicale come Dompé, la diffusione dell'IA nelle imprese analizzate avviene prevalentemente secondo traiettorie di continuità rispetto ai modelli organizzativi e ai principi gestionali esistenti. Tale evidenza si ricollega alla letteratura empirica discussa nel Capitolo 1 sugli impatti occupazionali dell'innovazione tecnologica pre-IA generativa, mostrando una sostanziale continuità con la segmentazione tra professioni ad alta e medio-bassa formazione degli ultimi quarant'anni, con le prime beneficiarie soprattutto di effetti legati alla produttività. Tuttavia, come discusso nella sezione 1.2.3, vi sono alcune recenti evidenze che iniziano a mettere in discussione questo paradigma nel Regno Unito e negli Stati Uniti.

Con riguardo alle strategie aziendali, l'IA di fatto viene impiegata per rafforzare pratiche già avviate nel corso della terza rivoluzione industriale degli anni '70-'90, con focus su efficienza, miglioramento nell'utilizzo della capacità produttiva e, in alcuni casi, automazione. Ne sono esempio l'ottimizzazione dell'impiego di asset produttivi in contesti capital intensive come Italgas e Michelin, l'aumento dell'efficienza della manodopera in ambienti più labour intensive come Natuzzi, o ancora il miglioramento dell'integrazione tra progettazione e produzione in ambiti ad alta ingegnerizzazione come Fincantieri.

Sempre in questa logica, nel settore bancario, la diffusione dei chatbot rappresenta l'estensione delle logiche self-service già introdotte con l'introduzione di alcuni canali come i bancomat, i contact center ed infine l'Internet ed il mobile

banking. L'IA, in questi casi, agisce come moltiplicatore di efficienza, piuttosto che come una leva per riconfigurare radicalmente il modello di business e la "ragione di essere" dell'impresa.

2.5.3 Gli usi dell'IA sono più probabili in contesti ad alta complessità organizzativa, di prodotto e di ambiente competitivo

L'adozione dell'IA non è distribuita in modo uniforme e tende a essere guidata dalla complessità gestionale di prodotto e processo oltre che, in alcuni casi, di regolazione di settore. La complessità può derivare da molteplici fonti: la varietà e numerosità dei componenti da progettare e integrare (come nel caso di Fincantieri), vincoli di compliance più stringenti (come nel settore bancario), oppure l'intenzione necessità di modellizzare sistemi (es. biologici) altamente complessi e su cui è necessario migliorare l'apprendimento sui fenomeni sottostanti per chi fa ricerca e sviluppo (come nel settore farmaceutico).

In queste condizioni, le imprese si sono trovate a sviluppare – spesso ben prima dell'attuale ondata di IA – simulazioni, modelli previsionali e routine di progettazione e ingegneria che rappresentano oggi il substrato per l'introduzione dei diversi tipi di IA. La costruzione autonoma di tali infrastrutture informatiche – e in particolare l'avvio anticipato della raccolta dati – ha rappresentato un volano decisivo per l'adozione dell'IA, come evidenziato anche dalla letteratura internazionale (Hansen & Bøgh, 2021; Polas et al., 2022; Chowdhury et al., 2023).

2.5.4 Le logiche di augmentation tendono a prevalere su quelle di mera automazione

L'uso di IA generativa o di machine learning tende a rendere più efficace il lavoro di specialisti funzionali di diverso tipo. Tranne che negli ambiti di servizio soggetti ad una moltitudine di clienti e di possibili bisogni di assistenza, non emergono logiche di automazione intesa nel suo significato di sostituire persone con algoritmi nel lavoro operativo. Queste evidenze confermano i risultati preliminari mostrati dalla letteratura citata nel Capitolo 1. Le interviste mostrano come l'adozione dell'IA accelera l'esecuzione di molte mansioni in ambito tecnico-scientifiche (es. ricerca farmaceutica, supervisione tecnica in cantiere) ed alleggerisce il carico di lavoro routinario specialmente nei servizi a medio-alta formazione (es. settore bancario), purché accompagnata da adeguati interventi formativi, di natura verticale per il primo gruppo e più trasversale per il secondo.

I possibili effetti *labour-saving* nell'assistenza clienti si collocano in continuità con i processi di automazione e digitalizzazione di questi servizi a bassa qualifica, i cui impatti faticano a emergere negli studi *task-based*, i quali trascurano gli impatti

occupazionali legati a processi di standardizzazione indotti dall'innovazione tecnologica e non direttamente riconducibili allo spiazzamento delle mansioni esistenti. Le più recenti evidenze (sezione 1.2.3), tratte da contesti produttivi digitalmente più avanzati, suggeriscono un'evoluzione di questo scenario.

2.5.5 L'offerta IA si segmenta tra "pacchettizzazione", system integration, e progetti custom per usi sperimentali

Diverse delle imprese analizzate integrano applicazioni di intelligenza artificiale ormai consolidate, disponibili in forma di soluzioni "a scaffale" e spesso già incorporate nei sistemi informativi aziendali. È il caso, ad esempio, degli strumenti di riconoscimento documentale basati su OCR e modelli NLP, oppure delle soluzioni di robotic process automation (RPA), impiegate per automatizzare attività ripetitive nei processi amministrativi e di back-office. Queste tecnologie sono sempre più diffuse grazie alla loro integrazione diretta in piattaforme standard (ad esempio, Microsoft ha incluso Copilot in Office 365, portando modelli di IA generativa come GPT direttamente in Excel, Word e Outlook).

Accanto a queste soluzioni pronte all'uso, vi sono ambiti in cui l'adozione dell'IA richiede un lavoro più profondo di infrastrutturazione dei dati. In questi casi, non è sufficiente disporre di un pacchetto software: serve costruire e mantenere pipeline di acquisizione, modellazione, archiviazione e accesso ai dati operativi, spesso destrutturati o distribuiti su più sistemi.

Tecnologie diverse di gestione dinamica dei flussi di dati, di data modeling, e di interrogazione e data warehousing sono frequentemente utilizzate per costruire questi flussi. Qui entrano in gioco i system integrator e le società di consulenza tecnologica, che affiancano le imprese nella definizione dell'architettura dati e nell'orchestrazione dei tool di data analysis e machine learning.

Un terzo approccio emergente vede le imprese impegnate in attività di ricerca e sperimentazione "pre-competitiva" sull'IA tramite collaborazioni con università, centri di ricerca o consorzi. In questi contesti, l'attenzione si sposta verso la generazione di know-how interno e la possibilità di customizzare i modelli rispetto a esigenze specifiche. È il caso di Dompé, che ha avviato un percorso di co-sviluppo con Nvidia per dotarsi di un'infrastruttura di calcolo ad alte prestazioni (HPC) dedicata alla scoperta di farmaci tramite modelli di deep learning.

In questo scenario, ai CIO e ai responsabili funzionali viene sempre più spesso richiesto di valutare trade-off complessi tra soluzioni generaliste e soluzioni su misura, considerando costi di implementazione, scalabilità, manutenibilità e tempi di ritorno. Il risultato è una crescente complessità decisionale per il management intermedio, che si traduce in nuovi fabbisogni formativi: è essenziale sviluppare competenze ibride capaci di leggere le potenzialità dell'IA, comprendere le basi

tecniche dei diversi strumenti (modelli predittivi, generativi, classificatori) e dialogare efficacemente sia con gli specialisti IT sia con i fornitori esterni.

2.5.6 Emergono due traiettorie generali di formazione: la formazione continua per manager e specialisti di dominio e quella iper-specialistica per i data scientist

Le imprese più vicine alla frontiera tecnologica dell'IA confermano una risaputa difficoltà nel reperire e trattenere talenti nei diversi domini della scienza e ingegneria dei dati. Persiste quindi il mismatch tra domanda e offerta emerso insieme alle prime applicazioni commerciali dell'IA intorno al 2014 (Zwetsloot et al. 2019). Le imprese con maggiore employer branding, internazionalizzazione e capacità di innovazione aperta riescono ad affrontare questo problema più facilmente pescando da un bacino geografico più ampio (es. Dompé, con un suo centro a Boston con oltre 200 data scientist). I salari e i livelli di inquadramento previsti dai contratti collettivi nazionali italiani rappresentano, infatti, un vincolo per l'impiego di data scientist con un elevato livello di specializzazione.

Questo mismatch obbliga le altre imprese ad usi meno avanzati dell'IA dove gli specialisti dei processi tipici del settore hanno gradualmente imparato (spesso con diverse logiche di formazione inclusa l'autoformazione) ad applicare l'IA nei propri domini funzionali.

Questa considerazione apre alla seconda tipologia di fabbisogno formativo, più diffusa, vale a dire l'avvicinamento all'IA dei vari specialisti di dominio funzionale. Manutentori, controller, analisti di marketing, responsabili qualità e product manager devono oggi acquisire una nuova alfabetizzazione tecnica. Non si tratta di saper sviluppare algoritmi, ma di comprendere i principi, le logiche di funzionamento, i vincoli metodologici e le logiche applicative.

Questa consapevolezza tecnica – situata tra l'uso dell'IA come una "black box" e la programmazione vera e propria – è condizione necessaria per formulare i requisiti applicativi corretti, validare i risultati dei modelli e migliorare i processi decisionali delle diverse funzioni. Le imprese che hanno intrapreso programmi di formazione diffusa (es. Michelin, Italgas) riportano una graduale evoluzione della loro cultura di impresa in una ottica dove le decisioni tecniche divengono maggiormente guidate da dati e algoritmi.

La carenza formativa emerge con forza anche nella letteratura nazionale, additata come uno degli ostacoli principali all'adozione dell'IA: il Rapporto "Il Digitale in Italia" di Anitec-Assinform (2025, in collaborazione con NetConsulting) segnala, infatti, che competenze legate all'analisi dei dati (79,5%) e allo sviluppo tecnologico (67,1%) risultano tra le più urgentemente richieste.

2.5.7 La diffusione dell'IA può aumentare i divari competitivi interni ai settori

L'analisi evidenzia che le principali differenze nell'adozione dell'IA non si distribuiscono tanto tra settori diversi, quanto all'interno degli stessi settori, tra imprese caratterizzate da differente scala operativa, disponibilità finanziarie e apertura ai mercati internazionali. Le imprese meglio posizionate riescono ad accumulare competenze e risorse legate all'IA, rafforzando nel tempo il proprio vantaggio competitivo. Al contrario, le imprese di dimensione medio-piccola o con attività prevalentemente locali mostrano una minore capacità di catturare le potenzialità dell'IA, rimanendo spesso ancorate a logiche di "cambiamento locale" che in alcuni casi rischiano di non essere messe a sistema dopo un periodo di sperimentazione iniziale. Logiche trasformatrice richiedono, invece, approcci condivisi ad un impiego efficiente dell'infrastruttura cloud di calcolo e allo sviluppo e all'allenamento di algoritmi specifici di settore, coerentemente con quello che sembra essere l'indirizzo delle politiche industriali europee all'indomani del Rapporto Draghi sulla competitività europea.

Queste evidenze si pongono in continuità con i risultati della rilevazione Istat sulla diffusione delle ICT nelle imprese italiane, che documenta un persistente divario nei tassi di adozione dell'IA tra grandi imprese e realtà produttive di minori dimensioni. La novità introdotta da questo studio riguarda invece la diffusione delle nuove tecnologie nel settore secondario e nei comparti tradizionalmente low-tech. La scelta di un campione di aziende pioniere nell'utilizzo dell'IA permette infatti di offrire uno sguardo prospettico, meno visibile negli studi quantitativi orientati alla generalizzabilità, e suggerisce che il divario settoriale potrebbe, anche se lentamente, essere in fase di attenuazione. Rispetto all'evidenza mostrata dall'indagine Istat nel Capitolo 1, tale evoluzione sembra trovare qualche conferma prospettica anche nell'Indagine Confindustria sul lavoro del 2025 (Labartino et al., 2025), che – sulla base di un'indagine estesa a 3.359 aziende del Sistema Confindustria – rileva come, se da un lato solo il 7,5% delle imprese dell'industria abbiano adottato e utilizzino regolarmente l'IA a fronte del 16,6% nei servizi, la quota di imprese intenzionate a valutare l'adozione di tecnologie di IA risulti elevata anche nell'industria (37% e 38,5%, rispettivamente), segnalando un possibile processo di crescita nel settore industriale di cui il presente studio delinea possibili scenari futuri.

2.6 Conclusioni

L'analisi condotta su otto grandi imprese italiane evidenzia come l'adozione dell'IA stia progressivamente trasformando i modelli operativi, pur innestandosi prevalentemente su logiche gestionali consolidate.

L'IA si afferma come tecnologia general purpose, penetrando anche in settori tradizionalmente low-tech e artigianali, con applicazioni che spaziano dalla manutenzione predittiva alla personalizzazione del customer care. Le imprese si collocano lungo un continuum che va dall'adozione sperimentale a una piena integrazione sistemica, con tre principali orientamenti strategici: cambiamento locale, cambiamento applicativo e trasformazione radicale.

L'impatto sulle competenze è significativo: non si osserva una sostituzione netta della forza lavoro, ma una sua riorganizzazione profonda, con una crescente domanda di profili ibridi capaci di interfacciarsi con gli algoritmi. Emergono due traiettorie formative: una specialistica per data scientist e una trasversale per manager e tecnici di dominio. Infine, si nota come la diffusione dell'IA rischia di ampliare i divari competitivi interni ai settori, favorendo le imprese con maggiore capacità di investimento, infrastruttura digitale e apertura alle collaborazioni scientifiche. Questi casi offrono uno sguardo prospettico utile per orientare policy e strategie future.

Le evidenze raccolte nel capitolo introducono elementi di novità rispetto alla letteratura esistente e suggeriscono direzioni promettenti per la ricerca futura e per l'elaborazione di politiche pubbliche. Innanzitutto, la diffusione dell'IA in settori industriali e low-tech mette in luce i limiti di un approccio focalizzato esclusivamente sulla replicabilità delle mansioni da parte dei nuovi applicativi. Il focus task-based spinge la letteratura economica a focalizzarsi prevalentemente sui servizi ad alta formazione, trascurando gli impatti occupazionali indiretti dovuti alla trasformazione dei processi produttivi. Per la stessa ragione, richiede un approfondimento maggiore il possibile effetto di spiazzamento su alcune professioni a qualifica medio-bassa, specialmente nell'assistenza clienti, derivante dal processo di standardizzazione di flussi di lavoro, precedentemente meno routinari, in continuità con i processi di digitalizzazione dell'ultimo decennio. Al tempo stesso, la novità della ricerca invita a considerare anche possibili effetti di segno opposto, con un potenziale incremento del valore delle professioni non routinarie a bassa formazione, come suggerito da evidenze provenienti da mercati digitalmente più avanzati. La circolazione dell'IA tra i diversi comparti considerati suggerisce, inoltre, come il management benefici di spillover cognitivi e di apprendimento intersettoriale, osservando e adattando soluzioni sviluppate in contesti pionieri: un fenomeno che rafforza il valore dell'open innovation.

Un secondo elemento riguarda il ruolo crescente dell'IA agentica, che spinge a riflettere sul suo possibile ruolo come possibile risposta strutturale alla carenza di manodopera nei servizi a medio-alta formazione. In questo contesto, l'adozione dell'IA non si limita a sostituire singoli compiti, ma contribuisce a ridefinire l'organizzazione del lavoro e le competenze richieste dei lavoratori, incaricati soprattutto di compiti di supervisione e progettazione.

Infine, le esigenze formative emerse impongono un ripensamento delle politiche di formazione continua, con percorsi più mirati – orientati alle competenze tecniche verticali o al functional prompting a seconda dell'ambito d'impiego – e sorretti da scelte istituzionali. Il prossimo capitolo del Rapporto approfondirà queste implicazioni.

3

Formazione e IA

L'ecosistema italiano della
formazione e le proposte di
policy possibili

3.1 Introduzione

La rassegna della letteratura presentata nel Capitolo 1 e l'evidenza empirica raccolta nei casi studio nel Capitolo 2 mostrano chiaramente come la formazione professionale rappresenti uno dei principali fattori abilitanti per un'adozione efficace dell'IA. L'introduzione di queste tecnologie nei processi produttivi richiede infatti nuove competenze, differenziate in base ai profili professionali coinvolti e alle funzioni organizzative interessate.

In particolare, dall'analisi sul campo presentata nel Capitolo 2 emerge come all'aumentare del livello di integrazione dell'IA nei processi aziendali si accompagni una maggiore necessità di formare competenze. In generale, si osserva un duplice fabbisogno formativo. Da un lato, competenze verticali di data science rivolte agli specialisti che operano direttamente con i modelli di IA. Dall'altro, competenze trasversali diffuse tra tutto il personale, necessarie per assicurare una comprensione adeguata dei principi metodologici di tali modelli e consentire un'interazione informata ed efficace con essi, anche alla luce della crescente complessità decisionale a cui si trova di fronte il management intermedio. Anche i modelli di organizzazione della formazione appaiono eterogenei, pur in una popolazione altamente selezionata tra i maggiori utilizzatori di IA come quella analizzata nel Capitolo 2, spaziando dall'utilizzo di mediatori alla costruzione di centri di competenza interni, alle partnership con università ed enti di ricerca nazionali e internazionali.

Tuttavia, il fabbisogno di competenze non si esaurisce negli aspetti tecnici. La letteratura discussa evidenzia come, ancor prima della formazione sull'uso dell'IA, sia essenziale sviluppare una diffusa consapevolezza – tra il personale e nel management – circa opportunità, rischi e implicazioni organizzative dell'adozione di queste tecnologie. Tale consapevolezza contribuisce a ridurre le resistenze culturali, favorendo una transizione diffusa ed inclusiva. In questo quadro, assume crescente rilievo la domanda di competenze relative all'utilizzo etico dell'IA e alle normative nazionali e sovranazionali in materia nei paesi del G7 (AI Workforce Consortium, 2025). Analogamente, il Rapporto dell'Osservatorio sulle competenze digitali 2025 (ANITEC-ASSINFORM ET AL., 2025) mostra come l'introduzione dell'IA richieda un arricchimento dei profili IT con nuove competenze trasversali – incluse capacità manageriali e soft skills – segnalando un processo di ibridazione delle professionalità, connesso alla sostituzione di alcune mansioni computazionali.

L'ecosistema della formazione in ambito IA in Italia risulta ampio e articolato, caratterizzato da una pluralità di attori e modalità formative.

Dall'indagine qualitativa presentata nel Capitolo 2, la collaborazione con università e centri di ricerca emerge come cruciale per l'erogazione della formazione specialistica, indipendentemente dal livello di digitalizzazione delle imprese coinvolte.

Accanto alle università, e in collaborazione con queste, la legge n. 99 del 2022 ha impartito una nuova direzione alla formazione tecnologico-professionale, mutando gli Istituti tecnici superiori in Istituti tecnologici superiori – ITS Academy e prevedendo un maggiore coinvolgimento di imprese e università nella loro governance e nella progettazione dei percorsi formativi. Allo stato, sono 19 gli ITS Academy in ambito ICT. Con l'approvazione del decreto-legge 127 del 2025 (DL Scuola), dal 2026/27 gli ITS Academy saranno in filiera con l'istruzione tecnologica e professionale (il modello 4+2).

Per quanto concerne la formazione continua, i canali istituzionali prevedono la possibilità di coinvolgere i fondi interprofessionali (tra i quali spicca Fondimpresa) per i programmi e i costi della formazione, così come, dal 2020, il Fondo Nuove Competenze, per coprire i costi delle ore lavorative dedicate alla formazione.

Il Piano Industria 4.0 ha inoltre istituito tre categorie di enti a governance pubblico-privata incaricati di supportare la transizione digitale attraverso attività di formazione continua: i Competence Center (CC), dedicati soprattutto alle PMI e orientati alla ricerca applicata e al trasferimento tecnologico; i Digital Innovation Hub (DIH), finalizzati a stimolare la domanda di innovazione e orientare le imprese attraverso la formazione e lo scouting di finanziamenti; e i Punti Impresa Digitale (PID), che mirano a diffondere la cultura digitale tramite formazione di base e servizi di accompagnamento alla transizione.

Box 3.1. Il sistema della formazione in Italia e le competenze digitali

La transizione digitale, e in particolare lo sviluppo dell'intelligenza artificiale, rappresenta una priorità strategica per la competitività economica e la coesione sociale dell'Italia. In questo contesto, il rafforzamento delle competenze digitali della popolazione e della forza lavoro costituisce una leva essenziale di policy. Il sistema italiano della formazione può essere analizzato attraverso tre pilastri principali: la formazione terziaria accademica, l'istruzione tecnico-professionale e la formazione continua.

Formazione terziaria e competenze ICT

La formazione universitaria costituisce il primo pilastro del sistema, con riferimento ai percorsi STEM e ICT. La Commissione Europea (European Commission, 2025) stima che nel 2023 il 25% degli iscritti all'istruzione terziaria in Italia seguiva corsi STEM, a fronte di una media UE del 26,9%. Tuttavia, solo l'8,8% degli studenti risultava iscritto a percorsi ICT, il valore più basso tra i Paesi dell'Unione Europea.

Istruzione e Formazione Professionale e ITS Academy

Il secondo pilastro è rappresentato dall'Istruzione e Formazione Professionale (leFP), di competenza regionale, che eroga qualifiche e diplomi professionali triennali e quadriennali, con una crescente integrazione di competenze digitali e modelli di apprendimento duale. La formazione terziaria professionalizzante è presidiata dagli ITS Academy, riformati con la legge n. 99/2022. Secondo il monitoraggio INDIRE (2025), il sistema ITS conta 109 fondazioni e circa 450 percorsi formativi attivi. Nel 2023 hanno partecipato ai percorsi ITS 11.834 studenti, con 8.588 diplomati e un tasso di occupazione superiore all'80% a dodici mesi dal conseguimento del titolo. Gli ITS in ambito ICT sono 19 e rappresentano uno dei principali strumenti di policy per la riduzione del mismatch tra domanda e offerta di competenze digitali.

Formazione continua

Il terzo pilastro riguarda la formazione continua dei lavoratori, cruciale per l'upskilling e il reskilling in un contesto di rapida trasformazione tecnologica. I Fondi Paritetici Interprofessionali, istituiti dalla legge n. 388/2000, sono finanziati dal contributo obbligatorio dello 0,30% della retribuzione lorda di ciascun dipendente. Essi finanziano piani formativi aziendali, territoriali e settoriali, con una quota crescente dedicata alle competenze digitali, coinvolgendo nel 2023 circa 2 milioni di lavoratori dipendenti, con un trasferimento a tali fondi di oltre 850 milioni di euro nel 2024 (INAPP, 2025). Il Fondo Nuove Competenze, introdotto con il decreto-legge n. 34/2020 e successivamente rifinanziato sino ad oggi per oltre 2 miliardi di euro, rimborsa alle imprese il costo delle ore di lavoro destinate alla formazione, inclusi i contributi previdenziali, subordinando l'accesso alla presenza di accordi collettivi di rimodulazione dell'orario.

Governance e iniziative di sistema

La Strategia nazionale per le competenze digitali (Dipartimento per la Trasformazione Digitale, 2020), la Strategia italiana per l'Intelligenza Artificiale (2024-2026) e l'iniziativa Repubblica Digitale rappresentano il quadro di riferimento delle politiche nazionali. Ad oggi, 297 organizzazioni risultano coinvolte nella Coalizione Nazionale per le Competenze Digitali, contribuendo alla formazione digitale di milioni di studenti, cittadini e lavoratori. Completano l'ecosistema i Competence Center, i Digital Innovation Hub e i Punti Impresa Digitale, enti a governance mista pubblico-privata che supportano le imprese, in particolare le PMI, nei processi di trasformazione digitale attraverso formazione, consulenza e trasferimento tecnologico.

Nonostante tale pluralità di soggetti e strumenti, emergono criticità percepite dalle imprese in termini di efficacia e tempestività della formazione del capitale umano. Nonostante una quota rilevante di imprese dichiarino collaborazioni formative con il sistema universitario (Labartino et al., 2025), l'indagine dell'Osservatorio sulle Competenze Digitali evidenzia un persistente disallineamento tra competenze digitali trasmesse dai canali formativi tradizionali e fabbisogni aziendali, con una percezione relativamente migliore per gli ITS Academy tra le imprese (ANITEC-ASSINFORM ET AL., 2024). Questo gap favorisce la diffusione di iniziative aziendali che affiancano, e talvolta suppliscono, l'offerta esterna, come bootcamp e Academy. Il Rapporto Assoknowledge sottolinea in particolare la crescita delle Corporate Academy, usate sia per la formazione interna e l'allineamento continuo tra competenze e strategie, sia per percorsi di formazione pratica rivolti all'esterno (Confindustria, 2025); una parte significativa delle imprese ICT dichiara di averne attivata una (ANITEC-ASSINFORM ET AL., 2024).

L'eterogeneità del nascente ecosistema formativo per l'IA – che include attori pubblici e privati (circa metà delle aziende si rivolge a società di formazione professionale, secondo Assoknowledge 2025) – e la limitata letteratura scientifica sul tema rendono necessario un approfondimento. Tale novità, assieme alla sua crescente salienza – specie a fronte del raddoppio nell'ultimo anno dell'incidenza delle aziende che utilizzano l'IA (Capitolo 1) – ha motivato l'opportunità di condurre un'indagine qualitativa per produrre nuova evidenza empirica sulle competenze richieste dalle imprese italiane e sulle modalità formative adottate. Per esplorare questi aspetti, abbiamo realizzato nella seconda metà del mese di ottobre 2025 nove interviste in profondità di durata compresa tra 60 e 90 minuti ciascuna con 16 testimoni privilegiati dell'ecosistema della formazione, appartenenti a multinazionali dei servizi per il lavoro e della formazione aziendale, aziende hi-tech che sviluppano percorsi di upskilling legati all'IA sia per clienti esterni sia per il proprio personale, e attori istituzionali. Attraverso un protocollo comune (Allegato 6), abbiamo mappato fabbisogni formativi, modelli di erogazione e colli di bottiglia del sistema italiano, con particolare attenzione all'intersezione tra strategie d'impresa, tipi di formazione per l'IA erogati e strumenti pubblici per lo sviluppo delle competenze.

Il campione comprende un mix di attori che coprono l'intera filiera della formazione in ambito IA. Esso include quattro vendor tecnologici e aziende hi-tech (Cisco, HPE, IBM e Inaz), che operano come fornitori di soluzioni hardware e/o software, e che prevedono diverse iniziative formative, sia per il proprio personale che per i clienti (nonché per il pubblico) con moduli dedicati all'IA e alla data literacy. A questi si affiancano tre grandi player dei servizi per il lavoro e della formazione aziendale – Randstad Italia, Gi Group Holding e MYLIA (Adecco Group) – che progettano e implementano percorsi di upskilling e reskilling digitale

e IA per una platea ampia e diversificata di imprese clienti. Completa il quadro un attore accademico (Università di Napoli Federico II / Apple Developer Academy), direttamente impegnato nella co-progettazione di Academy università-impresa, e un rappresentante di un fondo interprofessionale per la formazione continua (Fondimpresa), che offre una prospettiva privilegiata sulla domanda di formazione delle imprese e sull'utilizzo dei finanziamenti disponibili.

Diversamente dal Capitolo 2, in questo capitolo l'indagine è volta non ad una ricostruzione delle caratteristiche di utilizzo dell'IA da parte delle aziende intervistate, ma ad una ricognizione delle esigenze formative del sistema delle imprese operanti in Italia da parte di esperti del settore, unita alla loro valutazione dei punti di forza e di debolezza del sistema della formazione italiano.

Oltre a descrivere le traiettorie emergenti della formazione nell'ambito dell'IA, questa indagine si propone di offrire alcune indicazioni di policy per l'adozione di un'IA utile e responsabile nel nostro Paese.

3.2 L'ecosistema della formazione IA in Italia

Le interviste restituiscono l'immagine di un ecosistema formativo incentrato sull'IA ancora giovane, frammentato e con una **domanda complessivamente limitata**, soprattutto se confrontata con la centralità del tema nel dibattito pubblico. Tale evidenza risuona con il dato del tasso di adozione dell'IA nel sistema produttivo italiano, che rimane complessivamente contenuto e ha registrato una crescita significativa solo nell'ultimo anno, in particolare se comparato con i paesi dell'Europa centro-settentrionale. Dal punto di vista di chi osserva i flussi di finanziamento, Fondimpresa parla esplicitamente di una domanda "molto bassa": tra l'inizio del 2024 e l'autunno 2025, nel conto formazione, il fondo ha registrato circa 520 richieste e 1.320 azioni formative legate all'IA, a fronte di circa 700.000 azioni di formazione complessive in un anno.

Molte imprese faticano a formulare un piano di adozione per le proprie funzioni produttive specifiche, e ancor più a programmare percorsi strutturati di formazione per il personale potenzialmente coinvolto. In particolare, secondo il Sistema Informativo Excelsior di Unioncamere e Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, quasi tre imprese su quattro dichiara di non essere a conoscenza delle modalità per introdurre efficacemente soluzioni IA in ambito aziendale (Unioncamere e MLPS, 2025). Le imprese, in particolare quelle di dimensioni più contenute, si affidano spesso ai provider di tecnologia (sia di prodotti hardware, sia di servizi ICT) per ottenere la formazione connessa, legata all'IA incorporata nei prodotti. Se ciò avviene senza avere in precedenza svolto un'**analisi dei fabbisogni**, legata ai processi produttivi e alle loro trasformazioni, vi è il rischio che le soluzioni tecnologiche adottate per una funzione aziendale, venendo

replicate per le altre, condizionino i processi aziendali e l'organizzazione interna all'azienda, così come, in un processo di lock-in, lo sviluppo di competenze legate all'IA.

Alcuni vendor di soluzioni tecnologiche hanno dei team dedicati alla **coprogettazione delle soluzioni di IA** con i loro clienti. Tipicamente, questo avviene per i clienti più grandi e in caso di fornitura di prodotti e servizi specifici, ma vi sono esperienze di collaborazione con associazioni delle piccole e medie imprese per capire le esigenze formative dell'aggregato di imprese.

Se queste dinamiche caratterizzano le imprese in una prima fase di adozione dell'IA, successivamente vengono coinvolti i gruppi professionisti della formazione per disegnare un'offerta formativa mirata, di tipo verticale, e per gli aspetti legali e di regulation.

Per i grandi vendor di tecnologia, la formazione offerta ai clienti è talvolta prima testata all'interno, per i propri lavoratori, e opportunamente riscalata. Soprattutto, la formazione interna è estesa alla filiera dei partner commerciali di vendita che appartengono all'ecosistema dell'azienda, al fine di allineare le competenze necessarie lungo la rete di vendita.

Al di là di questo caso, non si osservano in modo sistematico **dinamiche di filiera** che estendano la formazione tra imprese, verso distretti produttivi più ampi, salvo alcune eccezioni settoriali: il metalmeccanico e l'automotive. In altre parole, la capacità delle grandi imprese di attivare percorsi formativi strutturati non si traduce automaticamente in un rafforzamento delle competenze lungo l'intera catena del valore. Occorre, tuttavia, precisare che il crescente fenomeno delle academy "di filiera" potrebbe rappresentare una leva efficace di spillover della formazione professionale in IA, in quanto caratterizzate da specializzazione crescente in ambito ICT e basate sull'integrazione tra imprese e attori formativi/istituzionali a livello territoriale o di distretto produttivo (Barricelli, 2025), meritando dunque un'attenzione crescente.

Il divario tra grandi imprese e PMI emerge anche con riguardo all'utilizzo delle **opportunità di finanziamento della formazione**. Soprattutto per le piccole e medie imprese, il budget complessivo per tecnologia e formazione è una percentuale ridotta e tendenzialmente stabile del fatturato (nell'ordine del 2%): l'IA deve competere con le altre priorità. Risorse esterne all'impresa di finanziamento degli interventi formativi provengono allora prevalentemente dai Fondi interprofessionali – con un ruolo centrale per Fondimpresa, date le caratteristiche del nostro campione – e dal Fondo Nuove Competenze.

Con riferimento a Fondimpresa, il divario dimensionale è nei fatti: tutta la formazione sull'IA è, ad oggi, finanziata attraverso il Conto Formazione, mentre sul Conto Sistema gli Avvisi specifici sulla formazione IA partiranno solo dal 2026. Più in generale, le imprese e i provider di formazione descrivono un sistema di

incentivi importante ma caratterizzato da tempi lunghi, procedure complesse e, per alcune multinazionali, finestre di finanziamento sfalsate rispetto al proprio ciclo di programmazione della formazione. In generale, tutti gli intervistati dichiarano di utilizzare i Fondi interprofessionali per una parte residuale della formazione, e in particolare per quella su IA, sia per sé sia – per i provider di formazione – per quanto riguarda i propri clienti.

I Fondi interprofessionali e il Fondo Nuove Competenze sono considerati strumenti **maggiormente efficaci per le grandi imprese**, più strutturate, con cicli di formazione programmata e l'abitudine – nonché le capacità – di monitorare gli strumenti di finanziamento. Alcuni provider di soluzioni formative hanno un team che fa scouting di tutti gli strumenti possibili per conto del cliente, disegnando poi un mix di strumenti di finanziamento possibili e lasciando il resto a carico dell'azienda cliente. La restituzione da parte degli intervistati è che soprattutto le imprese più grandi, e loro stessi, tendono a programmare la formazione sull'IA indipendentemente dai finanziamenti. Questo però riguarda imprese maggiormente motivate, mentre la difficoltà di accedere ai finanziamenti può rendere difficile la formazione per le imprese più piccole, al di là di quella fornita dai provider di prodotti e servizi nei quali l'IA è incorporata, e riguardante tali features. Tuttavia, va sottolineato come il Fondo Nuove Competenze abbia avuto il merito di segnalare l'importanza della formazione in ambito generale anche nelle aziende meno propense a programmare tale formazione.

Come detto, gli intervistati mettono in luce alcuni nodi del rapporto tra imprese e canali di finanziamento di fonte pubblica o comunque soggetti alle regole del pubblico. In primo luogo, la complessità dell'iter di accesso e i tempi tecnici tra l'effettuazione della spesa e il rimborso di questa. Questo si ricollega alla necessità di consistenti capacità programmatiche e di rendicontazione da parte dei beneficiari. Al tempo stesso, gli intervistati evidenziano la rigidità dei curricula a fronte di contenuti quali quelli dell'IA che cambiano rapidamente. Assieme a questo, la difficoltà di proporre, utilizzare e rendicontare interventi formativi non standardizzati, quali percorsi tecnologici aziendali, laddove occorrerebbe andare verso il riconoscimento di microcredenziali, in particolare per l'IA giacché, come vedremo, la formazione connessa tende ad essere di breve durata.

Ciò collide con la progettazione di interventi formativi che sono tradizionalmente più pesanti ed estesi. Più in generale, si sente la mancanza di un sistema agile di descrizione di competenze tipiche del mercato del lavoro che non sono legate alla formazione strutturata, in modo simile a quanto fatto da altri paesi come Singapore, che aggiorna trimestralmente i profili di competenze e professioni. Il mercato del lavoro e la necessità della formazione sembrano evolvere più rapidamente del quadro regolativo relativo all'offerta di formazione e alla sua certificazione.

Infine, per alcune filiali italiane di multinazionali, così come più in generale per le imprese italiane che hanno abbonamenti a piattaforme di formazione internazionali, i tempi dei bandi dei Fondi interprofessionali e del Fondo Nuove Competenze non sono compatibili da un lato con il ciclo di programmazione della formazione interna, dall'altro con le scadenze per la rendicontazione in casi in cui l'anno di esercizio non coincide con l'anno civile.

In linea con le evidenze che riguardano l'adozione dell'IA viste nel Capitolo 1, **il divario Nord-Sud appare meno rilevante** di quanto ci si aspettasse. La diffusione della formazione da remoto ha contribuito a ridurre, almeno per i contenuti generalisti, il divario Nord-Sud. La crescita della **formazione online** ha aumentato significativamente la partecipazione dal Centro-Sud, in particolare in ambito digitale.

Rileva, inoltre, la presenza di **Academy aziendali** al Sud, a partire dalla Apple Developer Academy, che però è rivolta a una platea internazionale. Varie iniziative in collaborazione con università del Sud mostrano che il Mezzogiorno non è solo "utente" di contenuti prodotti altrove, ma può essere luogo di sperimentazione formativa avanzata. Una mappatura davvero esaustiva delle academy aziendali in Italia è difficile da reperire: Assoknowledge ne stima 232 nel 2024 (Confindustria, 2025), ma l'eterogeneità delle definizioni suggerisce che il perimetro effettivo possa essere più ampio. Tuttavia, l'importanza del Mezzogiorno nello sviluppo di questo ecosistema è confermata da alcuni casi di particolare rilievo nazionale, spesso legati a competenze digitali e high-tech: Accenture Technology Academy presso gli Advanced Technology Center di Napolidi Napoli, Cagliari, Bari e Cosenza con percorsi orientati a competenze tecnologiche avanzate; Aerotech Academy Puglia di Leonardo a Grottaglie, sviluppata con il Politecnico di Bari e l'Università del Salento per rafforzare competenze specialistiche nell'ambito dell'aerospazio; e la Lutech Insurtech Academy (Bari e Cosenza), iniziativa che combina formazione mirata e inserimento su profili digitali.

Le interviste confermano che lo sviluppo delle Academy aziendali è connesso ad una certa insoddisfazione per l'efficacia degli altri attori che erogano formazione avanzata, e in particolare delle università. Vi sono due tipi di richieste per academy: da un lato le aziende che operano nel settore tecnologico, che hanno esigenze tipicamente generaliste e non necessariamente legate al proprio core business, e che talvolta costituiscono queste strutture a favore dell'esterno, nell'ambito della corporate social responsibility; dall'altro aziende che hanno esigenze specifiche di formazione del proprio personale. In entrambi i casi, la collaborazione con gli Atenei può essere fruttuosa, a patto che le competenze più analitico-teoriche dell'università siano poste al servizio di un approccio pratico e laboratoriale, basato su challenge e su project work.

Questo aspetto è fondamentale anche per gli Atenei, che scontano una debolezza nella formazione pratica, e possono quindi giovare della collaborazione con le imprese, come dovrebbe avvenire per gli ITS Academy. Diversi interlocutori sottolineano infatti la **rigidità dei curricula delle università**, che dovrebbero essere maggiormente fluidi, accogliendo percorsi tecnologici aziendali e contributi formativi da parte delle imprese, anche per ridurre il **rischio di obsolescenza delle competenze**, in particolare nelle discipline **STEM**.

Questo, infatti, vale sia per le università, sia per gli ITS Academy, e inizia a riguardare quelle figure più tecniche e moderatamente competenti (es. programmatori) che, secondo l'evidenza più recente (Capitolo 1), sono esposte a rischio occupazionale. Proprio in risposta a queste rigidità, crescono le **collaborazioni tra atenei e aziende** per fornire moduli specialistici di formazione, oltreché nella creazione di Academy. Linee di intervento più specifiche al riguardo vengono consigliate nell'ultima sezione dedicata alle raccomandazioni di policy.

Maggiore complessità riguarda i **Competence Center (CC)** e i **Digital Innovation Hub (DIH)**, che compongono una rete vasta (8 CC e 279 DIH secondo l'Atlante I4.0 stilato da Unioncamere e dal MIMIT [2]) ma **frammentata e poco conosciuta** dalle aziende – soprattutto le più piccole –, limitandone il potenziale, allo stato attuale, nel costituire un punto di riferimento universale per l'orientamento e la formazione sull'IA. In questo vuoto di coordinamento si inserisce l'offerta dei provider privati. In particolare, alcuni provider di formazione si dotano di **Fondazioni e ITS Academy** per fare direttamente recruitment delle risorse di cui i propri clienti hanno bisogno.

Il giudizio degli intervistati circa l'eterogeneità dei canali di formazione (e in parte di finanziamento della formazione) non è univoco. Se per alcuni la situazione è improntata ad una cacofonia che disorienta l'azienda media e che dovrebbe incontrare una semplificazione di formazione e finanziamenti, altri pongono l'accento sul fatto che la pluralità di canali e attori tipica della situazione italiana può costituire in realtà un vantaggio per accomodare la variegata realtà del tessuto produttivo del Paese, arricchendo il quadro. Al contempo, tutti gli intervistati sottolineano come – sia per quanto riguarda la governance della formazione, sia per quanto riguarda i suoi contenuti – occorra un'alleanza tra i vari attori in gioco, e in particolare tra attori pubblici (che fanno le regole) e privati (che per primi sperimentano i cambiamenti e adottano le innovazioni). Un luogo di incontro può essere **l'Osservatorio sull'adozione di sistemi di intelligenza artificiale nel mondo del lavoro**, costituito presso il Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, per il quale è auspicata una rilevante presenza del mondo delle imprese.

Nel complesso, le interviste delineano un ecosistema in cui **la capacità formativa sull'IA** tende ad essere **polarizzata**: concentrata nelle grandi imprese e in pochi nodi (Academy, vendor globali, grandi HR provider), sostenuta da strumenti di

[2]

<https://www.atlantei40.it/>

finanziamento che tendono a premiare gli attori più strutturati, e accessibile alle PMI solo in modo mediato dalla formazione sull'IA incorporata nei prodotti e servizi adottati. Allo stesso tempo, si intravedono elementi di dinamicità – la diffusione della formazione da remoto, le Academy nel Mezzogiorno, le collaborazioni università-impresa – che costituiscono delle possibili leve di cambiamento verso un sistema più integrato, che deve necessariamente coinvolgere in modo continuativo e strutturato attori pubblici e privati della formazione e sistema delle imprese.

3.3 La formazione per l'IA: contenuti e metodologie

Dal confronto tra casi aziendali analizzati nel Capitolo 2 e interviste agli esperti del sistema della formazione sull'IA emerge una struttura abbastanza ricorrente dell'offerta:

- un primo livello di **pre-formazione/awareness** di base, rivolto a platee ampie di lavoratori e talvolta di cittadini, finalizzato a chiarire che cosa si intenda per IA, in quali ambiti se ne giustifichi l'impiego e quali siano i principali limiti e rischi associati;
- una **formazione verticale** per ruoli e funzioni, con percorsi modulari, pratici e settoriali (IT, marketing, HR, operations, ecc.), talvolta in presenza tramite workshop, bootcamp, project work;
- una **formazione generalista**, soprattutto sulla GenAI, di più recente introduzione, articolata in moduli brevi e ricorrenti (spesso in e-learning) su prompting, uso consapevole degli strumenti, sicurezza (inclusa cybersicurezza), etica e interpretazione critica degli output.

In generale, quasi tutti gli intervistati collocano il sistema italiano in una fase di **"alfabetizzazione"** rispetto all'IA, in cui le barriere principali non sono solo tecniche ma culturali. Da un lato, molti dipendenti non usano i tool messi loro a disposizione perché hanno timore di sbagliare o di apparire incompetenti. Dall'altro, vengono enfatizzate le **resistenze anche nei livelli manageriali**: spesso il management delle aziende italiane teme la perdita di controllo sui processi organizzativi associati al 'delaying' della conoscenza aziendale, nonché i rischi legati all'uso dei dati con l'IA generativa, rallentando le sperimentazioni più avanzate. Alcuni provider allora offrono corsi brevi (2-3 ore) rivolti alla formazione del mindset, prima ancora dell'alfabetizzazione, assieme anche al lavoro con team di psicologi.

D'altro canto, la maggior parte dei lavoratori utilizzerà l'IA come uno strumento di lavoro senza necessità né di configurare sistemi e processi, né di essere uno specialista in ingegneria informatica; pertanto, è sensato che la formazione si concentri in primo luogo sugli aspetti meno specialistici e verticali.

Per quanto riguarda lo sviluppo della formazione sull'IA, le aziende intervistate spesso testano la formazione prima all'interno, per il proprio personale, per poi estenderla ai propri business partner e clienti. Non di rado, sono i vertici aziendali ad essere coinvolti per primi, anche per condividere a livello di top management riflessioni circa i possibili utilizzi dell'IA e i suoi risvolti legali ed etici. Una possibile sequenza di estensione all'interno dell'azienda parte dal top management, per poi coinvolgere le funzioni aziendali maggiormente coinvolte quali marketing, HR, legal, e quindi la generalità dei lavoratori dell'azienda, e poi i clienti. In alcuni casi la strategia di formazione interna fa perno su figure "champion", formate più a fondo, che poi diffondono competenze internamente.

In generale, si nota una differenza tra la formazione interna, spesso più avanzata, che coinvolge sia corsi di consapevolezza, talvolta anche con testimonial, sia formazione trasversale (prompting) e relativa agli aspetti legali ed etici (e talvolta storici), e poi verticale quando opportuno, e quella rivolta all'esterno, che prevede corsi di alfabetizzazione e corsi trasversali, ma non sempre di formazione di competenze più verticali.

In alcuni casi la **formazione interna** delle aziende maggiormente coinvolte nella transizione tecnologica è molto strutturata e focalizzata, legata a obiettivi di sviluppo interni, più spesso è ciclica e standardizzata, salvo in occasione di rilevanti eventi aziendali o legata ad esigenze emergenti.

Alcune aziende prevedono un numero cospicuo di ore di formazione obbligatoria (sino a 40), con percorsi tarati sull'individuo, certificazioni e open badge. In ogni caso, i moduli sono sempre più di breve durata (poche ore ciascuno spesso organizzate in pillole di 15 minuti). Sebbene talora ci sia formazione in aula, sempre più spesso essa è svolta online, oppure in autoapprendimento, talvolta attraverso il gaming, anche in forma modulare, e la formazione in presenza prende la forma di bootcamp e workshop.

Le grandi multinazionali hanno piattaforme interne che propongono percorsi formativi personalizzati (un intervistato parla di "Netflixizzazione" della formazione). In alcuni casi vengono lanciate delle challenge interne, con team multidisciplinari e multinazionali, per portare il personale a utilizzare l'IA per il problem solving aziendale.

La **formazione verso l'esterno** prende tipicamente la forma di corsi online, di breve durata e compatibili con gli orari lavorativi, spesso di alfabetizzazione e trasversali sebbene ci siano casi di alta specializzazione per i clienti. Questo risuona con la ridotta maturità del mercato italiano, in cui alcuni player internazionali lamentano la bassa domanda delle imprese per formazione specifica, a causa dell'incertezza circa gli effetti organizzativi.

Al tempo stesso vi è consapevolezza che l'IA potrà costituire una grande opportunità, e per questo vengono chiesti corsi di literacy di base.

Assieme alla formazione verso i clienti, alcuni grandi player offrono formazione nell'ambito dei programmi di corporate social responsibility, attraverso portali di formazione liberamente fruibili.

IN A NUTSHELL

L'indagine qualitativa conferma che la formazione rappresenta una condizione abilitante decisiva per un'adozione efficace dell'IA, ma mostra un ecosistema ancora giovane, polarizzato e frammentato. La domanda di formazione specifica su IA rimane complessivamente contenuta e spesso poco focalizzata. La capacità formativa si concentra nelle grandi e grandissime imprese e in pochi nodi (Academy, vendor globali, grandi provider HR), mentre la maggior parte delle PMI si affida a percorsi "by product" offerti dai fornitori di tecnologie, con una quota minoritaria di imprese più dinamiche che riescono a costruire, con il supporto di provider esterni, percorsi verticali più avanzati.

Il quadro istituzionale è articolato e composito, popolato da attori diversi per missione e scala d'intervento, ma ancora privo di una regia complessiva che ne valorizzi le complementarità. Da un lato, università e ITS Academy svolgono un ruolo centrale nella formazione avanzata, ma sono talvolta percepiti come rigidi nei curricula, in particolare gli atenei e nelle discipline STEM, con tempi di aggiornamento non allineati alla rapidità dell'evoluzione dell'IA. Proprio in risposta a questo limite, gli intervistati segnalano una crescita delle collaborazioni università-impresa e delle Academy congiunte, che sperimentano modelli più pratici e laboratoriali (challenge, project work) e fungono da cerniera tra sapere accademico e bisogni delle imprese. Accanto a questi attori, i Competence Center, i Digital Innovation Hub e i PID costituiscono un'infrastruttura potenzialmente rilevante per formazione e trasferimento tecnologico, ma sono spesso descritti come frammentati, poco visibili e difficili da "navigare", soprattutto per le PMI.

Parallelamente, gli strumenti di finanziamento pubblico della formazione continua – in particolare i Fondi interprofessionali e il Fondo Nuove Competenze – svolgono un ruolo importante ma selettivo: l'accesso è più agevole per le imprese grandi e strutturate, che hanno capacità di programmazione e rendicontazione, mentre per le PMI l'utilizzo rimane sporadico.

Inoltre, gli intervistati sottolineano la rigidità dei curricula a fronte di contenuti relativi all'IA in continuo mutamento. In questo spazio, l'offerta dei provider privati e dei grandi vendor tende a supplire alle carenze di coordinamento del sistema, spesso co-progettando percorsi e contenuti formativi assieme ai propri clienti.

Dal punto di vista dei contenuti e delle metodologie, l'offerta si articola in modo ricorrente su tre livelli: una pre-formazione/awareness di base,

volta a chiarire che cosa si intenda per IA, in quali ambiti se ne giustifichi l'impiego e con quali limiti; una formazione generalista, soprattutto sulla GenAI, organizzata in moduli brevi e ricorrenti (spesso in e-learning) su prompting, uso consapevole degli strumenti, sicurezza, etica e interpretazione critica degli output; e una formazione verticale per ruoli e funzioni, con percorsi modulari e hands-on (IT, marketing, HR, operations, ecc.), spesso concentrati in workshop, bootcamp e project work.

Su questo sfondo, gli intervistati sottolineano il peso delle resistenze culturali – in particolare nel management – e la necessità di integrare dimensione tecnica, soft skills e competenze di etica e governance dell'IA. In questa fase preliminare di strutturazione della formazione sull'IA, formatori e vendors intervistati segnalano che i percorsi vengono innanzitutto sperimentati all'interno, sul proprio personale, per poi essere progressivamente estesi ai business partner e ai clienti.

3.4 Proposte di policy

Alla luce di quanto visto nei capitoli precedenti, e delle interviste a testimoni privilegiati del mondo della tecnologia, della formazione e delle risorse umane, è possibile avanzare alcune proposte di policy per indirizzare la formazione sull'IA in Italia. Le proposte si articolano in due gruppi: da un lato, indicazioni più strutturate rivolte in modo specifico alle varie istituzioni pubbliche e private coinvolte nella regolazione del lavoro, della formazione professionale, del trasferimento tecnologico e dei processi produttivi; dall'altro, indicazioni più generali, rivolte all'intero ecosistema e a ciascun suo componente, e relative alla costruzione di un terreno più fertile per l'adozione consapevole dell'IA e ad aspetti trasversali e di governance sulla formazione per l'IA.

Proposte rivolte alle istituzioni

Le proposte che seguono sono volte, attraverso interventi su formazione, schemi di finanziamento, trasferimento tecnologico e governance condivisa, a rafforzare la diffusione, lo sviluppo e l'adozione dell'intelligenza artificiale nel sistema formativo e produttivo italiano. La loro finalità è duplice: da un lato, colmare i divari esistenti in termini di competenze, accesso alla formazione e capacità di innovazione; dall'altro, costruire un ecosistema più integrato, flessibile e collaborativo tra istituzioni, università, imprese e attori della formazione.

1. Razionalizzare l'ecosistema della formazione IA per settori (industrie e servizi), superando un approccio di adozione legata al prodotto, facendo perno su università con curricula più flessibili, integrati con percorsi laboratoriali in

co-gestione con Academy, attori imprenditoriali, provider della formazione che diano luogo a microcredenziali e open badge. L'intervento mira a rispondere alle preoccupazioni raccolte nelle interviste circa l'obsolescenza dei curricula STEM – significativamente esposti al rischio di spiazzamento secondo la letteratura empirica più recente –, facendo leva sulle esperienze formative già maturate dagli attori privati. In questa prospettiva, la sinergia università-impresa può essere efficace non tanto come somma di iniziative episodiche, ma quando integra co-progettazione di moduli e profili in uscita, aggiornamento rapido dei contenuti e apprendimento “in contesto” (work-integrated learning). La letteratura e alcune esperienze internazionali indicano come elementi vincenti: (1) governance congiunta e advisory board industriali; (2) moduli brevi/stackable (micro-credential) riconoscibili e aggiornabili; (3) docenza mista e progetti capstone su problemi reali; (4) canali strutturati di ingresso (es. degree apprenticeships nel Regno Unito, dual studies in Germania) che rendono sistematica la contaminazione tra aula e impresa (Bari, 2025; Díaz et al., 2025; OECD, 2021).

Destinatari della proposta: Atenei (anche attraverso la CRUI, Conferenza dei Rettori delle Università Italiane), Ministero dell'Università e della Ricerca, Confindustria e Associazioni imprenditoriali.

2. Sperimentare e valutare l'efficacia di schemi quali un “conto personale di formazione per l'IA” (individual learning account), in linea con la Raccomandazione del Consiglio dell'UE (2022).

A sostegno dell'uso per competenze digitali/IA, il caso francese del Compte Personnel de Formation (CPF) mostra che uno strumento “portabile” e universale può indirizzare la domanda verso competenze di base (anche STEM/digitali), mentre per competenze più avanzate è cruciale affiancare guidance e meccanismi di orientamento/qualità (Güner and Sekut, 2023). Il CPF è inoltre considerato un riferimento internazionale perché accumula diritti nel tempo e li rende spendibili lungo la vita lavorativa (OECD, 2025).

Nel contesto italiano, un conto IA può: (1) accelerare l'alfabetizzazione digitale di base (condizione abilitante per l'adozione dell'IA) e, con adeguata guidance, sostenere skill più avanzate; (2) superare colli di bottiglia organizzativi/manageriali spostando parte dell'iniziativa formativa sul lato lavoratore (pur con cofinanziamenti e regole); (3) accompagnare transizioni occupazionali grazie alla portabilità dei diritti; (4) ridurre il divario tra piccole e grandi imprese, offrendo una leva universale di accesso alla formazione anche dove l'offerta interna è più scarsa. L'intervento appare particolarmente coerente con il livello di “alfabetizzazione” sull'IA attualmente emergente in Italia, contribuendo a ridurre i rischi di bottleneck organizzativi legati a un management ancora cauto rispetto alle opportunità dell'IA.

In linea con la diagnosi del Capitolo 2, mira inoltre a mitigare i rischi di decoupling produttivo associati a differenze nella dimensione d'impresa e nel grado di proiezione sui mercati internazionali.

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, Sviluppo Lavoro Italia.

3. Flessibilizzare l'utilizzo dei fondi per la formazione (inclusi i fondi interprofessionali) introducendo schemi semplificati (simplified cost options), in particolare lump-sum e/o unit costs per percorsi standardizzati sull'IA (es. alfabetizzazione IA, prompt literacy, sicurezza e data governance, moduli "copilots in office").

L'intervento risponde in modo diretto alle criticità emerse sull'eccesso di adempimenti, le lungaggini procedurali e le difficoltà di rendicontazione che caratterizzano l'operatività degli attuali fondi. La Commissione UE indica che questi strumenti riducono in modo sostanziale l'onere amministrativo perché non richiedono la tracciabilità di ogni singola spesa su giustificativi, spostando l'attenzione su output e risultati. L'approccio è già ampiamente adottato in programmi europei: Erasmus+ finanzia la maggior parte dei contributi tramite lump sums o unit costs come forma standard di semplificazione [3].

In Horizon Europe, una valutazione della Commissione (2024) conclude che i lump sum sono popolari tra gli utenti e percepiti come riduzione del carico amministrativo, mantenendo il focus sui contenuti dei progetti. Per i fondi formazione italiani, ciò suggerisce un modello operativo: cataloghi di percorsi IA "a pacchetto" con importi standard, controlli ex ante "leggeri", e valutazioni ex post (audit su deliverable, competenze acquisite, tassi di completamento, applicazione in azienda).

Questo può facilitare l'accesso anche a PMI e soggetti piccoli, che spesso hanno minore capacità amministrativa, coerentemente con la logica UE di semplificazione e inclusione.

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, Regioni, Fondi interprofessionali.

4. Con riguardo al trasferimento tecnologico si suggerisce un intervento a doppio binario. Primo, **rafforzare la rete esistente di gatekeeper della digitalizzazione – DIH, Competence Center –allo scopo di ridurre il gap tra PMI e grandi imprese**, promuovendo una maggiore integrazione con i provider privati.

Secondo, si raccomanda la **costruzione di una struttura più integrata per guidare l'innovazione dell'intero sistema produttivo, operando alla frontiera tecnologica grazie alla cooperazione tra Atenei e imprese in ambito digitale e IA.**

Il Rapporto introduttivo dell'Osservatorio sull'adozione dell'IA nel mondo del lavoro (MLPS, 2026) evidenzia già alcune iniziative simili, di natura settoriale, sostenute in particolare tramite i fondi del PNRR (il Partenariato FAIR, l'Ecosistema dell'innovazione RAISE, la Fondazione AI4I, ecc.).

[3] <https://european-social-fund-plus.ec.europa.eu/en/simplified-cost-options>

Si propone, qui, un raccordo crescente secondo il modello del Fraunhofer Institut tedesco [4]: una rete di istituti di ricerca applicata orientata al trasferimento tecnologico, sostenuta da finanziamento di base pubblico (che abilita capacità e ricerca “pre-competitiva”) e da ricerca conto terzi/competitiva con imprese e progetti pubblici, così da garantire continuità, scalabilità e collegamento strutturale con il tessuto produttivo. Questo duplice intervento mira, da un lato, a consolidare la fiducia nella rete esistente – in particolare tra le PMI – e, dall’altro, a garantire un supporto di trasferimento tecnologico ad alto valore aggiunto per gli attori più avanzati.

Destinatari della proposta: Ministero delle Imprese e del Made in Italy, Atenei (anche attraverso la CRUI), Ministero dell’Università e della Ricerca, Confindustria e Associazioni imprenditoriali, Regioni.

5. Promuovere un’alleanza tra tutti gli attori, pubblici e privati, incardinata sull’Osservatorio sull’adozione di sistemi di intelligenza artificiale nel mondo del lavoro costituito presso il Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, per una condivisione costante di informazioni, buone pratiche, criticità e innovazioni e la realizzazione degli obiettivi di cui alle proposte precedenti – come indicato nella raccolta strutturata di contributi che ne precede l’avvio dei lavori (MLPS, 2026). Inoltre, l’Osservatorio dovrebbe promuovere una ricerca collaborativa e policy-oriented sull’IA, come dettagliata nei punti seguenti.

Destinatari della proposta: Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali e Istituto Nazionale per l’Analisi delle Politiche Pubbliche (INAPP) con funzione di raccordo di tutto l’ecosistema.

Proposte generali

Ricerca collaborativa e policy-oriented sull’IA

L’Osservatorio sull’adozione di sistemi di intelligenza artificiale nel mondo del lavoro dovrebbe costituire l’infrastruttura di ricerca per rafforzare le basi informative e regolative della transizione: misurazioni comparabili degli impatti dell’IA su produttività e qualità del lavoro, e tassonomie di competenze/professioni aggiornate per allineare rapidamente offerta formativa e domanda.

A ciò si affianca l’esigenza di considerare l’IA nei processi di formazione dei contratti di lavoro e di adottare un focus di genere sistematico, sia per prevenire bias sia per ridurre rischi di segmentazione nelle opportunità occupazionali e formative.

6. Favorire la convergenza verso metodi condivisi di misurazione degli impatti dell’IA su produttività, qualità del lavoro e competenze, così da rendere confrontabili evidenze oggi frammentate tra settori e territori. In pratica: (i) definire indicatori standard (output/ora, tempi di ciclo, errori, qualità percepita, intensità di task automatizzati/aumentati, cambiamenti nelle skill richieste); (ii) adottare

[4]

<https://www.fraunhofer.de/en.html>

protocolli comuni per distinguere automation vs augmentation e per misurare effetti su work intensity, autonomia, controllo, stress e sicurezza; (iii) integrare fonti micro (dati aziendali, survey ai lavoratori, tracciamento di progetti IA) con fonti macro (indagini Istat/INAPP, vacancy data) usando tassonomie condivise delle competenze; (iv) promuovere valutazioni ex post e, dove possibile, disegni quasi-sperimentali (piloti, rollout graduali) per isolare effetti causali. Questo consentirebbe di guidare meglio policy formative e incentivi all'adozione, identificando contesti in cui l'IA migliora la produttività senza deteriorare la qualità del lavoro. Inoltre, l'intervento mira a fornire una guidance evidence-based per l'adozione dell'IA in azienda, particolarmente rilevante per le PMI che oggi tendono a dipendere maggiormente dai vendor, e a ridurre le incertezze sul ROI che caratterizzano decisioni di investimento in un contesto ancora emergente.

7. Promuovere l'aggiornamento continuo di tassonomie descrittive di competenze e professioni, integrandole stabilmente nel sistema di formazione professionale per rendere l'offerta più reattiva alla job fluidity. In Italia una base già disponibile è l'Atlante del Lavoro e delle Qualificazioni (INAPP), che collega attività, competenze e qualificazioni e può fungere da infrastruttura per l'aggiornamento dei profili emergenti legati all'IA. Su questa base, occorre collegare le tassonomie a: (i) standard minimi dei curricula e repertori delle qualificazioni; (ii) cataloghi regionali e interprofessionali dei corsi finanziabili; (iii) sistemi di certificazione/micro-credenziali e riconoscimento dei risultati di apprendimento; (iv) monitoraggio di placement e fabbisogni (anche tramite vacancy data e fonti amministrative). L'obiettivo è ridurre il ritardo tra l'emersione di nuove competenze (es. prompt literacy, data governance, machine learning operations – MLOps) e la loro traduzione in moduli formativi aggiornabili e "stackable", ampliando l'accesso soprattutto per lavoratori e PMI e orientando la selezione dei curricula da sostenere prioritariamente tramite intervento pubblico.

8. Considerare l'impatto dell'IA sui contratti di lavoro.

L'Osservatorio Politiche e Relazioni industriali per l'Intelligenza Artificiale partecipativa, istituito presso il CNEL, mostra come l'IA sia già entrata nella contrattazione collettiva, impegnando le parti nell'istituzione di sedi stabili per il monitoraggio degli impatti delle nuove tecnologie sulle competenze, le mansioni, e la sicurezza dei lavoratori (MLPS, 2026).

Occorre, dunque, valorizzare questo patrimonio informativo emergente, diffondendo conoscenze e pratiche all'intero mercato del lavoro e tra i decisori pubblici, riducendo le asimmetrie informative e stimolando una transizione sostenibile.

9. Adottare un focus sistematico sulla dimensione di genere, nell'ottica di prevenire i bias attraverso l'inclusione della prospettiva di genere.

Costruzione di awareness e superamento dei vincoli culturali

Queste proposte mirano a rafforzare la domanda informata di IA e le competenze diffuse necessarie a un'adozione efficace, riducendo resistenze culturali e rischi d'uso improprio. Le raccomandazioni rispondono, innanzitutto, al bisogno di alfabetizzazione del sistema emerso dalle interviste, promuovendo interventi volti a consolidare una cultura diffusa dell'IA nel mondo dell'istruzione, dell'impresa e nella cittadinanza più in generale.

L'obiettivo è accompagnare lavoratori, docenti e management nell'integrazione dell'IA nei processi quotidiani, valorizzandone i benefici di produttività e garantendo al contempo un utilizzo consapevole, etico e responsabile.

10. **Mostrare l'utilità dell'IA** per coadiuvare il lavoro quotidiano.
11. **Sviluppare programmi pubblici di apprendimento permanente** (scuola, università, formazione professionale) che integrino le principali piattaforme gratuite di formazione.
12. **Insegnare sin dall'istruzione scolastica a familiarizzare con l'IA**, imparando a gestirla e guidarla senza subirla, con un'enfasi sugli aspetti etici e di responsabile AI.
13. **Sensibilizzare i docenti** di ogni ordine all'uso utile, consapevole e responsabile dell'IA.
14. **Sviluppare percorsi mirati di IA** per il management che teme il cambiamento, mostrando il valore della trasformazione organizzativa.
15. **Sensibilizzare le aziende** mostrando i ritorni di produttività dell'investimento in IA

Attori, contenuti e metodi della formazione

Queste misure puntano a rendere la formazione sull'IA più efficace lungo l'intero ciclo di adozione in azienda: dalla diffusione di competenze di base (IA generativa e prompting) alla costruzione di capacità specialistiche, modulari e applicate, tarate su ruoli e funzioni – in linea con le due dimensioni emerse dalle interviste. L'obiettivo è affiancare alle competenze tecniche un solido impianto trasversale (pensiero critico, interdisciplinarietà e governance), investendo anche sulla preparazione dei formatori e sull'integrazione sistematica dei principi di responsabile AI ed etica nell'offerta formativa.

16. **Promuovere la formazione generalista sull'IA in azienda**, rafforzando nel catalogo dell'offerta formativa percorsi su IA generativa e prompting.
17. **Introdurre una maggiore personalizzazione per ruolo e funzione aziendale** al crescere della maturità digitale.
18. **Promuovere una formazione specialistica modulare e hands-on**, con un ruolo centrale delle università come hub di co-progettazione assieme alle imprese e agli altri attori formativi.

19. Sensibilizzare le imprese sul loro ruolo nell'affinamento e nell'aggiornamento delle competenze in azienda.

20. Ibridare la formazione tecnologica con competenze trasversali e interdisciplinari dalle scienze umane e sociali.

21. Stimolare il pensiero critico relativo all'IA e la capacità di interpretazione critica dei risultati dell'IA e della sua governance.

22. Curare la formazione continua dei formatori sull'IA, ai vari livelli di istruzione e formazione (dalla scuola, all'università, ai percorsi formativi).

23. Adottare un approccio di responsible AI e fare mainstreaming degli aspetti etici, distinti da quelli legali e regolativi (trattamento dei dati o compliance con il GDPR).



Bibliografia

- Acemoglu, D. (2024). The Simple Macroeconomics of AI.
<https://doi.org/10.3386/w32487>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188–2244.
- Acemoglu, D., Anderson, G., Beede, D., Buffington, C., Childress, E., Dinlersoz, E., Foster, L., Goldschlag, N., Haltiwanger, J., Kroff, Z., Restrepo, P., & Zolas, N. (2019). Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey. In S. Basu, L. Eldridge, J. Haltiwanger, & E. Strassner (Eds.), *Technology, Productivity, and Economic Growth*. University of Chicago Press.
- Agrawal, A., Gans, J., Goldfarb, A. (2022). *Power and Prediction: The Disruptive Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.
- AICA, Anitec-Assinform, & Assintel (2023). *ICT: Talenti Cercasi. Osservatorio sulle Competenze Digitali 2023*.
- AICA, Anitec-Assinform, & Assintel, Assinter Italia (2024). *Competenze Digitali: Un'opportunità per lo sviluppo del Paese. Osservatorio sulle Competenze Digitali 2024*.
- AICA, Anitec-Assinform, & Assintel, Assinter Italia (2025). *L'Italia delle nuove competenze: innovazione, lavoro e futuro. Osservatorio sulle Competenze Digitali 2025*.
- Alderucci, D. et al. (2020), Quantifying the Impact of AI on Productivity and Labor Demand: Evidence from U.S. Census Microdata,
<https://www.aeaweb.org/conference/2020/preliminary/paper/Tz2HdRna>.
- Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S., & Taska, B. (2021). The demand for AI skills in the labor market. *Labour Economics*, 71, 102002.
<https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102002>
- Anitec-Assinform, NetConsulting (2025). *Il Digitale in Italia: Mercati, Dinamiche, Policy*.
- Antonelli, C., & Tubiana, M. (2020). Income inequality in the knowledge economy. *Structural Change and Economic Dynamics*, 55, 153–164.
<https://doi.org/10.1016/j.strueco.2020.07.003>

- Antonelli, C., & Tubiana, M. (2023). The rate and direction of technological change and wealth and income inequalities in advanced countries. *Technological Forecasting and Social Change*, 191, 122508. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122508>
- Arroyabe, M. F., Arranz, C. F. A., Fernandez De Arroyabe, I., & Fernandez de Arroyabe, J. C. (2024). Analyzing AI adoption in European SMEs: A study of digital capabilities, innovation, and external environment. *Technology in Society*, 79, 102733
- Atalay, E., Phongthientham, P., Sotelo, S., & Tannenbaum, D. (2018). New technologies and the labor market. *Journal of Monetary Economics*, 97, 48–67. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2018.05.008>
- Autor, D. (2024). Applying AI to Rebuild Middle Class Jobs. <https://doi.org/10.3386/w32140>
- Azar, J., Giné, M., Sanz-Espín, J. (2025). AI Is Already Eroding Wages: Quasi-Experimental Evidence From Occupational Exposure.
- Bank of England (2024). Artificial intelligence in UK financial services – 2024. Published on 21 November 2024, <https://www.bankofengland.co.uk/report/2024/artificial-intelligence-in-uk-financial-services-2024>
- Banks, S., Ocampo, A. C., Marrone, M., Restubog, S. L. D., & Woo, S. E. (2024). A multilevel review of artificial intelligence in organizations: Implications for organizational behavior research and practice. *Journal of Organizational Behavior*, 45(2), 159–182.
- Bari, L. (2025). Connecting academia and industry: Change management in curriculum co-design. *Industry and Higher Education*, 39(4): 395-407.
- Barricelli, D. (2025). Le Academy di filiera come motore di sviluppo delle competenze nei sistemi territoriali di PMI. *FOR: Rivista per la formazione*, 2:36-39.
- Bassem S. Abu-Nasser (2017). Medical Expert Systems Survey. *International Journal of Engineering and Information Systems*, 2017, 1 (7), pp.218-224.
- Beramendi, P., Häusermann, S., Kitschelt, H., & Kriesi, H. (2015). The Politics of Advanced Capitalism. In *The Politics of Advanced Capitalism*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781316163245>

- Bernhardt, A., Suleiman, R., Kresge, L. (2021). Data and Algorithms at Work: The Case for Worker Technology Rights. California Digital Library.
- Braxton, J. C., & Taska, B. (2023). Technological Change and the Consequences of Job Loss. *American Economic Review*, 113(2), 279–316.
- Brunetti, I., Dughera, S., Ricci, A. (2025). Technological path-dependency in AI adoption: evidence from Italian firms. *Economics of Innovation and New Technology*, 1–22.
- Brynjolfsson E., Li, D., Raymond, L., R. (2023). Generative AI at work. National Bureau of Economic Research.
- **Brynjolfsson**, E., Chandar, B., Ruyu C. (2025). Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence. Stanford Digital Economy Lab.
- Busemeyer, M. R., Garritzmann, J. L. (2017). Public opinion on policy and budgetary trade-offs in European welfare states: evidence from a new comparative survey. *Journal of European Public Policy*, 24(6), 871–889.
- Buzzelli, G. (2025). Automation and segmentation: Downgrading employment quality among the former “insiders” of Western European labour markets. *International Journal of Social Welfare*, 34(2): e70011.
- Buzzelli, G., Sacchi, S. (2024). Verso uno schema europeo di sostegno al reddito? Le preferenze degli italiani per una politica sociale sovranazionale. *Rivista delle Politiche Sociali*, 1, pp. 35-65.
- Calvino, F. and L. Fontanelli (2023), “A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets’ complementarities and productivity”, OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2023/02, OECD Publishing, Paris,
- Carbonero, F., Davies, J., Ernst, E., Fossen, F. M., Samaan, D., & Sorgner, A. (2023). The impact of artificial intelligence on labor markets in developing countries: a new method with an illustration for Lao PDR and urban Viet Nam. *Journal of Evolutionary Economics*, 33(3), 707–736. <https://doi.org/10.1007/s00191-023-00809-7>
- Caselli, M., Fracasso, A., Scicchitano, S., Traverso, S., & Tundis, E. (2021). Stop worrying and love the robot: An activity-based approach to assess the impact of robotization on employment dynamics (802; GLO Discussion Paper).

- Castelo-Branco, I., Cruz-Jesus, F., & Oliveira, T. (2019). Assessing Industry 4.0 readiness in manufacturing: Evidence for the European Union. *Computers in Industry*, 107, 22–32. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.01.007>
- Celi, G., Ginzburg, A., Guarascio, D., & Simonazzi, A. (2018). *Crisis in the European monetary union. A core-periphery perspective*. Routledge.
- Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B., & Knight, S. (2022). Explicating AI literacy of employees at digital workplaces. *IEEE transactions on engineering management*, 71, 810-823.
- Chandar, B. (2025). Tracking Employment Changes in AI-Exposed Jobs. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5384519> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5384519>
- Chen, B., Zhang, Z., Langrené, N., & Zhu, S. (2024). Unleashing the potential of prompt engineering in Large Language Models: a comprehensive review.
- Chirico, F., Rizzo, A., De Carlo, A., Tordonato, G., Sacco, A., Giorgi G. (2024). Tecnostress e lavoro: modelli, impatto e strategie di prevenzione. *Giornale Italiano di Psicologia e Medicina del Lavoro*, 4(1), 41-56.
- Chowdhury, S., Dey, P., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodriguez-Espindola, O., Abadie, A., & Truong, L. (2023). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33 (1), 100899.
- Cirillo, V., & Guarascio, D. (2015). Jobs and Competitiveness in a Polarised Europe. *Intereconomics*, 50(3), 156–160. <https://doi.org/10.1007/s10272-015-0536-0>
- Cobb-Clark, D.A. (2015). Locus of control and the labor market. *IZA Journal of Labor Economics*, 4(3).
- Colombari, R., Berbegal Mirabent, J., Neirotti, P. (2024). The Impact of Digitalization on Production Management Practices: A Multiple Case Study. In: Bautista-Valhondo, J., Mateo-Doll, M., Lusa, A., Pastor-Moreno, R. (eds) *Proceedings of the 17th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management (ICIEIM) – XXVII Congreso de Ingeniería de Organización (CIO2023)*. CIO 2023. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, vol 206.

- Commission de l'Intelligence Artificielle (2024). IA: notre ambition pour la France.
- Confindustria (2025). Rapporto Assoknowledge 2025: Lo stato dell'Education delle imprese in Italia.
- Consiglio dell'Unione europea (2022). Raccomandazione del Consiglio del 16 giugno 2022 sui conti individuali di apprendimento (2022/C 243/03), Gazzetta ufficiale dell'Unione europea, C 243, 26.6.2022.
- Cortes, G. M. (2015). Where Have the Middle-Wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data. *Journal of Labor Economics*, 34(1), 63–105.
<http://www.journals.uchicago.edu/t-and-c>
- Czarnitzki, D., G. Fernández and C. Rammer (2023), "Artificial intelligence and firm-level productivity", *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 211, pp. 188-205.
- Dalla Zuanna, A., Dottori, D., Gentili, E., & Lattanzio, S. (2024). An assessment of occupational exposure to artificial intelligence in Italy (878; Occasional Papers).
- Damioli, G., V. Van Roy and D. Vertesy (2021), "The impact of artificial intelligence on labor productivity", *Eurasian Business Review*, Vol. 11, pp. 1-25.
- Damioli, G., Van Roy, V., Vertesy, D., & Vivarelli, M. (2024). Is Artificial Intelligence Generating a New Paradigm? Evidence from the Emerging Phase (17183; Discussion Paper Series).
- Dean, J. W., & Sharfman, M. P. (1993). Procedural rationality in the strategic decision-making process. *Journal of Management Studies*, 30(4), 587-610.
- Delfanti, A. (2019). Machinic dispossession and augmented despotism: Digital work in an Amazon warehouse. *New Media & Society*, 23(1), 39-55.
- Dell'Acqua, F., McFowland III. E., Mollick. E. R., Lifshitz-Assaf. H., Kellogg, K., Rajendran, S., Krayner, L., Candelon, F., Lakhani, K. R. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 24-013, The Wharton School Research Paper, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4573321> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4573321>

- Díaz, B., Delgado, C., Han, K., Lynch, C. (2025). A scaffolding model for designing and implementing work-integrated learning experiences based on the analysis of the university and company's arrangements. Higher Education.
- Dipartimento per la Trasformazione Digitale (2023). Strategia nazionale per le competenze digitali. Presidenza del Consiglio dei Ministri.
- Dipartimento per la Trasformazione Digitale (2024). Strategia Italiana per l'Intelligenza Artificiale 2024-2026.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models.
- Ernst & Young – Parthenon (2024). The Impact of genAI on the Labour Market.
- European Commission (2024). Assessment of Lump Sum Funding in Horizon 2020 and Horizon Europe: Analysis of implementation data and feedback from surveys. Bruxelles.
- European Commission (2025). Digitalisation in Europe – 2025 edition. In <https://ec.europa.eu/eurostat/web/interactive-publications/digitalisation-2024#about-this-publication>
- European Commission (2025). Education and Training Monitor 2025. Brussels.
- Eurostat (2024). Digital skills in 2023: impact of education and age. Luxembourg.
- Eurostat. (2023). ICT specialists – Statistics on hard-to-fill vacancies in enterprises. Eurostat Statistics Explained
- Featherstone, M. (1987). Lifestyle and Consumer Culture. *Theory, Culture & Society*, 4(1), 55-70.
- Federiakin D, Molerov D, Zlatkin-Troitschanskaia O and Maur A (2024) Prompt engineering as a new 21st century skill. *Frontiers Education*, 9:1366434.
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2018). A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108, 54–57. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181021>

- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2019). The Variable Impact of Artificial Intelligence on Labor: The Role of Complementary Skills and Technologies. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3368605>
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2023). Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4414065>
- Fernández-Macías, E. (2012). Job Polarization in Europe? Changes in the Employment Structure and Job Quality, 1995-2007. *Work and Occupations*, 39(2), 157–182. <https://doi.org/10.1177/0730888411427078>
- Ferrera, M., & Gualmini, E. (2000). Italy Rescue from Without? In *Welfare and Work in the Open Economy Volume II: Diverse Responses to Common Challenges in Twelve Countries* (pp. 351–398). Oxford University Press Oxford. <https://doi.org/10.1093/0199240922.003.0008>
- Ferri, V., Porcelli, R., & Fenoaltea, E. M. (2024). Lavoro e Intelligenza artificiale in Italia: tra opportunità e rischio di sostituzione (125; INAPP Working Paper).
- Fossen, F. M., & Sorgner, A. (2022). New digital technologies and heterogeneous wage and employment dynamics in the United States: Evidence from individual-level data. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121381. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121381>
- Genz, S., Terry, G., Janser, M., Lehmer, F., & Matthes, B. (2021). How Do Workers Adjust When Firms Adopt New Technologies? (14626; IZA Discussion Papers).
- Georgieff, A., & Hye, R. (2022). Artificial Intelligence and Employment: New Cross-Country Evidence. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.832736>
- GiGroup (2024). *Nuovi Modi di Lavorare: Ruoli e Competenze nell'era dell'IA Generativa*
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). Generative AI and jobs: a global analysis of potential effects on job quantity and quality (Vol. 96). ILO. <https://doi.org/10.54394/FHEM8239>
- Goldin, C., & Katz, L. F. (1998). The Origins of Technology-Skill Complementarity. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(3), 693–732.

- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. The MIT Press.
- Grennan, J., Michaely, R. (2020). Artificial Intelligence and High-Skilled Work: Evidence from Analysts. SSRN Electronic Journal.
- Guarascio, D., Reljic, J., & Stöllinger, R. (2024). Diverging Paths: AI Exposure and Employment across European Regions. Structural Change and Economic Dynamics. data. Technological Forecasting and Social Change, 175, 121381.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121381>
- Güner, D., Sekut, K. (2023). Promoting STEM skills: a brief assessment of French individual learning accounts. Bruegel Institute.
- Haddoud, M. Y., Kock, N., Onjewu, A.-K. E., Jafari-Sadeghi, V., & Jones, P. (2023). Technology, innovation and SMEs' export intensity: Evidence from Morocco. Technological Forecasting & Social Change, 191.
- Hall, P. A. (2022). The Shifting Relationship between Post-War Capitalism and Democracy (The Government and Opposition /Leonard Schapiro Lecture, 2021). Government and Opposition, 57(1), 1–30. **<https://doi.org/10.1017/gov.2021.35>**
- Hansen, E. B., & Bøgh, S. (2021). Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: A survey. Journal of Manufacturing Systems, 58(B), 362–372.
- Haslberger, M., J. Gingrich and J. Bhatia (2023), No great equalizer: experimental evidence on AI in the UK labor market, **https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4594466**
- Hassel, A., & Palier, B. (Eds.). (2020). Growth and Welfare in Advanced Capitalist Economies. Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/oso/9780198866176.001.0001>
- Hosseini Maasoum, S. M., Lichtinger, G. (2025). Generative AI as Seniority-Biased Technological Change: Evidence from U.S. Résumé and Job Posting Data. Available at SSRN: **<https://ssrn.com/abstract=5425555>** or
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5425555>
- Humlum, A., Vestergaard, E. (2025). Large Language Models, Small Labor Market Effects. University of Chicago, Becker Friedman Institute for Economics Working Paper No. 2025-56, Available at SSRN: **<https://ssrn.com/abstract=5219933>** or
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5219933>

- Hunt, W., Sarkar, S., & Warhurst, C. (2022). Measuring the impact of AI on jobs at the organization level: Lessons from a survey of UK business leaders. *Research Policy*, 51(2), 104425. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104425>
- ILO (2022). *The Algorithmic Management of work and its implications in different contexts*.
- INAPP (2025). *XXIV Rapporto sulla Formazione Continua Annualità 2023-2024*. Roma.
- INDIRE (2025). *Istituti Tecnologici Superiori - Monitoraggio nazionale 2025*. Firenze.
- Issa Alhusban, M., Alshuraf, H., Khatatbeth, I. N. (2024). Exploring professional perspectives on integrating generative artificial intelligence into corporate learning and development: an organizational change perspective. *Development and Learning in Organizations*.
- Iversen, T., & Soskice, D. (2019). *Democracy and Prosperity Reinventing Capitalism through a Turbulent Century*. Princeton University Press.
- Keynes, J. M. (2010). Economic Possibilities for Our Grandchildren. In *Essays in Persuasion* (pp. 321–332). Palgrave Macmillan.
- Klein Teeselink, B. (2025). Generative AI and Labor Market Outcomes: Evidence from the United Kingdom. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5516798> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5516798>
- Klein, M. M., Biehl, S. S., & Friedli, T. (2018). Barriers to smart services for manufacturing companies – an exploratory study in the capital goods industry. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 33(6), 846–856. <https://doi.org/10.1108/JBIM-10-2015-0204>
- Klenert, D., Fernández-Macías, E., & Antón, J. I. (2022). Do robots really destroy jobs? Evidence from Europe. *Economic and Industrial Democracy*, 44(1), 280–316. <https://doi.org/10.1177/0143831X211068891>
- König, P. D., Wurster, S., & Siewert, M. B. (2023). Sustainability challenges of artificial intelligence and Citizens' regulatory preferences. *Government Information Quarterly*, 40(4), 101863. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101863>

- Korzynski, P., Mazurek, G., Krzypkowska, P., & Kurasinski, A. (2023). Artificial intelligence prompt engineering as a new digital competence: Analysis of generative AI technologies such as ChatGPT. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, 11(3), 25–37. <https://doi.org/10.15678/EBER.2023.110302>
- Kumar, P. S. (2024). TECHNOSTRESS: A comprehensive literature review on dimensions, impacts, and management strategies. *Computers in Human Behavior Reports*, 16.
- Kurer, T., & Gallego, A. (2019). Distributional consequences of technological change: Worker-level evidence. *Research and Politics*, 6(1), 1–9. <https://doi.org/10.1177/2053168018822142>
- Küstermann, L. D. (2022). Are robots making you unhappy? An analysis of the origins of wellbeing outcomes of technological change and the role of the welfare state.
- Labartino, G., Mazzolari, F., Morleo, G. (2025). Indagine Confindustria sul lavoro del 2025. Nota dal CSC n. 4-25.
- Lane, M., & Saint-Martin, A. (2021). The impact of Artificial Intelligence on the labour market. <https://doi.org/10.1787/7c895724-en>
- Leitao, P., Geraldés, C. A. S., Fernandes, F. P., & Badikyan, H. (2020). Analysis of the Workforce Skills for the Factories of the Future. 2020 IEEE Conference on Industrial Cyberphysical Systems (ICPS), 353–358. <https://doi.org/10.1109/ICPS48405.2020.9274757>
- Loureiro, S.M.C., Billo, R.G. & Neto, D. (2023). Working with AI: can stress bring happiness? *Service Business* 17, 233–255.
- McKinsey (2025). The next innovation revolution—powered by AI. QuantumBlack, AI by McKinsey.
- Milanez, A. (2023). The Impact of AI on the Workplace: Evidence from OECD Case Studies of AI Implementation. <https://doi.org/10.1787/2247ce58-en>
- Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali (2026). Verso l'Osservatorio sull'adozione di sistemi di intelligenza artificiale nel mondo del lavoro Raccolta di contributi a supporto dell'avvio dei lavori dell'Osservatorio.

- Montobbio, F., Staccioli, J., Virgillito, M. E., & Vivarelli, M. (2024). The empirics of technology, employment and occupations: Lessons learned and challenges ahead. *Journal of Economic Surveys*, 38(5), 1622–1655.
<https://doi.org/10.1111/joes.12601>
- Murnane, R. J., Willett, J. B., & Levy, F. (1995). The Growing Importance of Cognitive Skills in Wage Determination. Source: *The Review of Economics and Statistics*, 77(2), 251–266.
- NetConsulting (2024). CIO Survey.
- Nguyen, M., L., Nydal, A., R. (2020). A study of artificial intelligence in relation to organizational change. Norwegian Business School.
- Nica, E. (2023). Exploring the Role of Artificial Intelligence in Shaping and Advancing Workforce Skills within Manufacturing Industries. *Psychological Issues in Human Resource Management*, 11(1), 22–51.
- Nicoli, F., Burgoon, B., Sacchi, S., Buzzelli, G. (2025) Labour market risks and preferences for EU unemployment insurance: the effect of automation, globalization, and migration concerns. *European Political Science Review*, 17(3):449-469.
doi:10.1017/S1755773924000316.
- Nordhaus, W. D. (2007). Two Centuries of Productivity Growth in Computing. *The Journal of Economic History*, 67(1), 128–159.
<https://doi.org/10.1017/S0022050707000058>
- Noy, S. and W. Zhang (2023), Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence. *Science* 381, 187-92(2023).
- OECD (2020). OECD Employment Outlook 2020. Worker Security and the COVID-19 Crisis, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/1686c758-en>
- OECD (2021), Micro-credential innovations in higher education: Who, What and Why?. OECD Education Policy Perspectives, No. 39, OECD Publishing, Paris.
- OECD (2023). OECD Employment Outlook 2023. Artificial Intelligence and the Labour Market. OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>
- OECD (2025). The Adoption of Artificial Intelligence in Firms: New Evidence for Policymaking, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/f9ef33c3-en>.

- OECD (2025). *Advancing Adult Skills through Individual Learning Accounts: A Step-by-Step Guide for Policymakers, Getting Skills Right*, OECD Publishing, Paris.
- OECD/UNESCO (2024). *G7 toolkit for artificial intelligence in the public sector: Report prepared for the 2024 Italian G7 presidency and the G7 digital and tech working group*.
- Oesch, D., & Rodriguez Menes, J. (2011). Upgrading or polarization? Occupational change in Britain, Germany, Spain and Switzerland, 1990-2008. *Socio-Economic Review*, 9(3), 503–531. <https://doi.org/10.1093/ser/mwq029>
- Office for National Statistics – ONS (2025), released 24 March 2025, ONS website, article, *Management Practices and the Adoption of Technology and Artificial Intelligence in UK Firms: 2023*
- Parolin, Z. (2020). Automation, Occupational Earnings Trends, and the Moderating Role of Organized Labor. *Social Forces*, 99(3), 921–945. <https://doi.org/10.1093/sf/soaa032>
- Pech, M., & Vaněček, D. (2022). Barriers of new technology introduction and disadvantages of industry 4.0 for industrial enterprises. *Serbian Journal of Management*, 17(1), 197–206. <https://doi.org/10.5937/sjm17-30453>
- Peillon, S., & Dubruc, N. (2019). Barriers to digital servitization in French manufacturing SMEs. *Procedia CIRP*, 83, 146–150.
- Pizzinelli, C., Panton, A., Tavares, M. M., Cazzaniga, M., & Li, L. (2023). Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implication. (23/216; IMF Working Paper).
- Polas, M. R. H., Afshar Jahanshahi, A., Kabir, A. I., Sohel-Uz-Zaman, A. S. M., Osman, A. R., & Karim, R. (2022). Artificial intelligence, blockchain technology, and risk-taking behavior in the 4.0IR metaverse era: Evidence from Bangladesh-based SMEs. *Journal of Open Innovation*, 8(3), N.PAG. 168.
- Polese F., Megaro, A. (2023). L'Impatto dell'IA Generativa sui Processi di Knowledge Management. Potenzialità e Rischi di ChatGPT. *FOR – Rivista per la Formazione*, 2, 22-27.
- Powell, W. W., & Snellman, K. (2004). The Knowledge Economy. *Annual Review of Sociology*, 30(1), 199–220. <https://doi.org/10.1146/annurev.soc.29.010202.100037>

- Rudko, I., Bashirpour Bonab, A., Bellini, F. (2021). Organizational Structure and Artificial Intelligence. Modeling the Intraorganizational Response to the AI Contingency. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16, 2341–2364.
- Sacchi, S., Guarascio, D., Vannutelli, S. (2019). Esposizione al rischio di disoccupazione tecnologica e politiche redistributive, *Stato e mercato*, 1, 125-156.
- Saniuk, S. (2019). The Concept Of Utilizing Smes Network E-Business Platforms For Customised Production In The Industry 4.0 Perspective (136; Organization and Management Series). <https://doi.org/10.29119/1641-3466.2019.136.40>
- Saniuk, S., & Grabowska, S. (2021). The Concept of Cyber-Physical Networks of Small and Medium Enterprises under Personalized Manufacturing. *Energies*, 14(17), 5273. <https://doi.org/10.3390/en14175273>
- Sapkota, R., Roumeliotis, K. I., & Karkee, M. (2025). Vibe coding vs. agentic coding: Fundamentals and practical implications of agentic AI. [Preprint]. arXiv
- Schultheiss, T., Pfister, C., Gnehm, A.-S., & Backes-Gellner, U. (2023). Education expansion and high-skill job opportunities for workers: Does a rising tide lift all boats? *Labour Economics*, 82, 102354. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2023.102354>
- Schumpeter, J. A. (1961). *The Theory of Economic Development*. Oxford University Press.
- Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.
- Sergeyuk, A., Golubev, Y., Bryksin, T., & Ahmed, I. (2025). Using AI-based coding assistants in practice: State of affairs, perceptions, and ways forward. *Information and Software Technology*, 178, 107610.
- Short, C. E., & Short, J. C. (2023). The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT, prompt engineering, and entrepreneurial rhetoric creation. *Journal of Business Venturing Insights*, 19, e00388. <https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2023.e00388>
- Smith, G. (2018). *The AI Delusion*. Oxford University Press.
- The European House - Ambrosetti. (2023). *AI 4 Italy - Impatti e prospettive dell'Intelligenza Artificiale Generativa per l'Italia ed il Made in Italy*.

- Rudko, I., Bashirpour Bonab, A., Bellini, F. (2021). Organizational Structure and Artificial Intelligence. Modeling the Intraorganizational Response to the AI Contingency. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16, 2341–2364.
- Sacchi, S., Guarascio, D., Vannutelli, S. (2019). Esposizione al rischio di disoccupazione tecnologica e politiche redistributive, *Stato e mercato*, 1, 125-156.
- Saniuk, S. (2019). The Concept Of Utilizing Smes Network E-Business Platforms For Customised Production In The Industry 4.0 Perspective (136; Organization and Management Series). <https://doi.org/10.29119/1641-3466.2019.136.40>
- Saniuk, S., & Grabowska, S. (2021). The Concept of Cyber-Physical Networks of Small and Medium Enterprises under Personalized Manufacturing. *Energies*, 14(17), 5273. <https://doi.org/10.3390/en14175273>
- Sapkota, R., Roumeliotis, K. I., & Karkee, M. (2025). Vibe coding vs. agentic coding: Fundamentals and practical implications of agentic AI. [Preprint]. arXiv
- Schultheiss, T., Pfister, C., Gnehm, A.-S., & Backes-Gellner, U. (2023). Education expansion and high-skill job opportunities for workers: Does a rising tide lift all boats? *Labour Economics*, 82, 102354. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2023.102354>
- Schumpeter, J. A. (1961). *The Theory of Economic Development*. Oxford University Press.
- Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum.
- Sergeyuk, A., Golubev, Y., Bryksin, T., & Ahmed, I. (2025). Using AI-based coding assistants in practice: State of affairs, perceptions, and ways forward. *Information and Software Technology*, 178, 107610.
- Short, C. E., & Short, J. C. (2023). The artificially intelligent entrepreneur: ChatGPT, prompt engineering, and entrepreneurial rhetoric creation. *Journal of Business Venturing Insights*, 19, e00388. <https://doi.org/10.1016/j.jbvi.2023.e00388>
- Smith, G. (2018). *The AI Delusion*. Oxford University Press.
- The European House - Ambrosetti. (2023). *AI 4 Italy - Impatti e prospettive dell'Intelligenza Artificiale Generativa per l'Italia ed il Made in Italy*.

- Tolan, S., Pesole, A., Martínez-Plumed, F., Fernández-Macías, E., Hernández-Orallo, J., & Gómez, E. (2021). Measuring the occupational impact of AI: tasks, cognitive abilities and AI benchmarks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 71, 191–236.
<https://github.com/nandomp/Allabout>
- Torn, I. A. R., & Vaneker, T. H. J. (2019). Mass Personalization with Industry 4.0 by SMEs: a concept for collaborative networks. *Procedia Manufacturing*, 28, 135–141.
<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.12.022>
- Truxillo, D. M., Bauer, T. N., Erdogan, B. (2021). *Psicologia del Lavoro e delle Organizzazioni*. UTET Università.
- Tucker, C. (2019). Privacy, Algorithms, and Artificial Intelligence. In Agrawal A., Gans, J., Goldfarb, A. (2019) *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 423 – 437.
- Unioncamere, Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali (2025). *Le competenze digitali: Analisi della domanda di competenze digitali nelle imprese, indagine 2025 (Sistema Informativo Excelsior 2025)*. Unioncamere, Roma.
- Waldman-Brown, A. (2020). Redeployment or robocalypse? Workers and automation in Ohio manufacturing SMEs. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 13(1), 99–115. <https://doi.org/10.1093/cjres/rsz027>
- Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1–37. <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>
- Weber, M. (2003). *The Protestant Ethic and the Spirit of Capitalism*. Dover Publications.
- Wilson, J. H., Daugherty, P. R., & Morini-Bianzino, N. (2017). *The Jobs That Artificial Intelligence Will Create*. MITSloan Management Review.
- Wood, A. J. (2021). *Algorithmic management consequences for work organization and working conditions*. European Commission, Joint Research Centre (JRC), Working Papers Series on Labour, Education and Technology, No. 2021/07
- Zhang, B., & Dafoe, A. (2019). *Artificial intelligence: American attitudes and trends (3312874; SSRN Working Paper)*.
- Zwetsloot, R., Heston, R., & Arnold, Z. (2019). *Strengthening the US AI workforce*. Center for Security and Emerging Technology, Georgetown University.

A group of business professionals in a meeting room. A man in a blue shirt stands at the front, holding a document and presenting to a group of people seated around a table. The room features whiteboards with diagrams and charts. The scene is overlaid with a semi-transparent blue filter.

Appendice

Allegato 1 – Survey preliminare

A1.1 Questionario

Quali tecnologie di Intelligenza Artificiale (AI) utilizzate attualmente nella vostra impresa? (Selezionare tutte le opzioni applicabili)

- Data analytics e business intelligence: utilizzo di strumenti per analisi descrittive o associative (es. dashboard, reporting avanzato).
- LLM (Large Language Models, generative AI): per creazione automatica di contenuti, chatbot o copywriting (es. ChatGPT).
- Predictive Machine Learning: utilizzo di modelli per prevedere eventi futuri (es. predizione di fermi macchina, anomalie operative).
- Prescriptive Machine Learning: ottimizzazione delle decisioni e processi grazie ad un maggior impiego di micro-dati (es. ottimizzazione dell'impiego della capacità produttiva con utilizzo di dati macchina sul loro reale utilizzo, gestione in tempo reale della supply chain con l'impiego di dati provenienti da fornitori).
- Altro (specificare)

Qual è il budget per investimenti in AI allocato per il 2025? (Selezionare una sola opzione)

- Meno dello 0,1% del fatturato
- Tra lo 0,1% e l'1% del fatturato
- Più dell'1% del fatturato
- Non è previsto un budget strutturato per investimenti in AI
- Non sono a conoscenza del budget

Ad oggi, dove utilizzate principalmente AI nella vostra impresa? (Selezionare massimo due opzioni)

- Sviluppo prodotto (es. progettazione e ingegnerizzazione di nuovi prodotti, R&D)
- Operations (es. produzione, supply chain, logistica interna ed esterna)
- Sales & Marketing (es. segmentazione clienti, campagne pubblicitarie personalizzate, assistenza ai clienti tramite chatbot)
- Funzioni amministrative e di staff (es. gestione risorse umane, controllo di gestione, finanza, acquisti)

Esprimete il vostro livello di accordo o disaccordo con le seguenti affermazioni sull'attuale impatto dell'AI nella vostra impresa. (Scala da 1 a 4: 1 = "Per nulla d'accordo", 2 = "Poco d'accordo", 3 = "Abbastanza d'accordo", 4 = "Completamente d'accordo")

- Abbiamo introdotto l'AI per singoli compiti isolati, senza una completa integrazione nei processi aziendali.
- L'AI è integrata in processi in logica end-to-end, e contribuisce a coordinare e ottimizzare attività sequenziali senza necessità di intervento umano costante.
- Non disponiamo di dati sufficientemente strutturati per sfruttare appieno le potenzialità dell'AI.
- I nostri processi aziendali non sono sufficientemente formalizzati per integrare soluzioni AI.
- Abbiamo sviluppato soluzioni di AI specifiche alle nostre attività con notevole investimento di giornate uomo da parte delle nostre funzioni interne e/o di vendor o consulenti esterni.

Esprimete quanto questi elementi contribuiscono ad ostacolare investimenti in AI o i relativi ritorni economici nella vostra impresa. (Scala da 1 a 4: 1 = "Per nulla d'accordo", 2 = "Poco d'accordo", 3 = "Abbastanza d'accordo", 4 = "Molto d'accordo")

- Ci scontriamo con una carenza di interna di competenze tecniche specifiche sull'AI.
- I costi di implementazione legati all'infrastruttura IT necessaria e alle licenze software sono troppo elevati rispetto alle risorse finanziarie disponibili.
- Vi sono in azienda resistenze organizzative e culturali verso l'utilizzo dell'AI.
- Vincoli regolatori e incertezze normative (es. AI act, regolamenti sulla privacy) rendono per noi più difficoltoso comprendere se, dove e come investire in AI.
- Riscontriamo difficoltà tecniche nell'integrare soluzioni di AI nei processi aziendali e nei sistemi informativi esistenti.

A1.2 Risultato survey

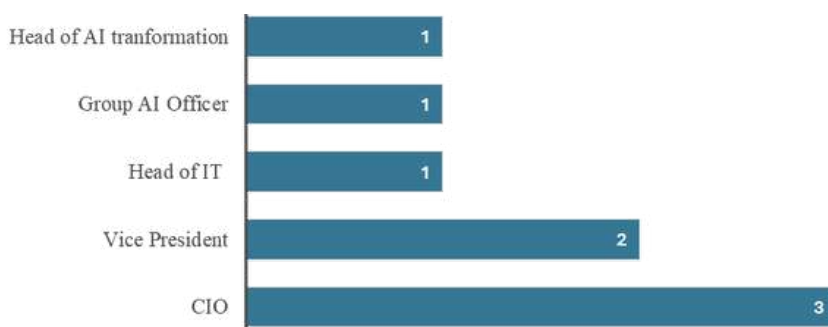


Grafico 1:
Ruolo dei Rispondenti

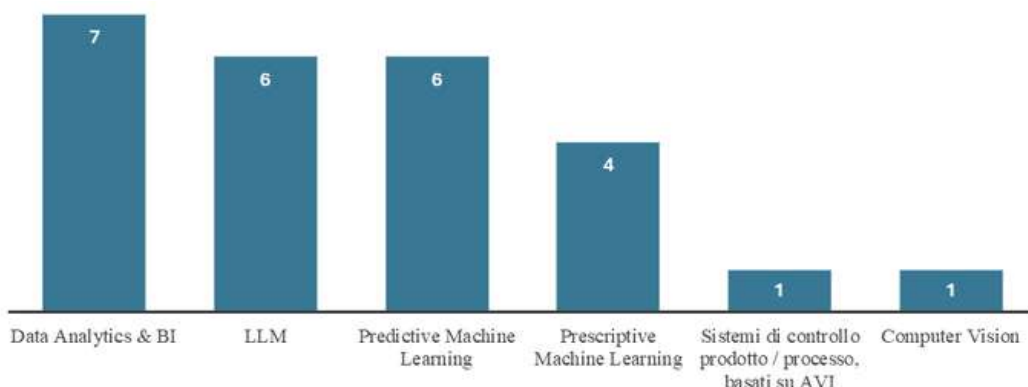


Grafico 2:
Tecnologie di intelligenza artificiale utilizzate

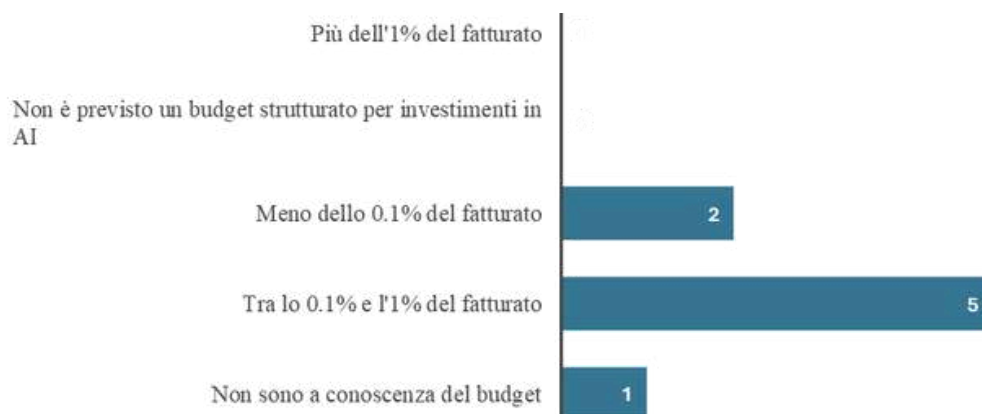


Grafico 3:
Budget dedicato all'intelligenza artificiale (conoscenza degli intervistati)



Grafico 4:
Principali aree di impiego dell'intelligenza artificiale

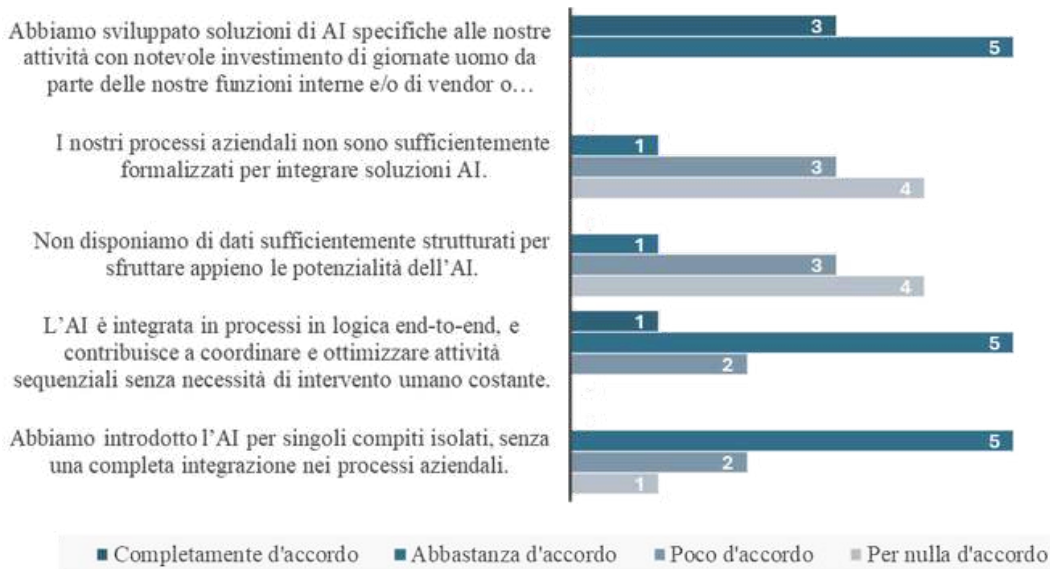


Grafico 5:
Ruolo dell'intelligenza artificiale nei processi aziendali

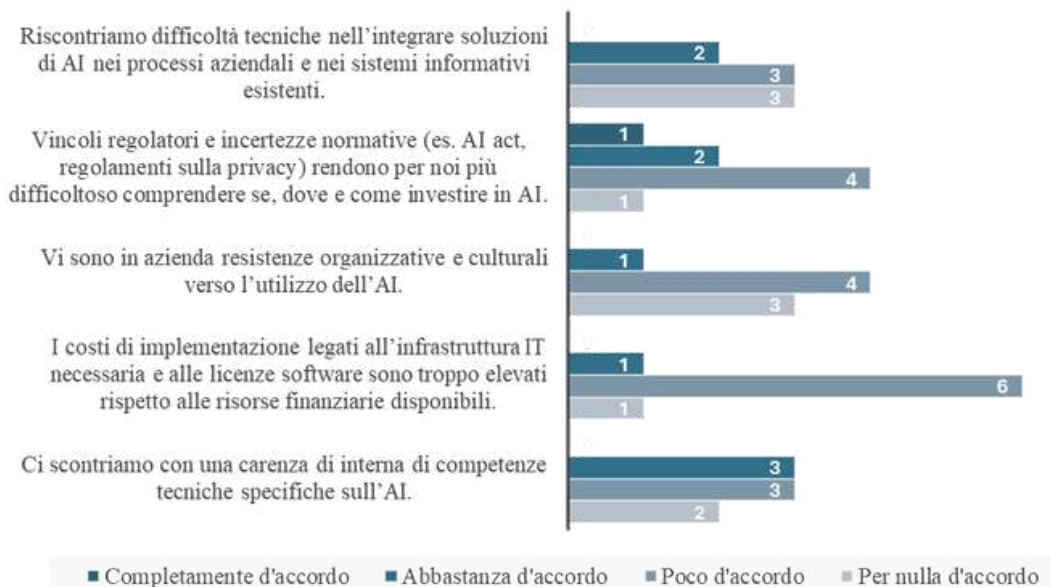


Grafico 6:
Principali sfide nell'utilizzo dell'intelligenza artificiale

Allegato 2 – Protocollo interviste semi-strutturate (Capitolo 2)

Grazie per la disponibilità e per la partecipazione a questo progetto di ricerca realizzato dalla collaborazione tra Anitec-Assinform e il Politecnico di Torino, che indaga l'impatto dell'intelligenza artificiale (IA) sulle strategie aziendali, sui processi operativi e sul mercato del lavoro. L'obiettivo è comprendere meglio quali fattori facilitano o ostacolano l'adozione dell'IA nelle imprese italiane e fornire indicazioni operative e di policy per supportare efficacemente la transizione digitale, specialmente riguardo alla formazione e alle politiche attive del lavoro.

1. Per contestualizzare meglio queste risposte ci piacerebbe partire dalla visione strategica dell'AI a livello d'impresa

- Su quali principali progetti di AI state attualmente lavorando?
- Quali tecnologie di AI utilizzate principalmente (LLM e Generative AI, ML predittivo/prescrittivo)?
- In quali aree aziendali si concentrano le applicazioni di AI (sviluppo prodotto, operations, sales & marketing, finance, IT, HR)?
- Qual è l'attuale stato di implementazione (progetti pilota, integrazione parziale, pienamente integrati)?
- Come l'AI ha modificato o potrebbe modificare la capacità dell'impresa di creare valore? Le opportunità sono orientate più alla riduzione dei costi o all'aumento del valore per il cliente?

Partendo da questa overview, e per valorizzare al meglio il suo tempo e la sua disponibilità, ci piacerebbe approfondire uno dei progetti di implementazione dell'AI più rappresentativi – e possibilmente in fase avanzata – per capire come è stato sviluppato, integrato nei processi aziendali e quali impatti ha generato a livello strategico, organizzativo e manageriale.

2. Caratteristiche del progetto AI

- Qual è il contesto e quali sono gli obiettivi del progetto?
- In quale area funzionale è stato implementato (sviluppo prodotto, operations, sales & marketing, finance, IT, HR).
- Quando è iniziato? Quanto è durato (è ancora in corso o concluso)? Quanto avete investito? Sa fornire una stima di quante persone-mese?
- Quali tipologie di AI utilizzate (LLM e Generative AI, machine learning predittivo/prescrittivo, modelli proprietari o commerciali)?
- I modelli sono open access di tipo commerciale (es. OpenAI GPT, Google Gemini) o proprietari specializzati e verticalizzati sul il vostro settore?
- Sono stati coinvolti vendor o partner esterni? Qual è il livello di personalizzazione e adattamento della tecnologia a vostri dati e processi che hanno perseguito? Qual è il controllo sulla proprietà intellettuale delle soluzioni che state utilizzando?
- Qual è l'impatto che il progetto ha avuto, sta avendo o prevedete che avrà sui processi decisionali del processo e della funzione coinvolta? L'utilizzo è principalmente a fini predittivi o prescrittivi o entrambi?
- Quali sono stati i principali fattori che vi hanno spinto ad avviare questo progetto di AI? È nata da una pressione competitiva, da richieste specifiche dei clienti (logica pull), oppure da una vostra iniziativa interna per rafforzare la posizione competitiva (logica push)?

3. Processo di implementazione e integrazione nei processi aziendali

- L'AI è stata implementata per compiti isolati o integrata in porzioni di processo più ampie (idealmente, una logica end-to-end) senza necessità di supervisione umana costante?
- Avete incontrato problemi di integrazione dell'AI nei processi o nei sistemi informativi esistenti? Se sì, quali? Come li avete superati?
- Entrando un po' più nel dettaglio, qual è il ruolo dei dati nel progetto? In particolare:
 - o Come gestite raccolta, qualità, ed etichettatura dei dati?
 - o Come avete addestrato l'algoritmo attraverso i dati? Avete usato tecniche supervisionate (es. classificazione, predizione, regressione), non supervisionate (es. clustering), o generative (es. LLM)?
 - o Avete identificato sfide specifiche legate ai dati con cui addestrate i modelli (frammentazione delle fonti di dati, qualità, check e processi per la compliance delle normative)?
 - o Avete individuato rischi legati a bias nei dati storici o a potenziali distorsioni nei risultati?
 - o Avete adottato tecniche di explainability per capire le motivazioni e i meccanismi alla base dei risultati generati dall'AI – o siete intenzionati a farlo?
- Percepisce dei rischi (tecnologici, competitivi e di mercato) derivanti dall'implementazione dell'AI? Se sì, quali? Avete sviluppato dei processi per mitigare la gestione di questi rischi?

4. Impatto organizzativo e manageriale

- Come l'implementazione dell'IA ha modificato ruoli, mansioni e competenze interne?
- Quali e quanti ruoli specialistici avete introdotto in relazione al progetto? Quanti prevedete di doverne assumere nei prossimi tre anni? Che tipo di specializzazione hanno e come l'hanno acquisita?
- Riscontrate difficoltà nel reperimento di figure specialistiche? Quali strategie adottate (formazione interna, assunzioni, partnership)?
- Avete o state incontrando difficoltà nel reperimento dei profili specialistici? Se sì, quali sono i principali ostacoli (shortage, costo del lavoro, tipo e livello di specializzazione)? Come avete affrontato il problema (assunzione, formazione interna, collaborazione con università, partnership strategiche con società di consulenza o altri operatori)?
- Avete avviato programmi di formazione dedicati (management e personale operativo)? Con quali risultati?

Concluderei con alcune domande sulla visione futura dell'AI nella sua azienda

5. Visione futura dell'AI nella Sua azienda

- Quali sviluppi prevedete per l'AI nella vostra azienda nei prossimi 3-5 anni? Prevedete nuove aree di investimento?
- Come prevedete si evolverà l'AI nel vostro settore?
- Ritenete che l'AI ed i suoi trend diventeranno temi rilevanti per l'evoluzione del vostro modello di "fare business"? Se sì, in che modo e con quale entità di cambiamento?
- In seguito alla promulgazione dell'AI-Act, avete adottato misure specifiche per la compliance normativa? Quali? Avete creato nuove strutture di IT e/o corporate governance per supportare l'uso dell'AI?
- Quali aspettative avete nei confronti delle istituzioni e delle associazioni di settore per supportare l'adozione dell'AI? Come dovrebbero essere adottate misure di sistema per ridurre costi, rischi e accelerare tempi di questa transizione tecnologica?

- Ritenete che le attuali politiche pubbliche (es. incentivi all'adozione, fondi per la formazione) siano esaustive ed efficaci? Quali interventi correttivi ritenete siano necessari?

Chiusura

La ringraziamo per il tempo dedicato e le informazioni condivise. Prima di concludere, c'è qualche aspetto importante che non abbiamo esplorato ma che ritenete importante per comprendere meglio l'adozione dell'AI nella vostra azienda? Se emergeranno ulteriori sviluppi, potremmo ricontattarvi per eventuali approfondimenti?

Allegato 3 – Tecnologie e ambiti di applicazione

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Kuvera	Data Analytics & BI	Vendite, marketing, CRM	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentazione clienti • Analisi predittiva • Personalizzazione campagne
	Chatbot & Assistenti virtuali	Customer service, loyalty, CRM	<ul style="list-style-type: none"> • FAQ automatizzate • Supporto post-vendita • Semplificazione interazioni clienti
	Infrastruttura omnicanale	E-commerce, negozi fisici, logistica	<ul style="list-style-type: none"> • Integrazione graduale tra canali online-offline • Gestione sincronizzata vendite e stock
	Tecnologie di fidelizzazione	Marketing, CRM	<ul style="list-style-type: none"> • Evoluzione fidelity card • Raccolta dati cliente per profilazione e offerte personalizzate

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Natuzzi	Rule-Based AI	Marketing, produzione	<ul style="list-style-type: none"> • Allestimento negozi in base a caratteristiche domanda • Allocare ordini a manodopera (familiarità, learning economies)
	Generative AI & LLM	Customer service, marketing, design	<ul style="list-style-type: none"> • Chatbot integrato con SAP e CRM • Avatar digitale in-store/online; supporto progettazione NPD
	Predictive Analytics & AI Vision	Supply chain, produzione, qualità	<ul style="list-style-type: none"> • Forecast materiali critici (make-to-order) • Quality check fine linea; manutenzione predittiva
	Augmented / Mixed Reality	NPD, formazione operatori	<ul style="list-style-type: none"> • Prototipazione virtuale (AR) per modelli • Formazione tecnica in realtà aumentata
	MES + Data Analytics	Monitoraggio produzione globale	<ul style="list-style-type: none"> • Sistemi MES in tutte le fabbriche • Dashboard Power BI per controllo centralizzato

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Veronesi	ML predittivo e prescrittivo	Marketing, supply chain, pianificazione	<ul style="list-style-type: none"> • Forecast promozioni GDO • Automazione pianificazione produzione • Ottimizzazione stock
	Digital Twin	Produzione, logistica, amministrazione	<ul style="list-style-type: none"> • Rappresentazione virtuale end-to-end dei processi fisici
	Sistemi esperti	Zootecnia, pianificazione allevamenti	<ul style="list-style-type: none"> • Supporto decisionale su cicli produttivi e ritiri (allevamenti) • Ottimizzazione risorse ed efficienza operativa
	Interfacce adattive (UX)	Vendite, CRM, gestione operativa commerciale	<ul style="list-style-type: none"> • Dashboard su misura per ruoli (es. agenti, manager) • Accesso integrato a dati logistici e vendite

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Michelin	AI Generativa (LLM, Copilot, chatbot)	IT legacy, assistenza interna, customer service	<ul style="list-style-type: none"> • Riscrittura software obsoleto (+40% efficienza) • Chatbot interni per gestione confidenziale del knowledge aziendale • Automazione supporto utenti e helpdesk
	AI Vision	Controllo qualità, logistica	<ul style="list-style-type: none"> • Verifica visiva qualità pneumatici • Inventario automatizzato con droni nei magazzini
	Machine Learning	Supply chain, operations	<ul style="list-style-type: none"> • Manutenzione predittiva su macchinari (OEE) • Rilevamento anomalie in produzione • Forecasting della domanda per ottimizzazione approvvigionamenti
	Digital Twin e simulazione	Sviluppo prodotto, processi industriali	<ul style="list-style-type: none"> • Ottimizzazione processi industriali • Simulazione test e sviluppo prodotto
	AI Generativa (LLM, Copilot, chatbot)	IT legacy, assistenza interna, customer service	<ul style="list-style-type: none"> • Riscrittura software obsoleto (+40% efficienza) • Chatbot interni per gestione confidenziale del knowledge aziendale • Automazione supporto utenti e helpdesk

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Italgas	Machine Learning	Operations, manutenzione, gestione rete	<ul style="list-style-type: none"> • Predictive maintenance (smart meter, impianti, rete) • Prescriptive analysis (ottimizzazione refill odorizzante THT) • Clustering energetico impianti
	Generative AI (LLM + agenti)	Reclami, documentazione	<ul style="list-style-type: none"> • Gestione reclami e verifica documentale allacci clienti • AI-as-a-judge per pratiche
	Computer Vision	Controllo cantieri e lavori pubblici	<ul style="list-style-type: none"> • Controllo qualità lavori di ripristino cantieri • Rilevamento anomalie visive su ripristini (scavi) • Object detection controllo cantierie quality check cantieri integrata con LLM
	NLP & IVR intelligenti	Customer service e ticketing	<ul style="list-style-type: none"> • Assistenza clienti automatizzata call center • Supporto ticketing IT e commerciale
	IoT & Cloud Infrastructure	Monitoraggio asset, data collection	<ul style="list-style-type: none"> • Rete di sensori e contatori intelligenti • Alimentazione modelli predittivi con dati real-time

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Fincantieri	Digital Twin del cantiere	Pianificazione e controllo operativo	<ul style="list-style-type: none"> • Simulazione scenari di produzione complessa (es. Arsenale Venezia) • Scheduling attività per riduzione lead time
	Robotica autonoma (droni, rover)	Controllo qualità e logistica interna	<ul style="list-style-type: none"> • Verifica saldature tramite droni con computer vision • Consegna materiali notturna con rover per set-up squadre
	AI per manutenzione e supply chain	Operation, qualità energy management	<ul style="list-style-type: none"> • Modelli predittivi su performance di prodotto • Ottimizzazione consumo energetico e flussi logistici
	Data Analytics	Decision support, nesting, compliance	<ul style="list-style-type: none"> • Addestramento su 10+ anni di dati strutturati (SAP) • Tracciabilità e ottimizzazione processi • Analisi processi nesting e taglio
	Sensoristica & IoT	Monitoraggio asset e ambiente di lavoro	<ul style="list-style-type: none"> • Integrazione sensori in asset e infrastruttura per feedback real-time

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Intesa Sanpaolo	Machine Learning	Tesoreria, credito, marketing, rischio	<ul style="list-style-type: none"> • Forecast liquidità ATM • Modelli valutazione immobili • Modelli rischio e propensione clienti
	Generative AI (LLM, chatbot, OCR)	HR, gestione documenti, assistenza interna	<ul style="list-style-type: none"> • Virtual assistant "Robin" per policy HR e policy aziendali • OCR+LLM per automatizzare processi successioni ereditarie • Check contenuti normativi
	Sistemi AI agentici	Back e middle office, ticketing, IT	<ul style="list-style-type: none"> • Smart Routing e Ticketing • Automazione conversazionale di flussi IT • Automazione processi back and middle office (controllo documentale, riconciliazioni contabili)
	Piattaforma AI modulare	Delivery tecnologico, cost optimization	<ul style="list-style-type: none"> • Uso combinato di LLM commerciali (Gemini, OpenAI) e open-source • Analisi "token per minuto" per cost-effectiveness

Azienda	Tecnologia	Ambiti di Processo	Applicazioni
Dompé	AI generativa & chimica computazionale	Drug design, ottimizzazione molecolare	<ul style="list-style-type: none"> • Generazione di molecole sintetizzabili • Ottimizzazione interazione farmaco-recettore • Annotazione automatica di trilioni di molecole
	Machine Learning & Computer Aided Drug Discovery	Safety & efficacy prediction	<ul style="list-style-type: none"> • Screening molecolare virtuale su supercomputer • Profiling molecolare e predizione della safety • Accelerazione dei processi di sviluppo clinico da 6 a 2 anni (14 mesi)
	Knowledge graph & Large Concept Models (alternativi a LLM)	Modellazione biologica, explainability	<ul style="list-style-type: none"> • Predizione funzioni proteiche (5000 modelli singoli + modello complessivo per predizioni multiple) • Reasoning causale trasparente (no black box) • Riduzione di allucinazioni algoritmiche (LLM)
	Robotica e lab automation	Testing molecolare, cicli iterativi	<ul style="list-style-type: none"> • Lab-in-the-loop per automazione completa ciclo test-riprogettazione • Integrazione AI-robotica per deployment rapido • Riprogettazione iterativa molecole con feedback sperimentale
	High Performance Computing & supercalcolo	Screening su larga scala, R&D	<ul style="list-style-type: none"> • Integrazione con CINECA, IIT, NVIDIA per calcolo eterogeneo • Virtual twin molecolari per simulazioni predittive

Allegato 4 – Citazioni esemplificative

Azienda	Pattern trasversali	Powerful Quotes
Kuvera	Uso strategico	<p>“Riteniamo di trovarci in una fase non esplorativa, ma di sicura applicazione. Quasi obbligata. Perché nel metodo tradizionale di vendita che abbiamo, che parte dal retail e di ciò che sta nella vetrina detto in modo semplice, vediamo in queste tecnologie l'evoluzione che questi strumenti possono portare. Non solo tramite l'ecommerce e l'area digital. Stiamo cercando di trovare progettualità che possano matchare la parte offline e quella online.” [p.2; r.62]</p>
Kuvera	Funzione competitiva chiave	<p>“Relativamente alle tecnologie attualmente in uso avete indicato: Data Analytics, Business Intelligence e Chatbot AI. Principalmente per immagine, segmentazione clienti, personalizzazione campagne e assistenza clienti automatizzata.” [p.1; r.8]</p>
Kuvera	Livello di maturità	<p>“Sappiamo che l'evoluzione tecnologica e l'utilizzo di queste tecniche, nel prossimo futuro, invaderanno le nostre vite. Come invaderanno le nostre vite, invaderanno anche le nostre aziende. Quindi questo è il punto su cui ci siamo soffermati. Se dovessi mettere in percentuale l'integrazione di queste tecnologie nell'azienda, quindi, siamo nel primo quarter se non di meno.” [p.2; r.49]</p>
Kuvera	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>“L'acquisto nei nostri store deve essere un acquisto d'impulso. [...] Il costo medio è di 49€ quindi, deve passare, la deve vedere, si deve innamorare e deve acquistare. Questo ci aiuta molto la tecnologia. La parte di visual merchandise è la parte che stiamo evolvendo molto in modo puntuale.” [p.7; r.233]</p>
Kuvera	Competenze specialistiche AI	<p>“Diciamo noi vediamo che c'è una grossa difficoltà quando ci vengono proposte ipotesi progettuali a identificare il risultato finale. Sembra quasi che di provi a vedere cosa succede. Questo per me è un limite. Sarà perché una fase evolutiva, iniziale, ma anche di cultura aziendale nostra che non abbiamo.” [p.3; r.84]</p>

Kuvera	Competenze specialistiche AI	<p>"In generale, secondo me abbiamo difficoltà in assoluto in ogni tipo di area. Credo, anche qui non voglio fare sociologia spicciola, il problema è anche sulle nuove leve che si pongono sul mondo del lavoro che hanno esigenze di vita diverse. La metto in modo molto generico. Quindi abbiamo difficoltà e purtroppo capita sempre più spesso che per integrare nuove figure o per rafforzare alcune aree, dobbiamo andare sul mercato di risorse che già hanno un'esperienza e che quindi o escono da altre società." [p.5; r.153]</p>
Natuzzi	Uso strategico	<p>"Ci sono circa 700 negozi in giro per il mondo. [...] Il primo progetto che stiamo affrontando è quello di avere sostanzialmente l'AI al supporto per l'allestimento di uno showroom fisico, [...] quindi un AI che aiuti chiaramente chi vive il merchandising, in questo caso una persona che si occupa di prodotto, che lo aiuti, lo supporti nel creare il giusto mix, quindi un tot. di divani in pelle, un tot. di tessuto, proprio per ottimizzare in base a tutta una serie di parametri quelle che sono le vendite e i profitti per un negozio." [p. 1; r. 46] [p. 3; r. 95]</p>
Natuzzi	Funzione competitiva chiave	<p>"Sulla parte di operation, Il progetto è quello di introdurre l'AI nel processo di pianificazione della domanda per ottimizzare le scorte nell'Inventory Management. [...] Noi produciamo su commessa, però ci sono alcuni materiali critici, come i rivestimenti in pelle, che hanno dei tempi di approvvigionamento maggiori rispetto ai tempi di produzione; quindi, dobbiamo approvvigionarci dei rivestimenti prima che arrivi l'ordine su base forecast. [...] Quindi stiamo testando degli algoritmi di AI e machine learning che aiutino a fare un'autenticazione della domanda e quindi ad ottimizzare il livello di stock di magazzino." [p. 3; r. 121]</p>

Natuzzi	Funzione competitiva chiave	"C'è tutta una parte di AI generativa a supporto della Customer Experience. L'idea è quella di creare un avatar digitale da mettere in negozio che consenta poi di catturare l'attenzione del cliente e del consumatore e poter dare in tempo reale una risposta a qualsiasi domanda che il consumatore possa fare sul prodotto, [...] su quali sono i negozi più vicini a lui in cui può avere quel prodotto, magari informazioni più tecniche, tipiche del post-vendita." [p. 4; r. 173] [p. 7; r. 318]
Natuzzi	Livello di maturità	"Il nostro sviluppo non può essere completamente virtual prototyping; All'interno di SolidWorks stiamo integrando un sistema che consenta poi di esportare il progetto in realtà virtuale [...] per vedere come verrebbe un divano prima di realizzare il modello fisico. [...] [p. 10; r. 446]
Natuzzi	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	"Abbiamo dei sistemi MES che consentono di avere in tempo reale lo stato di avanzamento della fabbrica, degli ordini in produzione. [...] Tutte le fabbriche in tutto il mondo sono digitalizzate allo stesso modo; hanno il MES, hanno sistemi di traduzione di documentazione tecnica. [...] Da Santeramo, in Puglia, riusciamo a vedere tramite Power BI le performance di ogni singola fabbrica in tempo reale." [p. 9; r. 407] [p. 10; r. 430] [p. 10; r. 442]
Natuzzi	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	"Il nostro prodotto, il nostro processo produttivo, non è fortemente automatizzato; ci sono delle automazioni, soprattutto in ambito del taglio della pelle, materiale molto critico, molto costoso. Lì abbiamo delle macchine che consentono di fare il nesting automatico della pelle. Questo ha portato a un grandissimo vantaggio nel ridurre il maggior consumo della pelle." [p. 9; r. 390]
Natuzzi	Competenze specialistiche AI	"La mia organizzazione è tutta una parte IT classica, pura, quindi gestione di infrastruttura, gestione di cyber, sviluppo software, ERP e quant'altro. Sto creando un team parallelo che si occupa proprio di digital innovation. Attualmente è fatto da tre persone, ho assunto un innovation manager e poi ci sono altre due persone che si occupano e si occuperanno sempre più di accelerare l'adozione di strumenti digitali, in particolare di AI." [p. 12; r. 531]

Natuzzi	Competenze specialistiche AI	<p>"Abbiamo due partnerships con università. Con l'Università del Salento abbiamo sviluppato in passato diversi modelli matematici che non erano AI, ma erano sostanzialmente e sono tuttora dei modelli matematici che utilizzano poi software specialistici per poter ottimizzare i processi produttivi. [...] Lavoriamo anche con il Politecnico di Bari, su cui stiamo sperimentando in fase embrionale un'AI generativa a supporto del designer del divano." [p.13; r. 562]</p>
Natuzzi	Competenze specialistiche AI	<p>"Una grande professionalità che in questo momento sento molto che manca in azienda e di cui l'azienda ha bisogno è proprio quella dei data scientists, cioè di figure che sappiano utilizzare l'AI per fare analisi avanzate. [...] Ci vogliono degli specialisti, dei data scientists, che siano in grado di utilizzare strumenti AI che noi metteremo a disposizione attraverso un data lake organizzato per poter fare analisi evolute, quindi analisi di correlazione, analisi predittive, qualcosa di molto avanzato che strumenti di AI, in questo momento, riescono anche a fare." [p. 12; r. 541]</p>
Natuzzi	Competenze specialistiche AI	<p>"Stiamo sperimentando l'augmented reality a supporto della formazione dell'operatore che deve assemblare un telaio di un divano. [...] Ti guida nei vari passaggi e ti aiuta nella formazione." [p.11; r. 508]</p>
Veronesi	Uso strategico	<p>"Secondo me sui Large Language Model il tema non è la soluzione che fa tutto, perché è contro la realtà dei fatti, nessuna esperienza di digitalizzazione finora vista dà una visione con un'unica soluzione su tutto, quindi, è necessario verticalizzare e andare a vedere nel concreto in che cosa consiste quella particolare applicazione e ognuna deve essere gestita a mio avviso con una profondità tutta sua e con caratteristiche proprie." [p.5; r.198]</p>
Veronesi	Uso strategico	<p>"Allora dal punto di vista dell'efficienza non c'è nessun dubbio, sono strumenti che consentono alla digitalizzazione dei processi aziendali di fare un passo avanti, dal punto di vista dell'efficacia è chiaro che per chi ha un prodotto fisico come l'abbiamo noi e per un'azienda come la nostra, che è un'azienda business to business [...] la componente di aggiunta del valore, la si può vedere dal punto di vista della sostenibilità, dal punto di vista della riduzione degli sprechi, dal punto di vista della riduzione dell'energia consumata [...] ecco questo è un obiettivo del gruppo, direi che è abbastanza significativo, è l'efficienza che diventa efficacia, che diventa valore." [p.3; r.103]</p>

Veronesi	Funzione competitiva chiave	<p>"Ogni diciamo così persona che accede al sistema informativo ha una persona che classifica cioè che quella persona può o non può fare, quindi l'applicativo si adatta a ciò che l'applicazione fa, a ciò che la persona fa, agli strumenti che la persona ha, e quindi abbiamo una versione olistica unitaria dei processi commerciali e che si adatta alle varie situazioni e anche alla varia clientela che abbiamo." [p.4; r.148]</p>
Veronesi	Livello di maturità	<p>"Il digital twin che abbiamo costruito nel corso degli anni utilizzando tutte le tecnologie sul mercato, è molto espanso, sostanzialmente non esistono processi che non abbiano il proprio digital twin, è molto profondo, dove profondo significa che man mano che gli strumenti di campo, le macchine si digitalizzano ed è possibile integrarle, così come in ambito organizzativo man mano che si formalizzano i processi organizzativi, vengono via via digitalizzati." [p.2; r.43]</p>
Veronesi	Livello di maturità	<p>"Data la pervasività del digital twin c'è il fatto che l'evoluzione tecnologica, che di per sé è connessa al modello, in realtà va a impattare sulla realtà fisica, quindi la correlazione tra realtà e modello è in un certo senso sempre più stretta e il feedback del modello o le conseguenze, le retroazioni del modello sulla realtà sono significative anche quando il prodotto è fisico." [p.3; r.128]</p>
Veronesi	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Il nostro sistema MES è sviluppato internamente, tutte le soluzioni della supply chain di gruppo sono sviluppate internamente con le tecnologie nuove, quindi il MES che abbiamo sviluppato è in grado di adattarsi alle diverse specificità di stabilimento." [p.4; r.166]</p>
Veronesi	Competenze specialistiche AI	<p>"Il tema su cui ci si confronterà io credo che sarà la sostenibilità della soluzione complessiva [...] io credo che una cosa su cui bisognerà avere molta attenzione sarà sui partner da scegliere e sulle infrastrutture da scegliere in maniera tale che possano avere una durata che dia valore all'investimento, ma che sia anche effettivamente sostenibile." [p.6; r. 249]</p>
Veronesi	Competenze specialistiche AI	<p>"Nel caso specifico per quello che riguarda la parte AI diciamo che per il tipo di diffusione che hanno avuto queste tecnologie e per quelle che sceglieremo diciamo che rispetteremo una normativa by design by default, perché la mia convinzione è che o lo si fa così o sennò non ci si riesce più, e alla fine le cose non funzionano." [p.7; r.293]</p>

Michelin	Uso strategico	“L’AI lato Michelin è stato un mezzo per direi fare anche efficientamento soprattutto legato a un discorso di produttività e anche di time to market.” [p.2; r.85]
Michelin	Uso strategico	“L’AI non è innovazione in quanto tale, punta alla ricerca di vantaggi strategici sostanziali.” [p.3; r.100]
Michelin	Uso strategico	“L’adozione delle AI porta a un guadagno del 40% sulla riscrittura degli applicativi.” [p.3; r.140]
Michelin	Funzione competitiva chiave	“Un progetto [...] focalizzato sull’Italia a livello di proof of concept era un discorso focalizzato sul dominio IT digital legato all’obsolescenza del software. [...] POC legato all’utilizzo delle AI per andare a riscrivere degli applicativi ormai obsoleti in linguaggi moderni. Abbiamo usato degli strumenti tipo GitHub Copilot di Microsoft [...] mettendo insieme Provaya [...]” [p.3; r.125]
Michelin	Funzione competitiva chiave	“[...] soluzioni tipo il controllo dei pneumatici nel dopo cottura attraverso sistemi di visione AI non solo perché poi c’è anche discorsi diciamo di cinematica eccetera però alla fine l’intento era anche di ridurre al minimo possibile quello che poteva essere l’impatto in clientela di un pneumatico non a norma o comunque imperfetto.” [p.7; r.280]
Michelin	Livello di maturità	“Per la visione artificiale chiaramente abbiamo sistemi [...] di controllo della qualità dei pneumatici ma per esempio abbiamo anche dei POC dove magari andiamo a fare degli inventari con un drone.” [p.2; r.67]
Michelin	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	“[...] all’interno di Michelin normalmente i tool generali fanno riferimento a un provider unico che è Microsoft. [...] tra Michelin e Microsoft esiste un vero e proprio partenariato. [...] abbiamo sviluppato una politica generale su quattro quadranti, uno all’aspetto knowledge, l’altro all’aspetto proprio coding, poi c’era tutta la parte customer service e poi c’era la parte aiuto a dei specifici perimetri tipo legal, finance e quant’altro.” [p.3; r.167]
Michelin	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	“Michelin [...] ha sempre tenuto molto [...] alla confidenzialità dei dati e alla privacy delle persone, eccetera. [...] è stata redatta una “Carta dell’IA” Michelin dove Michelin dichiara tutta una serie di compliance per evitare di utilizzare i dati delle persone nel rispetto della privacy totale, eccetera.” [p.6; r.238]

Michelin	Competenze specialistiche AI	L'awareness è indirizzata a tutti, e questo approccio Awareness Learning Adoption fa parte proprio di un programma esteso a tutti. Per esempio, quest'anno abbiamo un obiettivo sull'AI Essential, come lo chiamiamo; quindi, praticamente è un programma di Awareness sull'AI dedicato a tutti
Italgas	Uso strategico	"Ma cos'altro ci siamo dati come obiettivo è quello di usare a scala anche l'AI generativa, [...] noi stiamo proiettando sull'arco di piano '24-'30 una riduzione di un ulteriore 20-25% dei costi operativi, e lo vogliamo fare senza ipotizzare alcun tipo di drastica dismissal di personale e mobilità. Aggiunge però una sfida, che tutto il capitale umano [...] noi saremo così bravi ad upskillararlo, reskillarlo in maniera tale che andrà a svolgere attività che oggi svolgiamo poco o non svolgiamo proprio; esisteranno nuovi lavori, esisteranno nuove attività, esisterà un concetto evoluto di data owner, di data steward, esisteranno tanti custodi della knowledge. Io penso che il tema della conoscenza e dei contenuti sia il vero tema per portare a scala l'AI generativa. [...] Io sono convinto che lavorare sulla knowledge sarà un lavoro: oggi ci lavoriamo zero, diventerà un lavoro." [p. 7; r. 263] [p. 17; r. 713]
Italgas	Funzione competitiva chiave	"L'altra leva forte che ha toccato già quattro anni fa questo tipo di approccio è stato l'incremento della safety, della sicurezza, la riduzione dei rischi operativi [...] avere questo tipo di prediction ci aiuta a ridurre fenomeni di rischio, quali la rottura di una parte di un impianto, un leakage su una tubazione. [...] È stato il perfect mix tra un'efficienza che da una parte potevamo portare a conto economico, in grado di migliorare la qualità del servizio, ridurre i rischi operativi, e dall'altra avviare un cambiamento." [p. 3; r. 125]
Italgas	Livello di maturità	"Ad oggi abbiamo all'attivo tre agenti AI generativi; siamo nel mondo dell'AI generativa utilizzata come augmentation. [...] abbiamo quasi sempre, sulla parte generativa, un 70% di success rate; quindi, casi in cui l'essere umano ci dice che va bene e un 30% in cui invece non va bene e ci spiega perché. Invece sulla parte di machine learning siamo ben più alti come percentuale di corretto funzionamento, però sono anche materie un po' diverse." [p. 8; r. 302] [p. 24; r. 989]

Italgas	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Nella nostra Digital Factory, un asset strategico su Milano che è fatto di una location attrezzata per condurre progetti in agile, [...] andavamo a ritoccare un processo e nel farlo provavamo a portare dentro il machine learning per dare quel boost, che la sola revisione del processo e il miglioramento della digitalizzazione dello stesso non ci avrebbe consentito. Questo ci ha trasformato da gas distributor a net tech company, quindi una company di tecnologia applicata alle reti." [p. 4; r. 135]</p>
Italgas	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Italgas ha fatto un forte investimento a partire dal 2017 in IoT, in Cloud e in Big Data. Questi sono, dal mio punto di vista, i tre enabler che ci hanno permesso di partire magari anche prima di altre realtà della nostra stessa industry o di industry affini, perché avevamo sistemato le basi tecnologiche abilitanti per un'accelerazione." [p. 3; r. 99]</p>
Italgas	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Riguardo i dati, secondo me c'è tanto da fare nello strutturare, modellare, standardizzare. Stiamo provando a creare AI literacy, quindi creare cultura, prima di tutto del dato, perché ce n'è, ma non così tanta quanto serve per avere motore di AI generativa e artificial workforce capace di lavorare efficacemente. [...] L'AI crea un enorme senso d'urgenza sulla qualità del dato e soprattutto dei contenuti, [...] quindi abbiamo creato una facoltà all'interno della nostra Academy proprio che opera sul tema del dato, dell'ethics e della security, dell'AI e della GNI e lavora anche su tutto il tema della data visualization e self BI collegata al tema dell'AI." [p. 25; r. 1035] [p. 8; r. 338]</p>
Italgas	Competenze specialistiche AI	<p>"Prima dell'algorithm che prevedeva il guasto dei misuratori c'era, ma c'è ancora, un pool di esperti che proprio, experience based e su alcuni dati che estraevano dai sistemi orchestravano tutte le attività. Fargli comprendere che una parte di quel lavoro avremmo voluto farlo fare ad una macchina e che addirittura dovevano aiutare quella macchina a diventare performante, non è stata una cosa semplice. Li abbiamo fatto vedere il risultato su un campione minimale e abbiamo toccato quella corda che a loro comunque interessava, perché erano e sono persone orientate all'eccellenza operativa. [...] Con un post go live molto più lungo, graduale sono diventati dei conducenti di questa macchina." [p. 26; r. 1075]</p>

Italgas	Competenze specialistiche IA	<p>"L'academy interna nasce come concetto per essere il collettore di tutta quella che è la formazione hardware, software che Italgas eroga attraverso contenuti proprietari o di terzi, direttamente con docenti interni o con collaborazioni, a tutto il mondo dell'organizzazione interna. Esistono vari filoni, si va dai corsi per imparare a posare correttamente un contatore, fino ai corsi più legati alle soft skills, alla parte di tecnologia. Abbiamo inserito anche percorsi molto legati alla parte di AI & Data." [p.18; r. 724]</p>
Italgas	Competenze specialistiche IA	<p>"Per quanto riguarda il tema del reperimento di profili specialistici, c'è difficoltà, è sfidante trovare persone giuste ed è sfidante pure trattenerle. [...] Abbiamo nel team un collega che credo abbia 25 anni e già devi trattenerlo. Italgas non è per niente percepita come un punto dove stare a lungo [...] è complicato far radicare anche un concetto secondo cui saremo noi gli artefici di questa trasformazione pluriennale, con una parte dei colleghi che da qui a un anno saranno a fare altro. [...] È difficile creare il senso di appartenenza, è difficile stimolare costantemente." [p.19; r. 783] [p. 20; r. 830]</p>
Fincantieri	Uso strategico	<p>"Per noi il Digital Twin sostanzialmente è un Twin of Twins, quindi abbiamo cominciato a creare dei Digital Twin di singole componenti e adesso il grande lavoro che dovremmo fare, che stiamo facendo è quello poi di mettere in relazione tutte queste componenti per avere proprio il Digital Twin del cantiere, ovviamente il Digital Twin del cantiere dà la possibilità di simulare quello che è la risoluzione di un problema di produzione, ad esempio c'è un carro ponte che non funziona, c'è una panel line che non salda, a questo punto se uno ha l'ambiente virtuale può fare una riprogrammazione simulando i vari scenari, cosa che ovviamente a livello fisico non può essere fatta." [p.3; r.123]</p>
Fincantieri	Uso strategico	<p>"Raddoppio la complessità e raddoppio numero di persone, ovviamente in Europa non è applicabile perché c'è una carenza di manodopera fortissima in tutti i ruoli, quindi l'unico modo per aumentare la gestione della complessità e la produttività, non potendo aumentare il numero di persone, è ricorrere alla tecnologia." [p. 2; r.69]</p>

Fincantieri	Funzione competitiva chiave	<p>"Anche processi che sembravano ormai una affinati da decine di anni più o meno ottimizzati, se uno li va ad affrontare con un metodo scientifico poi alla fine c'è sempre un 5% di miglioramento, che quando si parla di ogni nave, che sono cinque Torre Eiffel di acciaio, potete immaginare che anche solo fare un 5% di miglioramento sugli scarti, o magari solo il 5% del 5% di 5 Torre Eiffel, insomma è sempre un bel pezzo di ferro." [p. 8; r.352]</p>
Fincantieri	Livello di maturità	<p>"Poi come dicevo il limite è sempre che anzi paradossalmente noi abbiamo un x10 di potenzialità di casi studio interessanti rispetto alla capacity, quindi poi è sempre questione di scegliere le priorità." [p.12; r.501]</p>
Fincantieri	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Quindi l'idea è che stiamo lavorando con gli armatori per offrire sostanzialmente un concetto di ecosistema, anche aperto, in cui l'amatore stesso o anche terze parti possono in qualche maniera sviluppare dei prodotti che si integrino in maniera ragionevolmente facile con il resto dell'intelligenza della nave, quindi questa è la strategia che abbiamo appena lanciato, quindi questo progetto è uno dei più recenti, va avanti da poco più di un anno, però è sicuramente un progetto molto strategico." [p.6; r.230]</p>
Fincantieri	Competenze specialistiche AI	<p>"La sorpresa è stata che, mentre voglio dire per certe altre tecnologie per avere una persona pienamente produttiva servono magari anche 10 anni o almeno 5, qui insomma un ragazzo neolaureato smart nel giro di sei mesi fa delle cose molto molto interessanti." [p.10; r392]</p>
Fincantieri	Competenze specialistiche IA	<p>"Per noi l'elefante nella stanza è il tema della sicurezza e della protezione dell'intellectual property, perché comunque noi abbiamo una serie di capacità su cui siamo unici al mondo e un terzo della nostra produzione sono dedicati al militare compresa la US Navy degli Stati Uniti, quindi evidentemente noi siamo dei grandi sperimentatori, ma dobbiamo sperimentare con la logica per cui il nostro IP non può assolutamente uscire, perché altrimenti perdiamo la nostra leadership mondiale, e non possiamo essere avventuristici in quanto lavoriamo in un ambiente militare." [p.5; r.190]</p>

Intesa Sanpaolo	Uso strategico	<p>"Visto che hai delle risorse finite, come allochi la spesa e il tuo tempo? In questo caso quello che ha fatto Intesa Sanpaolo è lanciare un programma che si chiama Alxeleration. [...] Gli use case e i progetti che faccio sono parti di questo programma in termini di struttura. Questo programma è molto ambizioso, ha una cabina di regia molto estesa a livello aziendale, quindi un commitment top down fortissimo, dove abbiamo il coinvolgimento di tutte le figure apicali del business owner, che quando chiedono un caso d'uso devono esporre un business case. [...] Questi casi d'uso sono severamente analizzati e vagliati da una commissione piuttosto ampia che comprende pianificazione, controllo e cost control. [...] Hanno un impatto immediato sul P&L. [...] Se dico che ridurrò le spese operative di 100.000 euro, quando è finito il progetto ti tolgono 100.000 euro." [p. 6; r. 226] [p. 7; r. 255]</p>
Intesa Sanpaolo	Funzione competitiva chiave	<p>"Sulle scelte di prioritizzazione vengono prioritizzati quei progetti che hanno un impatto trasformativo, perché il coordinamento di business del programma è dato dalla funzione transformation e business process engineering. [...] L'impatto trasformativo è la capacità di linearizzare i processi migliorando l'efficienza operativa [...] L'impatto trasformativo normalmente ha le tre anime: cambio il modo in cui faccio il business, miglio i processi, li trasformo per renderli più efficienti, vengo incontro al cambiamento delle esigenze dei clienti." [p. 7; r. 268]</p>
Intesa Sanpaolo	Livello di maturità	<p>"La prima era è quella nel quale abbiamo utilizzato il machine learning a supporto delle decisioni. [...] Nella prima era non c'è stato change management, l'organizzazione, i processi non sono cambiati, ma sono aumentati gli indicatori specifici di ricavo, risparmio e produttività." [p. 8; r. 300] [p. 9; r. 337]</p>
Intesa Sanpaolo	Livello di maturità	<p>"La seconda era è stata quella della Generative AI. [...] La seconda è un'era nella quale fundamentalmente abbiamo sicuramente migliorato un po' l'efficienza e la standardizzazione di accesso alle knowledge base, cominciando il change management. L'organizzazione, i processi non si sono ancora trasformati, le figure professionali sono rimaste ancora invariate. [...] Ad esempio abbiamo un virtual assistant, Robin, a cui facciamo la domanda e ci estrae la risposta con una buona accuratezza e anche la fonte dove l'abbiamo." [p. 8; r. 308] [p. 9; 356] [p. 17; r. 713]</p>

Intesa Sanpaolo	Livello di maturità	<p>"La terza era è dei sistemi agentici, che fanno efficienza operativa, quindi LLM, sistemi di generative AI che svolgono task in sequenza o in modo gerarchico; [...] è l'era degli agenti, perché è l'era nella quale trasformi il processo. Alcune professionalità le puoi despecializzare, perché i task specializzati li fanno le macchine e li devi orchestrare in processi nuovi. [...] Noi abbiamo sui processi tanti task molto frammentati, ripetitivi, in un processo che può essere gestito end-to-end dall'agente. Tutti quei processi che comportano una capacità di leggere un documento ed estrarre informazioni possono essere integralmente automatizzati. [...] La terza è l'era di ripensamento dei processi, quelli che possono essere supportati dall'automazione degli agenti. [...] Esempi della terza fase sono tutti i processi di automazione degli helpdesk e delle successioni ereditarie." [p.8; r. 315] [p. 10, r. 407] [p. 10; r. 460] [p. 18; r. 719]</p>
Intesa Sanpaolo	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Il centro di competenza in quanto tale, che si chiamava Big Data Lab, è nato addirittura nel 2017 e faceva data science. Nel 2024 è diventata una fabbrica a tutti gli effetti. Fabbrica di delivery trasversale vuol dire non solo produzione di prototipi o di innovazione, ma la responsabilità di sviluppo, integrazione e manutenzione di componenti software basati su AI." [p. 2; r. 62]</p>
Intesa Sanpaolo	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Siamo in grado di costruirci e di fare fine tuning di modelli open source e abbiamo anche localmente utilizzato modelli open source; ma la verità è che se fai applicazioni industriali non ti conviene utilizzare modelli open source, perché cambiano troppo rapidamente e la manutenzione costa. [...] Con il calcolo di un token per minute equivalente, gli open source fatti così costano di più dei modelli OpenAI e Gemini." [p. 13; r. 571]</p>
Intesa Sanpaolo	Competenze specialistiche IA	<p>"Abbiamo una collaborazione con la parte tecnica delle università, quindi con la parte ingegneristica molto forte. Anche la composizione del team è sbilanciata su figure giovani e con una percentuale di PhD in materie informatiche, fisiche. Con lo Sky Computer Lab abbiamo una collaborazione dove alcune delle mie risorse hanno fatto da visiting student per sei mesi, per poi implementare sui nostri use case tutto ciò che imparano riguardo protocolli di architetture di agenti, AI e AI generativa." [p. 3; r. 98]</p>

Intesa Sanpaolo	Competenze specialistiche IA	<p>"La serietà e la continuità degli investimenti in tecnologia, ma anche soprattutto in personale interno e organizzazione, saranno il fattore differenziante di successo. [...] L'elemento di differenziazione è il solito di Intesa Sanpaolo, la serietà nell'intraprendere un percorso e nel non farsi distrarre, quindi controllare l'internalizzazione, la decisione di internalizzare molto, la decisione di non prendere scelte avventate rispetto a modelli make or buy, attendere quando la tecnologia non è matura." [p. 15; r. 618] [p. 16; r. 634]</p>
Intesa Sanpaolo	Competenze specialistiche IA	<p>"Il primo livello di controllo lo faccio io, quando la fabbrica di concetto con la funzione richiedente deve essere sicura di fare il modello in maniera che non produca bias, che sia spiegabile, che preveda dei punti di human oversight a seconda ovviamente del livello di rischio. [...] Il secondo livello lo fa la validazione con apposite strutture sia lato compliance, sia lato risk che devono poi effettivamente essere in grado di mettere delle sonde per verificare che quello che io dichiaro in fase di sviluppo del chatbot sia corretto. Il primo livello di controllo spetta a chi richiede lo use case e a chi sviluppa e gestisce lo use case. [...] Poi eventualmente l'audit può fare dei controlli per verificare che effettivamente i controlli siano stati applicati nella maniera giusta." [p. 5; r. 202] [p. 6: r. 215]</p>
Dompé	Uso strategico	<p>"La risposta biologica di un farmaco è in un sistema enorme, oggi c'è stato il cambio di paradigma, siamo a un punto in cui noi generiamo talmente tanti dati da poter ricominciare a fare delle predizioni realistiche e quindi passare da una medicina basata sulla statistica della risposta a una medicina preventiva e predittiva." [p. 10; r. 353]</p>
Dompé	Funzione competitiva chiave	<p>"Il processo iterativo che una volta era fatto completamente in laboratorio, oggi grazie alle simulazioni dei dati sintetici io riesco a fare delle simulazioni di qualità talmente elevata da essere assimilati al dato sperimentale." [p.11; r.412]</p>
Dompé	Livello di maturità	<p>"Anche noi abbiamo un esempio di successo in cui in 14 mesi siamo riusciti ad arrivare in clinica [...] la traslazione tra il sintetico e la clinica può essere enormemente accelerata." [p.12; r.422]</p>

Dompé	Livello di maturità	<p>"Tenere aggiornati 5000 modelli in parallelo richiede un livello di automatizzazione molto spinto, quindi in questo caso noi ci appoggiamo su piattaforme che hanno già un livello di automatizzazione e di integrazione elevato, per esempio arriva il dataset nuovo in automatico noi abbiamo un protocollo che prova 5 modelli di machine learning, utilizza diverse tecniche di validazione, esegue i test di external prediction e ci dice qual è il modello migliore." [p.3; r.106]</p>
Dompé	Investimenti organizzativi precedenti/paralleli	<p>"Più in generale l'European Health Data Space potrebbe consentire alle aziende europee di avere accesso a dati, ovviamente rispettando tutti i criteri di anonimizzazione, sicurezza, etica nell'utilizzo dei dati, lo diamo per scontato, però sarebbe potenzialmente un moltiplicatore di opportunità perché a quel punto si possono fare delle meta analisi, si possono usare i dati di altri, a quel punto diventa un fattore competitivo la capacità di analizzare il risultato." [p. 8; r.295]</p>
Dompé	Competenze specialistiche AI	<p>"Per aziende della nostra dimensione conviene il segreto industriale piuttosto che il brevetto, perché non abbiamo la forza economica di perseguire tutti quelli che immaginiamo che stiano utilizzando il nostro algoritmo [...] l'unico caso in cui invece abbiamo optato per il brevetto è stato per il quantum, per un motivo molto specifico perché siccome i computer quantistici risolvono solamente alcuni tipi molto specifici di equazioni, le possibili soluzioni a un problema sono contenute se non addirittura in alcuni casi una." [p.15; r.529]</p>
Dompé	Competenze specialistiche AI	<p>"L'idea per noi è sempre quella di cercare di stare quanto più possibile vicino alla parte innovazione di ricerca, quindi la sede principale di Exscalate è a biotecnologie alla Federico II, entro la fine dell'anno avremo un branch office che invece fa la parte tecnologica e quindi saremo a San Giovanni a Teduccio dove c'è la Apple Academy, dove c'è l'ingegneria, dove c'è la parte di quantum e di super calcolo, quindi anche lì cerchiamo di stare in un bacino dove è più facile trovare collaborazioni e competenze." [p.5; r.180]</p>

Allegato 5 – Protocollo interviste in profondità (Capitolo 3)

La rapida diffusione dell'intelligenza artificiale (IA) sta trasformando in profondità il mercato del lavoro, modificando i profili professionali richiesti e creando nuove esigenze di competenze. L'intervista ha l'obiettivo di esplorare quali strategie pubbliche e private possano favorire una transizione inclusiva ed efficace, capace di sostenere lavoratori e imprese in questa fase di cambiamento. Il fine ultimo è contribuire alla definizione di raccomandazioni di policy per un ecosistema formativo capace di accompagnare imprese e lavoratori nella transizione indotta dall'IA. Tali raccomandazioni costituiranno il capitolo finale di un rapporto commissionato al Politecnico di Torino da Anitec/Assinform sull'utilizzo dell'IA nelle imprese italiane.

Una **prima dimensione** di indagine riguarda **quali competenze vengono formate per l'IA, come e a quali fini**.

Più nello specifico, ci chiediamo quali sono le competenze necessarie per utilizzare IA in contesti organizzativi caratterizzati da sfide strategiche differenti, distinguendo tra competenze verticali e specialistiche, legate allo sviluppo e alla gestione di funzioni tipicamente di line (senza escludere quelle di staff), e competenze trasversali e orizzontali, come le tecniche di prompting.

Un aspetto importante è se la formazione per IA è programmata per cicli, oppure connessa a esigenze di riorganizzazione aziendale (riduzione di personale o per converso assunzioni massive, ristrutturazioni aziendali, M&A, ecc...).

Legato a questo, siamo interessati a conoscere se sull'IA vi sia una formazione di "filiera verticale" dell'azienda, cioè se la formazione venga fatta congiuntamente a propri fornitori (specifici IT oppure di beni e servizi intermedi) e/o clienti, o utilizzando strutture di formazione di propri fornitori e/o clienti [oppure se domande poste a provider di formazione, se la formazione venga fornita verso la filiera]. Il nocciolo della questione è se la formazione avvenga in maniera integrata con altri partner oppure venga erogata specificamente per l'azienda in questione.

Sempre sulla dimensione delle competenze, ci interessa conoscere quanto la progettazione della proposta formativa (chiunque ne sia il provider) è a carnet oppure viene personalizzata sulle esigenze specifiche delle figure formate. Allo stesso modo, e in connessione a quanto sopra, se la formazione è erogata per piccoli gruppi di personale oppure per collettività più vaste, e se viene svolta attraverso progetti formativi brevi o lunghi.

Una **seconda dimensione** di indagine riguarda **modelli, istituzioni e processi di formazione delle competenze aziendali per IA**.

In primo luogo, come background, ci chiediamo quanta formazione IA viene finanziata dall'attore pubblico e quanto dalle aziende private con risorse proprie, e avere per il caso aziendale oggetto dell'intervista informazioni circa la diffusione e distribuzione territoriale di tale formazione.

Ci interessa poi investigare come vengono formate competenze aziendali per IA utilizzando strumenti e approcci messi in campo dalle imprese: dalla creazione di strutture interne dedicate (academy aziendali) a modelli esternalizzati basati su partenariati con università o centri di formazione, all'esternalizzazione a provider dedicati.

Accanto al ruolo del settore privato, vogliamo indagare le leve pubbliche e le strategie di policy necessarie per sostenere questo processo di transizione verso utilizzo IA in azienda: dagli interventi a lungo termine sull'istruzione tecnica e terziaria e la promozione delle discipline STEM, a strategie miste che integrano risorse e competenze di attori pubblici e privati (Fondo Nuove Competenze, Competence Centre, European Digital Innovation Hub). Accanto a questi strumenti, intendiamo analizzare le possibilità di fornire incentivi monetari e/o regolativi per lo sviluppo di competenze legate all'IA.

Ci interessa infine capire **che cosa non abbiamo considerato nell'intervista**, quali possono essere ulteriori aspetti di rilievo che non abbiamo ancora messo a fuoco.