

LOOK  WARD

EDUNext

Nuovi scenari per l'Education
e le competenze nell'era dell'AI



In collaborazione con

LUISS 

Università di Roma

INTESA  SANPAOLO

EDUNext

Nuovi scenari per l'Education
e le competenze nell'era dell'AI



Osservatorio Look4ward, Luiss Research Center for Strategic Change “Franco Fontana” & Intesa Sanpaolo. (2026). *EDUNext: Nuovi scenari per l’Education e le competenze nell’era dell’IA* is licensed under CC BY 4.0.

To view a copy of this license, visit:
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

È dunque possibile riprodurre, distribuire, trasmettere e adattare liberamente dati e analisi, anche a scopi commerciali, a condizione che venga citata la fonte come segue:

Osservatorio Look4ward, Luiss Research Center for Strategic Change “Franco Fontana” & Intesa Sanpaolo. (2026). *EDUNext: Nuovi scenari per l’Education e le competenze nell’era dell’IA*

Il Report è stato redatto dal Team del Centro di Ricerca in Strategic Change “Franco Fontana”,
Luiss Guido Carli.

Si ringrazia il Research Department di Intesa Sanpaolo per aver curato il Capitolo 1 “Il contesto nazionale: IA, a che punto siamo?”

Ricercatori Team del Centro di Ricerca in Strategic Change “Franco Fontana” (in ordine alfabetico):

Angelo Baccelloni
Paola Belingheri
Chiara Bellini
Federico Ceschel
Lorenza Gerardi
Maria Isabella Leone
Federico Mancini

Elaborazioni statistiche:
Prof.ssa Diletta Topazio

Coordinamento e supervisione dello studio:
Prof.ssa Lucia Marchegiani

Direzione scientifica:
Prof. Paolo Boccardelli
Prof. Enzo Peruffo

Ricercatori Team Research Department di Intesa Sanpaolo:
Stefania Trenti
Serena Fumagalli

Gruppo di lavoro Intesa Sanpaolo:
Gianni Cavallina
Corrado Lucifora

Prefazione

“

“Il Report dell’**Osservatorio Look4ward** nasce dalla consapevolezza che l’Intelligenza Artificiale rappresenta una trasformazione tecnologica, oltre ad una **sfida globale**, educativa e culturale, che richiede **alleanze strategiche tra Istituzioni, Università e Aziende**. La Ricerca “**EDUNext. Nuovi scenari per l’Education e le competenze nell’era dell’AI**” evidenzia come l’adozione dell’AI necessiti di formazione continua, su competenze tecniche, tese a supportare l’utilizzo di questa nuova tecnologia, ed anche su **competenze trasversali** che diventano tra le più prioritarie. L’AI richiede personalità solide in grado di coordinarla e una riflessione profonda su nuovi modelli educativi e formativi, capaci di accompagnare persone e organizzazioni in una delle più **grandi trasformazioni del nostro tempo**. In un contesto caratterizzato da una **crecente complessità**, continui e rapidi cambiamenti e nuove sfide globali, diventa fondamentale investire in percorsi formativi capaci di integrare tecnologia e Soft Skill, mantenendo la **centralità dell’individuo**, promuovendo un **Ecosistema dell’Education** aperto, collaborativo, orientato al futuro e alla gestione della complessità”

”

Elisa Zambito Marsala

Responsabile Education Ecosystem and Global Value Programs
Intesa Sanpaolo

“

“L’intelligenza artificiale rende ancora più evidente una responsabilità centrale della didattica: formare persone capaci di apprendere, decidere e collaborare in ambienti sempre più aumentati dalla tecnologia. Le competenze trasversali non possono essere considerate un esito indiretto dei percorsi formativi, ma devono essere progettate, allenate e valutate come parte integrante dell’apprendimento e dell’integrazione uomo-macchina. EDUNext si colloca in questa prospettiva, contribuendo a ripensare l’Education come spazio in cui la tecnologia diventa occasione per rafforzare l’intelligenza umana, progettando percorsi formativi che preservino l’autonomia cognitiva dei discenti e ne garantisca la sostenibilità nel tempo.”

”

Enzo Peruffo

Prorettore per la Didattica e Direttore del Centro di Ricerca in Strategic Change “Franco Fontana”
Luiss Guido Carli

Indice

Introduzione 10

1 Il contesto nazionale: IA a che punto siamo? 14

- 1.1 La diffusione dell'IA tra gli individui 15
- 1.2 La diffusione dell'IA tra le imprese 18
- 1.3 Un approfondimento sulle imprese italiane 21

2 La visione dei top manager — trasformazione reale, sfide strutturali e valore umano nell'era dell'IA 24

- 2.1 Dall'adozione all'integrazione: una trasformazione asimmetrica 28
- 2.2 Le precondizioni sistemiche: tutto ciò che deve esistere prima 30
- 2.3 La metamorfosi delle competenze: dalla memoria al giudizio 32
- 2.4 Leadership nell'era agentiva: dal decisore al frame-setter 36
- 2.5 L'ecosistema della formazione: una leva condizionata 39
- 2.6 Le tensioni strutturali che il corpus non risolve 43
- Riferimenti bibliografici 44

3 La visione degli HR Manager 45

- 3.1 Analisi descrittiva 46
- 3.2 Cluster analysis 51
- 3.3 Evoluzione dei profili di adozione dell'IA: confronto con lo studio effettuato nel Report 2025 54

4 Uso dell'IA, apprendimento e agency negli studenti 56

- 4.1 Variabili Dipendenti Psicometriche 58
- 4.2 Risultati della ricerca sperimentale 60

5 IA nell'education K-12: scuola, pedagogia e condizioni di adozione 76

- 5.1 Premessa 77
- 5.2 La rilevanza strategica del K12 nell'AI Education" 77
- 5.3 Framework di riferimento internazionale: le nuove competenze nell'era dell'IA 79
- 5.4 Fase 1: Il Modello IA-Ed K-12 89
- 5.5 Fase 2: Analisi di casi: esperienze d'uso dell'IA nei contesti educativi K-12 94
- 5.6 Implicazioni per il modello concettuale 101
- 5.7 Casi primari 102
- 5.8 Implicazioni e buone pratiche 110

6 Il Modello GENIALE: una teoria evidence-based dell'Augmented Learning 121

Introduzione

L'intelligenza artificiale (IA) sta entrando rapidamente nei contesti di studio e di lavoro, trasformando non solo i processi produttivi e organizzativi, ma anche il modo in cui le persone accedono alla conoscenza, apprendono e prendono decisioni.

In questo scenario, la questione centrale non riguarda soltanto l'adozione delle tecnologie, bensì la capacità dei sistemi educativi e delle organizzazioni di sviluppare competenze adeguate a un mondo sempre più caratterizzato dall'interazione tra esseri umani e sistemi tecnici.

Le evidenze raccolte dall'Osservatorio Look4ward indicano che la diffusione dell'intelligenza artificiale sta procedendo più rapidamente rispetto all'evoluzione delle competenze e dei modelli formativi chiamati a sostenerla. Da questo disallineamento emerge un nuovo divario tra tecnologia, capitale umano e infrastrutture educative, che rischia di limitare il pieno potenziale trasformativo dell'IA.

Il progetto **“EDUNext. Nuovi scenari per l'Education e le competenze nell'era dell'IA”** nasce con l'obiettivo di comprendere come questa trasformazione stia ridefinendo il rapporto tra apprendimento, lavoro e conoscenza. Attraverso un disegno di ricerca mixed-method – che integra interviste a CEO, una survey rivolta agli HR manager, un esperimento condotto su studenti, e interviste al sistema scolastico – il report analizza come l'intelligenza artificiale stia modificando i fabbisogni di competenze, i processi di apprendimento e i modelli educativi, con un focus particolare sul ruolo delle imprese come attori attivi nel ridisegno della formazione e nello sviluppo del capitale umano. L'approfondimento sul segmento K-12 è utile a cogliere come tali trasformazioni si radichino nei contesti in cui si formano le competenze di base e si definiscono le prime modalità di interazione tra individui e tecnologie.

I risultati della ricerca in corso offrono già un segnale concreto dell'emergere di un nuovo paradigma di apprendimento – Augmented Learning – in cui l'intelligenza artificiale non sostituisce l'intelligenza umana, ma ne amplifica le capacità, ponendo al centro lo sviluppo di competenze di IA literacy, di collaborazione uomo-macchina e di giudizio critico.

L'integrazione dell'IA nei processi di apprendimento non produce effetti uniformi, ma rivela un'efficacia selettiva in funzione della complessità del compito, con un rischio reale di dipendenza cognitiva quando il supporto tecnologico tende a sostituire anziché potenziare il giudizio autonomo.

Questa tensione tra potenziamento e sostituzione non riguarda solo i contesti di apprendimento avanzato, ma emerge già nelle fasi iniziali della formazione, rendendo evidente come tali dinamiche si manifestino anche nei sistemi educativi. Nei contesti scolastici – in particolare nel segmento K-12 – l'IA si inserisce, difatti, in una traiettoria di cambiamento già in atto, caratterizzata da una crescente attenzione alla personalizzazione dei percorsi, all'integrazione delle competenze digitali nei curricula e allo sviluppo di approcci pedagogici più interdisciplinari. In tale contesto, le tecnologie di IA possono fungere da abilitatore di ambienti di apprendimento più differenziati e progressivi, rendendo osservabili e misurabili dimensioni dell'apprendimento prima affidate prevalentemente all'esperienza del docente. Allo stesso tempo, l'introduzione dell'IA nei contesti educativi solleva interrogativi rilevanti: la possibilità di delegare alcune attività cognitive ai sistemi algoritmici può comportare rischi di semplificazione dei processi educativi, mentre la fragilità delle infrastrutture e una governance digitale non uniforme possono limitarne l'efficacia e contribuire ad amplificare le disuguaglianze esistenti.

Le evidenze raccolte dal progetto EDUNext suggeriscono che il valore dell'intelligenza artificiale nei processi di apprendimento non sia automatico né uniforme. Dipende dalla complessità del compito, dal profilo dell'utente e dal design dell'interazione. Per interpretare tali dinamiche, la ricerca propone il Modello **genIAle EDUNext**, un framework per progettare ecosistemi educativi capaci di integrare IA e intelligenza umana in modo selettivo, generativo e responsabile. Elaborando ulteriormente rispetto al Report IA-Augmented Human Job, il Modello **genIAle EDUNext**

interpreta l'**Augmented learning** come capacità sistemica di orchestrare l'uso selettivo dell'IA nei contesti educativi, massimizzando supporto cognitivo nei task complessi e preservando agency umana nei task semplici.

Questi risultati rendono ancora più urgente la sfida strutturale: il futuro dell'education dipende dalla capacità di costruire un nuovo ecosistema di collaborazione tra sistemi formativi, imprese e istituzioni, capace di sviluppare competenze tecniche, cognitive ed etiche che consentano di integrare l'intelligenza artificiale in modo critico, selettivo e consapevole.

Il contesto internazionale: un'agenda che corre più veloce delle evidenze

L'attuale trasformazione guidata dall'IA si sviluppa all'interno di un contesto caratterizzato da profonde discontinuità tecnologiche, economiche e geopolitiche, che stanno ridefinendo le condizioni competitive, le priorità strategiche delle organizzazioni ed i modelli organizzativi (World Economic Forum, 2025). In questo scenario, l'IA non rappresenta soltanto una nuova tecnologia, ma una infrastruttura abilitante che si intreccia con temi di sovranità tecnologica, sicurezza dei dati, autonomia strategica, accesso alle competenze e controllo delle infrastrutture digitali (OECD, 2024; European Commission, 2024).

Il fenomeno può essere interpretato anche attraverso la lente delle pressioni istituzionali, poiché governi, mercati, sistemi regolativi, ecosistemi tecnologici e dinamiche competitive esercitano pressioni crescenti sulle organizzazioni affinché sviluppino nuove capacità di adattamento, innovazione e apprendimento (DiMaggio & Powell, 1983; Scott, 2014). Le organizzazioni non si trovano quindi semplicemente ad adottare strumenti IA, ma a ripensare le strutture, i processi decisionali, le competenze e gli stili di leadership in risposta a un ambiente istituzionale sempre più complesso e dinamico (Teece, 2007; OECD, 2023).

All'interno di questa trasformazione, un ruolo cruciale è assunto dagli ecosistemi educativi e formativi,

chiamati a fronteggiare una crescente tensione tra la velocità dell'innovazione tecnologica e la capacità di evoluzione dei modelli di apprendimento. Università, scuole, centri di ricerca, sistemi di formazione professionale e organizzazioni sono infatti coinvolti in un processo di ridefinizione delle competenze, dei linguaggi e delle modalità attraverso cui preparare e formare gli individui e le organizzazioni ad operare in contesti caratterizzati da crescente complessità, automazione e collaborazione Human-IA (UNESCO, 2023; World Economic Forum, 2025).

Il disallineamento che EDUNext intende misurare non è un fenomeno italiano. È una dinamica strutturale riconosciuta a livello globale, che le principali istituzioni internazionali stanno cercando di governare con strumenti ancora in costruzione. L'UNESCO ha adottato nel 2023 le prime Linee Guida sull'IA nell'Education, chiedendo agli Stati membri di sviluppare framework nazionali entro il 2025. La Commissione Europea ha stanziato oltre 1 miliardo di euro nell'ambito del Digital Education Action Plan (2021–2027) per l'integrazione delle competenze digitali e dell'IA nei sistemi formativi. L'IA Act europeo (Reg. UE 2024/1689), entrato in applicazione nel 2024, classifica i sistemi IA nei contesti educativi tra quelli ad alto rischio, imponendo obblighi di trasparenza, supervisione umana e valutazione d'impatto.

Sul piano della ricerca internazionale, i principali report degli ultimi due anni convergono su tre segnali coerenti: la rapidità dell'adozione degli strumenti IA tra studenti e lavoratori; la lentezza con cui i sistemi formativi si adattano; e la scarsità di evidenze empiriche rigorose sull'effetto cognitivo reale di questa interazione. Il World Economic Forum stima che entro il 2027 oltre il 40% delle competenze lavorative sarà ridefinito dall'IA; McKinsey Global Institute documenta che il 60% dei lavoratori nei paesi avanzati svolge già almeno un terzo delle proprie attività con strumenti IA-assisted. Eppure la ricerca sull'impatto di questa trasformazione sui processi di apprendimento resta frammentata e spesso basata su auto-dichiarazioni, non su evidenze sperimentali.

Secondo il CEDEFOP, l'Italia è tra i paesi europei con il più alto divario tra domanda di competenze digitali avanzate e offerta formativa strutturata. Il Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza ha stanziato risorse significative per la transizione digitale, ma la

questione non è solo di investimento: è di modello. I dati di questa ricerca suggeriscono che non si tratta di formare di più, ma di formare in modo radicalmente diverso — progettando l'interazione uomo-IA come oggetto pedagogico, non come strumento neutro da adottare. La questione non riguarda esclusivamente l'acquisizione di competenze tecniche, ma investe la capacità degli ecosistemi educativi di sviluppare competenze critiche, interpretative, collaborative e decisionali, necessarie per governare sistemi intelligenti sempre più diffusi nei processi organizzativi e sociali (OECD, 2021; UNESCO, 2024). In questo senso, la trasformazione IA rende evidente la necessità di una maggiore integrazione tra sistemi educativi, organizzazioni ed ecosistemi dell'innovazione, al fine di ridurre il disallineamento tra evoluzione tecnologica, fabbisogni professionali e capacità di adattamento istituzionale (European Commission, 2023; World Economic Forum, 2025).

In tale prospettiva, la trasformazione IA assume anche una rilevanza strategica rispetto alla competitività dei sistemi economici nazionali. La capacità di sviluppare competenze avanzate, infrastrutture digitali, ecosistemi dell'innovazione e modelli efficaci di collaborazione tra le università, le imprese e le istituzioni rappresenta infatti un elemento sempre più centrale per la resilienza, l'attrattività e la sostenibilità competitiva dei Paesi nel lungo periodo (OECD, 2024; European Commission, 2024). La competizione non riguarda più soltanto le organizzazioni, ma la capacità dei sistemi-Paese di costruire ecosistemi in grado di sostenere l'apprendimento, l'innovazione e l'adattamento tecnologico.

È in questo spazio — tra l'urgenza dell'agenda politica e la scarsità di evidenze empiriche rigorose — che si colloca il contributo originale del progetto EDU-Next. Mentre il dibattito internazionale si concentra prevalentemente su governance e adozione, questa ricerca sposta la domanda a un livello più profondo: cosa succede dentro il processo cognitivo quando si introduce il supporto di un sistema intelligente? Il potenziamento che tutti assumono è reale, universale — oppure è condizionale, dipendente dalla complessità del compito e dal design dell'interazione? È all'interno di questa cornice che si colloca il presente report, il quale interpreta la trasformazione IA non come fenomeno esclusivamente tecnologico, ma come processo sistemico che coinvolge simultaneamente dimensioni istituzionali, strategiche, organizzative, culturali e formative.

Lo studio adotta un disegno metodologico mixed-method, che integra diverse fonti empiriche e livelli di analisi:

- 1. Analisi di scenario competitivo: panel di interviste in profondità con CEO.** Le interviste sono rivolte a leader d'impresa e a figure chiave dell'ecosistema economico, con l'obiettivo di ricostruire la visione strategica delle organizzazioni sull'impatto dell'Intelligenza Artificiale. Il protocollo di indagine esplora in particolare come l'IA sta ridefinendo i modelli di business e di leadership, i processi decisionali, la natura della conoscenza nelle imprese, nonché le implicazioni per il futuro del lavoro e per il rapporto tra imprese e sistemi educativi.
- 2. Analisi dei processi organizzativi: survey rivolta agli HR manager.** L'indagine quantitativa analizza come le imprese stanno traducendo l'adozione dell'IA nei processi organizzativi e nelle politiche di gestione e sviluppo del capitale umano. Campione stratificato per settore, area e dimensione; somministrazione CAWI a 600 soggetti in target, febbraio–marzo 2026. La survey rileva il grado di diffusione delle tecnologie di IA nei diversi ambiti aziendali, i fabbisogni emergenti di competenze, i principali divari tra domanda e offerta di competenze e le strategie di upskilling e reskilling adottate dalle imprese per sostenere la trasformazione digitale.
- 3. Analisi dell'impatto sull'apprendimento individuale: esperimento condotto su discenti.** La componente sperimentale analizza come l'interazione con agenti di IA influenzi i processi di apprendimento e di problem solving. L'esperimento consente di osservare in modo controllato l'impatto dell'IA su variabili quali la qualità delle performance, il carico cognitivo, la trasparenza percepita, l'autonomia decisionale, la motivazione e la fiducia nelle proprie scelte, con l'obiettivo di comprendere in quali condizioni l'IA supporta realmente lo sviluppo delle capacità cognitive e quando, invece, favorisce forme di dipendenza cognitiva. Design fattoriale 3x2 (tre condizioni di supporto: controllo / IA / IA+Umano; due livelli di complessità del task) con misurazione di 12 costrutti psicologici e comportamentali su scala Likert.
- 4. Approfondimento sul sistema educativo:** analisi del segmento K-12. La ricerca integra un focus dedicato ai contesti scolastici, volto a comprendere come l'intelligenza artificiale stia influenzando le pratiche didattiche, i modelli pe-

dagogici e i processi di apprendimento nelle fasi iniziali della formazione. L'analisi combina la revisione della letteratura e lo studio di casi, con l'obiettivo di individuare le condizioni abilitanti e i principali fattori critici per un'integrazione efficace dell'IA nei sistemi educativi. Il framework interpretativo combina la letteratura di policy e i contributi pedagogici con un'analisi qualitativa basata su interviste a istituzioni scolastiche e stakeholder dell'ecosistema educativo.

I risultati indicano come l'intelligenza artificiale stia rapidamente ridefinendo le modalità di accesso alla conoscenza e i processi di apprendimento, ma anche come il suo utilizzo possa generare nuove tensioni tra efficienza operativa e sviluppo delle capacità critiche delle persone. Emerge con forza la necessità di sviluppare modelli educativi e formativi capaci di integrare l'uso delle tecnologie con il rafforzamento del giudizio umano, dell'autonomia decisionale e delle competenze riflessive.

Il rapporto si articola in sei capitoli:

Il Capitolo 1

analizza la diffusione dell'IA in Italia, mettendo a confronto dati nazionali ed europei, con focus su settori e dimensioni aziendali, ed evidenzia i principali fattori abilitanti e ostacoli all'adozione. Per queste elaborazioni si ringrazia il Research Department Intesa Sanpaolo.

Il Capitolo 2

presenta la prospettiva dei top manager, con una lettura delle interviste qualitative a CEO e manager, che offrono uno sguardo diretto sulle trasformazioni in corso, tra aspettative, barriere e pratiche emergenti.

Il Capitolo 3

riporta la prospettiva di chi organizza e gestisce il capitale umano, illustrando i risultati di un'indagine quantitativa condotta su un campione 600 HR manager, rappresentativo del tessuto imprenditoriale italiano, approfondendo traiettorie di adozione, aree applicative, effetti sull'organizzazione del lavoro e bisogni formativi.

Il Capitolo 4

illustra i risultati dell'analisi sperimentale su un campione di discenti, che consente di commentare i cambiamenti in atto nelle traiettorie di utilizzo di IA e di apprendimento, con particolare riferimento alla delega e al rischio di decadimento cognitivo.

Il Capitolo 5

propone i risultati di interviste qualitative a un campione di istituti scolastici. Il campione è stato costruito per massimizzare la varietà contestuale: sono rappresentati istituti tecnico-professionali, licei scientifici e classici, scuole secondarie di primo grado, scuole paritarie con progetto educativo esplicito e scuole internazionali con curriculum IB. Le scuole si distribuiscono geograficamente tra il centro-nord (Veneto, Emilia-Romagna, Toscana, Lazio) e la Sardegna, includendo sia contesti urbani dotati di infrastrutture digitali adeguate, sia realtà periferiche con criticità

Il Capitolo 6

propone il modello GENIALE EDUnext, con raccomandazioni concrete per favorire un'adozione inclusiva, sostenibile ed efficace dell'IA, valorizzando il capitale umano e promuovendo un ecosistema dell'education collaborativo pubblico-privato.

1

Il contesto nazionale: IA a che punto siamo?¹

L'intelligenza artificiale rappresenta uno degli ambiti tecnologici a maggiore rilevanza strategica per il rafforzamento della competitività del sistema produttivo.

La sua diffusione incide sia sull'organizzazione dei processi aziendali sia sulle competenze richieste, con effetti potenziali sulla produttività e sulle scelte di investimento delle imprese.

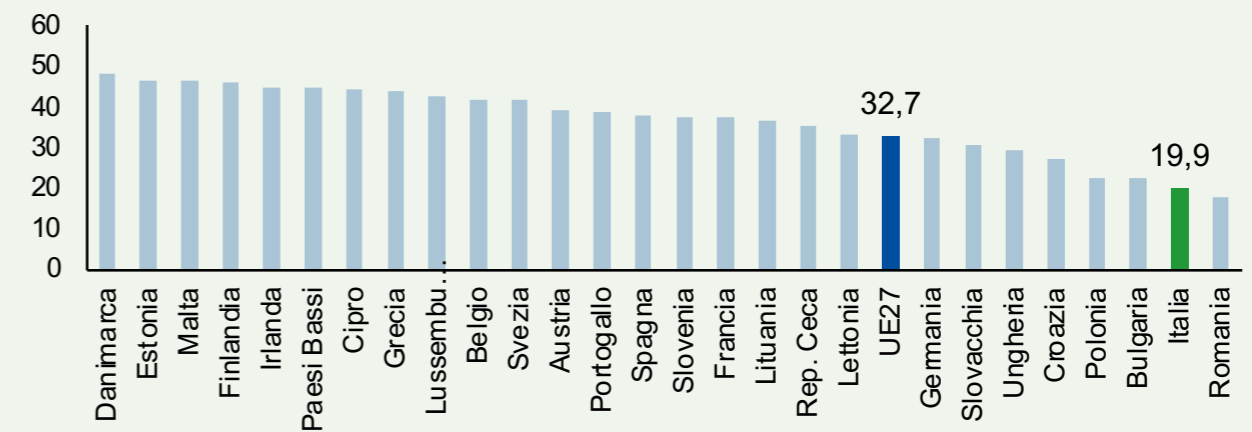
Le statistiche Eurostat relative al 2025 consentono di analizzare lo stato dell'arte della diffusione e utilizzo dell'intelligenza artificiale sia tra gli individui che tra le imprese, confrontando il posizionamento italiano nel panorama europeo.

1.1 La diffusione dell'IA tra gli individui

Analizzando l'utilizzo di strumenti di **intelligenza artificiale generativa tra gli individui** nei 27 paesi dell'Unione Europea emerge il netto ritardo italiano. Il nostro Paese, con una percentuale del 20%, si po-

siziona al penultimo posto nel ranking europeo, circa 13 punti percentuali in meno rispetto alla media dell'UE27 che si attesta al 33%.

Fig. 1.1- L'utilizzo di IA generativa tra gli individui nei paesi europei (%), 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

¹ Il testo è stato redatto da Serena Fumagalli e Stefania Trenti, Intesa Sanpaolo Research Department

Il **gap italiano** nei confronti dell'UE è più ampio per quanto riguarda l'utilizzo dell'intelligenza artificiale per scopi privati nell'attività quotidiana (12,8% versus 25,1%), ma rimane evidente anche quando si osservano altri ambiti di applicazione, sia al lavoro (8% versus 15,1%), sia nell'ambito della formazione (6,4% versus 9,4%).

L'utilizzo di strumenti di IA generativa varia in funzione dell'età, con una maggiore propensione al ricorso a queste soluzioni innovative tra le fasce più giovani della popolazione. In Italia, in particolare, quasi la metà dei giovani tra i 16 e i 24 anni e il 31,4%

degli individui nella fascia 25-34 indica di aver utilizzato l'intelligenza artificiale generativa negli ultimi 3 mesi, con percentuali poi più basse per gli altri gruppi di età.

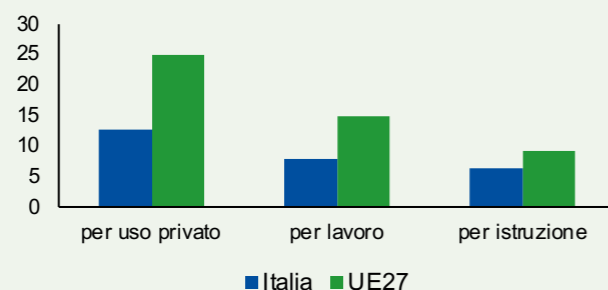
Quasi il 60% degli studenti utilizza l'IA, confermando una diffusione più ampia nelle fasce più giovani della popolazione; seguono occupati (22%), disoccupati (17,3%) e pensionati (4,9%). Il confronto con i dati europei mostra il ritardo italiano in tutte le classi di età e per stato occupazionale.

Sono soprattutto gli individui con **livelli di istruzione più elevati** che indicano un maggior uso di sistemi di IA generativa (il 35% in Italia e il 49% in Europa), mentre per tipologia di attività spiccano in particolare i **professionisti ICT** (il 56,8% in Italia e il 72,7% nell'UE).

L'IA generativa è dunque utilizzata soprattutto da giovani studenti. Tra gli adulti, si evidenzia un maggior sfruttamento di sistemi avanzati di IA per individui che godono di un livello di istruzione più elevato e che sono occupati nell'ambito ICT. I dati italiani segnalano un ritardo rispetto alla media europea per tutte le variabili considerate.

Tra le ragioni principali del **non utilizzo di sistemi di intelligenza artificiale emerge la mancanza di necessità** (circa il 43% degli individui), seguita dall'incapacità di utilizzo (13,8%) e, a distanza, da preoccupazioni legate a privacy e sicurezza; solo il 3% dichiara di non conoscere l'esistenza dell'IA. Lo stesso ranking si osserva a livello europeo.

Fig. 1.2- L'utilizzo di IA generativa negli ultimi 3 mesi per obiettivo (%), 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

Fig. 1.5 e 1.6 - L'utilizzo di IA generativa negli ultimi 3 mesi per livello di istruzione (%) e per tipologia di attività (%), 2025

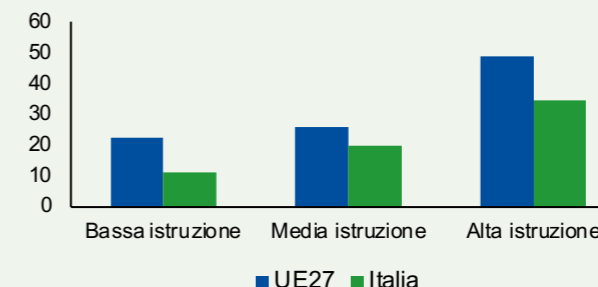
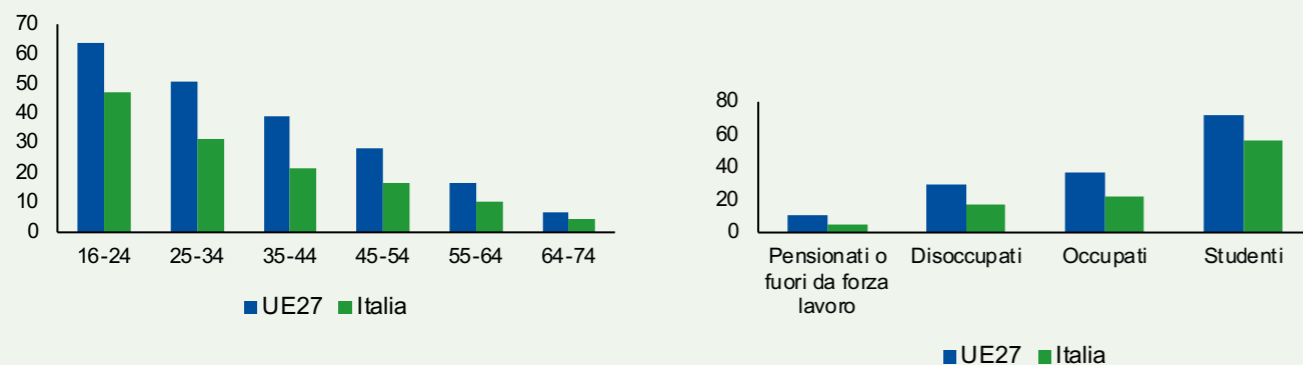
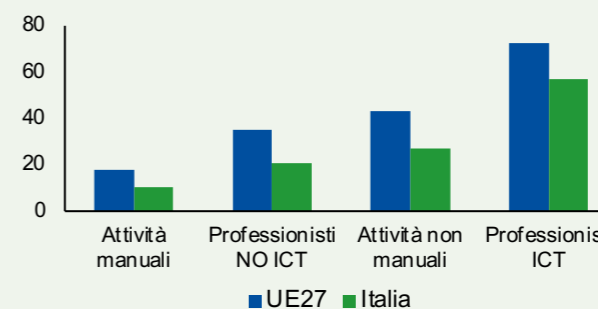


Fig. 1.3 e 1.4 - L'utilizzo di IA generativa negli ultimi 3 mesi per fasce di età (%) e per stato occupazionale (%), 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat



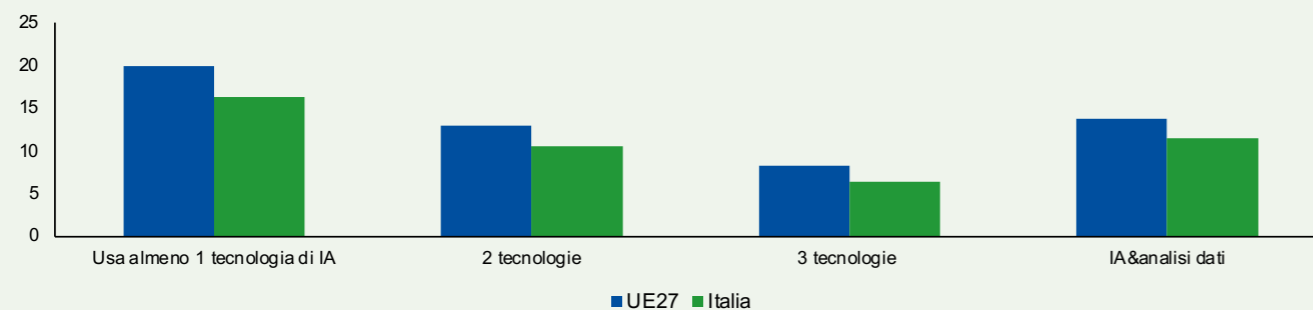
Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

1.2 La diffusione dell'IA tra le imprese²

Lo studio delle statistiche Eurostat sulla diffusione dell'IA tra le imprese – che, oltre ai sistemi di IA generativa, include anche altre applicazioni come il machine learning, l'automazione dei flussi di lavoro, i

robot autonomi - consente sia di analizzare lo stato di avanzamento nella sua adozione negli ultimi anni, sia di confrontare i risultati italiani rispetto agli altri paesi europei.

Fig. 1.7 - Quota % di imprese che utilizza sistemi di Intelligenza Artificiale, Italia vs. UE 27, anno 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

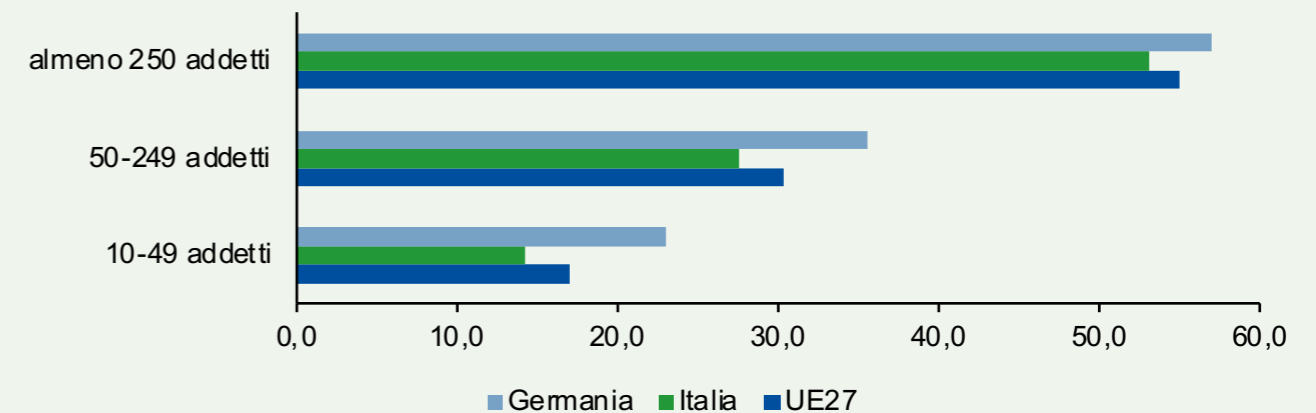
L'adozione di tecnologie di intelligenza artificiale tra le imprese italiane è in significativa accelerazione: nel 2025 la quota di imprese che dichiara di utilizzarle è raddoppiata rispetto al 2024, raggiungendo il 16,4% ed evidenziandone la progressiva applicazione come strumento a supporto delle attività lavorative. Nonostante il miglioramento, i livelli di diffusione restano inferiori a quelli osservati a livello di UE 27, dove la percentuale si attesta su valori pari al 20%.

Questo risultato restituisce solo in parte la complessità del fenomeno, poiché non consente di distinguere tra un utilizzo più strutturato ed evoluto di soluzioni di IA - che prevede una maggiore pervasività della tecnologia tra i processi aziendali, con effetti anche più marcati sulla trasformazione in atto - rispetto invece a soluzioni legate più alla produttività del singolo individuo. L'impatto sulle imprese può infatti essere molto differente nel caso di un utilizzo di sistemi di IA che automatizzano processi

aziendali, rispetto a quello di un utilizzo della tecnologia per supportare l'attività del singolo dipendente (ad esempio il riassunto di report, la traduzione di materiale, la predisposizione di documentazione). Questa distinzione diventerà sempre più importante per cogliere anche gli effetti sulla produttività del lavoro.

Per provare a rappresentare questa complessità, è possibile analizzare **la percentuale di imprese che adotta 2 o 3 soluzioni di intelligenza artificiale** (fattore che segnala un utilizzo più strutturato delle tecnologie) oppure considerare quante imprese **adottano l'IA e svolgono anche analisi dei dati** (elemento che può indicare, anche in questo caso, un utilizzo più articolato delle innovazioni). Per entrambi gli indicatori, le percentuali di diffusione italiane si abbassano rispetto a quelle relative all'adozione di una sola tecnologia IA: il 10,6% e il 6,5 % delle imprese adotta rispettivamente 2 e 3 tecnologie di intelligenza artificiale, mentre solo l'11,5% indica un utilizzo combinato con l'analisi dei dati.

Fig. 1.8 - Quota % di imprese che utilizza almeno una tecnologia di Intelligenza Artificiale nel 2025, confronto Italia, Germania e UE27



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

Questi risultati, pur confermando il gap italiano nei confronti dell'UE, ne evidenziano anche un lieve ridimensionamento, indicando come un utilizzo più strutturato ed efficiente sia più simile tra imprese italiane ed europee.

È interessante evidenziare come, accanto a chi ha già adottato soluzioni di intelligenza artificiale, vi sia **un 9,4% di imprese italiane che dichiara di aver preso in considerazione l'utilizzo dell'IA**, pur non avendola ancora introdotta. Questo segmento segnala l'esistenza di un bacino potenziale di adozione ancora significativo e rappresenta un fattore chiave per valutare la possibilità di un progressivo riallineamento dell'Italia rispetto ai Paesi leader.

Le evidenze mostrano chiaramente come la **dimensione aziendale** rivesta un ruolo centrale nella diffusione dell'intelligenza artificiale. Le imprese di maggiori dimensioni presentano livelli di adozione sensibilmente più elevati rispetto alle piccole, con-

fermando come le risorse organizzative, finanziarie e di competenze costituiscano un presupposto rilevante per l'introduzione di tecnologie avanzate. Oltre la metà delle grandi imprese, sia in Italia che nell'UE27, indica di aver adottato almeno una tecnologia di IA.

Le percentuali risultano invece inferiori per le imprese di medie dimensioni e soprattutto per quelle più piccole, con valori pari rispettivamente al 27,6% e 14,2%. Il gap con la UE27 è presente per tutte le classi dimensionali, ma è decisamente più ampio se confrontiamo i risultati con la Germania. La differenziazione dimensionale contribuisce in modo strutturale a spiegare il divario osservato nel confronto internazionale e si riflette anche nella maggiore capacità delle imprese medio grandi e grandi di integrare l'IA in modo più articolato all'interno dei processi aziendali.

² L'analisi fa riferimento ad imprese con almeno 10 addetti, appartenenti a tutti i settori economici escluso quello finanziario e l'agricoltura, salvo diversa indicazione.

In generale, le principali motivazioni per le imprese che non adottano soluzioni di intelligenza artificiale sono le stesse sia per le aziende italiane che quelle europee e riguardano la mancanza di competenze interne in grado di supportare il processo di innovazione e la poca chiarezza circa le conseguenze legali, come ad esempio chi sia il responsabile in caso di danno causato dall'uso dell'IA. Per le imprese italiane, poi, emergono i temi relativi alla disponibilità e qualità dei dati necessari per l'utilizzo delle tecnologie di IA e alla preoccupazione circa la privacy e protezione dei dati.

Agli ultimi posti, sia in Italia che nell'UE, si trovano considerazioni che riguardano l'etica. Solo una piccola percentuale di imprese indica, infine, come la tecnologia di IA non sia considerata utile.

L'importanza di avere competenze adeguate al proprio interno in grado di supportare i processi di inno-

vazione si osserva anche in altri lavori. In un'indagine realizzata dal Research Department di Intesa Sanpaolo³ su un campione di oltre 1.500 imprese manifatturiere e dei servizi avanzati localizzate su tutto il territorio nazionale è emerso infatti come l'adozione di tecnologie avanzate abbia reso necessario prevedere una formazione per il personale adeguata, sia nell'ambito dei processi produttivi che nelle funzioni acquisti, magazzino e logistica. Oltre alla formazione del personale, emerge anche l'impiego di specialisti esterni e l'assunzione di nuovo personale.

L'introduzione di soluzioni innovative può esprimere la sua piena efficacia se accompagnata da un percorso di formazione delle competenze, in modo da coglierne tutti gli aspetti.

1.3 Un approfondimento sulle imprese italiane

Accanto alla dimensione, anche il settore di attività incide in modo significativo sui livelli di diffusione dell'intelligenza artificiale. L'adozione dell'IA risulta infatti marcatamente eterogenea tra comparti, con alcuni settori caratterizzati da una maggiore propensione all'utilizzo di soluzioni avanzate e altri che mostrano livelli di utilizzo ancora contenuti.

In Italia i settori dove è più elevato il ricorso a strumenti di IA, con quasi la metà delle imprese che indicano di utilizzarla, sono quelli dell'informatica e di altri servizi di informazione (che includono anche tutte le società specializzate nella consulenza e progettazione di architetture informatiche) e l'attività di produzione cinematografica, di video e programmi televisivi. Seguono le attività editoriali, le telecomunicazioni, le

attività professionali (studi legali e di commercialisti, studi di ingegneria e architettura), i servizi delle agenzie di viaggio con percentuali comprese tra il 35% e il 40%. Più contenuto l'utilizzo nei settori delle costruzioni, del trasporto e magazzinaggio e nelle utilities.

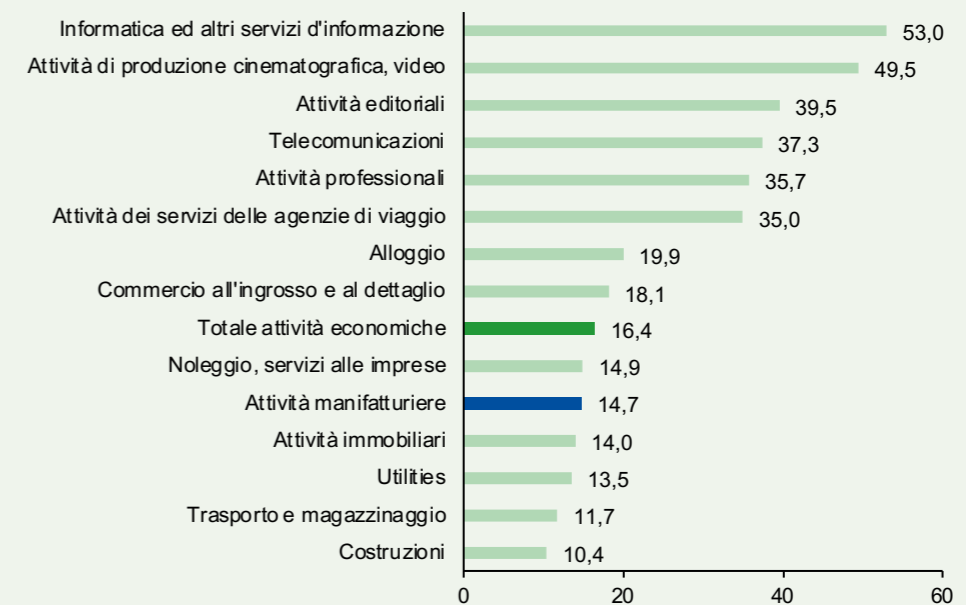
Nell'industria manifatturiera il grado di adozione dell'IA è inferiore rispetto al totale delle attività economiche, con una percentuale pari a circa il 15%. Il settore dell'elettronica spicca, con una percentuale del 28,5%, per livello di adozione di IA, seguito da chimica, farmaceutica, gomma-plastica e prodotti della lavorazione dei metalli non metalliferi, con una quota del 21% circa.

Fig. 1.9 - Quota % di imprese che non utilizzano l'IA per tipologia di motivazioni al non utilizzo, 2025, confronto Italia vs. UE 27



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

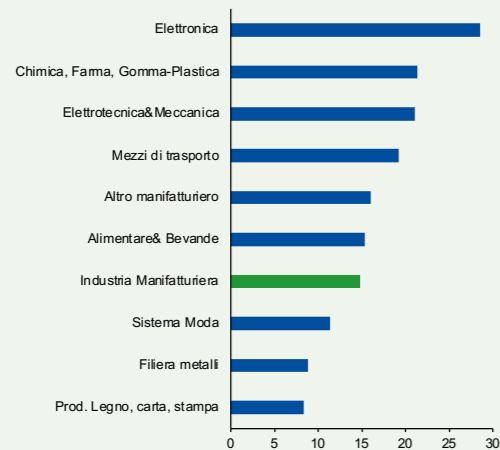
Fig. 1.10 - Quota (%) di imprese in Italia che utilizza almeno una tecnologia di Intelligenza Artificiale per settore, 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Istat

³ Indagine Nazionale Intesa Sanpaolo, BI-REX e SMACT (2024-2025).

Fig. 1.11 - Quota (%) di imprese in Italia che utilizza almeno una tecnologia di Intelligenza Artificiale per settore manifatturiero, 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

Fig. 1.12 - Quota di imprese per tecnologia di Intelligenza Artificiale utilizzata, 2025 (%)



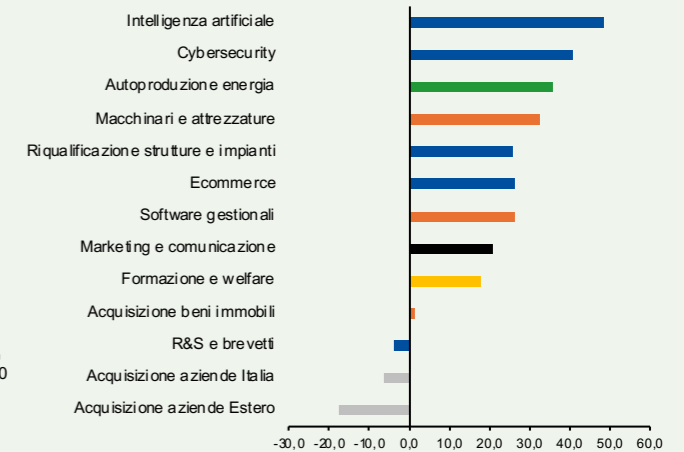
Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Eurostat

Fig. 1.13 - Quota di imprese che utilizzano l'IA per aree aziendali o finalità di adozione, 2025



Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Istat

Fig. 1.14 - Evoluzione attesa degli investimenti per tipologia nel 2026 (saldo di risposte «aumento» e «calo» al netto dei «non so» in % del totale rispondenti)



Fonte: 22ª indagine interna Intesa Sanpaolo su filiali imprese, gestori aziende retail e filiali Agribusiness (Banca dei Territori), GRM e Network Italia (IM CIB), novembre-dicembre 2025

Nel settore della farmaceutica, in particolare, l'IA può essere utilizzata per individuare più velocemente le molecole per la produzione di nuovi farmaci, ottimizzare gli studi clinici (selezionando più rapidamente i pazienti per le sperimentazioni), migliorare il dosaggio dei farmaci e riposizionarli per la cura di altre malattie.

Seguono Elettrotecnica e Meccanica e Mezzi di Trasporto. Sotto la media manifatturiera il sistema moda, la filiera dei metalli e la produzione del legno e della carta.

Sotto il **profilo delle soluzioni adottate**, il text mining (estrazione di conoscenza), che ha come obiettivo quello di trasformare grandi volumi di testo non strutturato (documenti, mail, articoli, recensioni etc.) in dati strutturati, risulta la tecnologia di intelligenza artificiale maggiormente utilizzata dalle imprese, indicata dal 70,8% di esse. Seguono le soluzioni di IA generativa di immagini, video e suoni (42,9%), confermando la fotografia emersa dall'analisi dei settori, che evidenzia come il comparto dell'attività di produzione video e cinematografica sia proprio tra quelli

maggiormente interessati all'adozione di IA. Il 41,3% delle imprese indica di utilizzare IA per il riconoscimento vocale, convertendo la lingua parlata in un formato leggibile dal dispositivo informatico; nel dettaglio, il 37,8% delle aziende segnala di aver utilizzato IA generativa di linguaggio per creare nuovi contenuti (di testo, codici, risposte etc). Seguono, con percentuali più contenute, soluzioni di IA più evolute come il machine e deep learning e le reti neurali (20%), il riconoscimento ed elaborazione di immagini (17,8%) e l'automazione dei flussi di lavoro (17,5%). Solo il 6% dei soggetti indica di utilizzare robot e droni autonomi.

Nel complesso, il principale **ambito di applicazione dei sistemi di IA risulta quello del marketing o vendite**, indicato da un terzo delle imprese, seguito da organizzazione dei processi di amministrazione aziendale (25,7%) e attività di ricerca e innovazione (20%). Seguono i processi di produzione, con una percentuale del 17% circa, la sicurezza ICT (12,1%), la contabilità e il controllo di gestione finanziaria (10,2%) e infine la logistica (6,1%). È però interessante sottolineare le differenze che emergono

dall'analisi per dimensione aziendale. Tra i soggetti di maggiori dimensioni (oltre 250 addetti), il 44% circa delle imprese indica come ambito prevalentemente interessato all'adozione di IA quello della sicurezza ICT, evidenziando la crescente rilevanza di queste tematiche.

Intelligenza artificiale e cyber-security sono tecnologie che sempre più risultano interconnesse e sinergiche, come confermato anche nel Rapporto Clusit⁴ realizzato dall'associazione nazionale sulla sicurezza informatica. L'IA è ormai utilizzata sia in chiave offensiva che difensiva. I cybercriminali la impiegano infatti per rendere più sofisticati phishing e malware e per automatizzare gli attacchi, mentre le imprese la sfruttano per migliorare il rilevamento delle minacce, velocizzare la risposta agli incidenti e ottimizzare le attività di sicurezza. L'IA si configura quindi come un potente acceleratore, capace di potenziare tanto le strategie di attacco quanto quelle di difesa.

La consapevolezza dell'importanza di aumentare la sicurezza informatica emerge anche dai risultati dell'indagine che Intesa Sanpaolo ha realizza-

to tra novembre e dicembre 2025, coinvolgendo un campione di colleghi gestori imprese, che restituisce il sentiment del sistema produttivo su molteplici tematiche. È infatti emerso come, tra i principali investimenti attesi per il 2026, la cyber-security figuri al secondo posto tra le priorità, subito dopo l'intelligenza artificiale.

In generale, i risultati dell'indagine gestori di Intesa Sanpaolo si allineano ai dati dell'indagine nazionale Istat. Riguardo all'utilizzo di soluzioni innovative di intelligenza artificiale, si conferma infatti una diffusione soprattutto nelle grandi imprese, con un maggior ricorso a sistemi meno evoluti: l'IA è utilizzata soprattutto per incrementare la produttività individuale, mentre è meno integrata nei processi aziendali, che implicano anche revisioni dei modelli di business. Questa evidenza si conferma sia analizzando i risultati per dimensione aziendale, sia osservando il dettaglio settoriale. Alcune indicazioni preliminari sulla produttività delle imprese indicano un impatto ancora contenuto, senza rilevanti differenze tra chi utilizza IA in maniera poco evoluta e chi la integra nei processi.

⁴ Rapporto Clusit, sulla Cybersecurity in Italia e nel mondo, 2026

2

La visione dei top manager — trasformazione reale, sfide strutturali e valore umano nell'era dell'IA⁵



Le interviste condotte con CEO e figure apicali di settori e dimensioni molto diversi — dall'alta tecnologia alla finanza pubblica, dalla cultura all'education innovativa, dalla consulenza strategica alla pubblica amministrazione digitale — offrono un punto di vista privilegiato su come i leader interpretano la trasformazione in atto.

Non si tratta di una lettura omogenea. Le narrazioni variano per tono, per urgenza percepita e per grado di maturità organizzativa. Ma alcune tensioni e alcuni messaggi ricorrono con una coerenza che va oltre le specificità settoriali ed è opportuno leggerli come segnali sistemici.

Il corpus qualitativo si distingue dalla componente quantitativa della ricerca non perché offra certezze maggiori, ma perché consente di vedere ciò che il dato numerico non restituisce: il senso che i leader attribuiscono alla trasformazione, i meccanismi che la rendono possibile o la ostacolano, le domande a cui nessuno sa ancora rispondere. È questa profondità interpretativa — irriducibile alla sola misura quantitativa — che giustifica la metodologia scelta e orienta la lettura dell'analisi.

Architettura concettuale del capitolo

La Figura 2.1 seguente illustra la mappa concettuale del capitolo 2 e ne sintetizza la logica interpretativa complessiva. La struttura della mappa è costruita attorno all'idea che la trasformazione legata all'IA non possa essere interpretata come un semplice fenomeno tecnologico, ma come una transizione sistemica che coinvolge simultaneamente assetti organizzativi, competenze, modelli di leadership ed ecosistemi formativi.

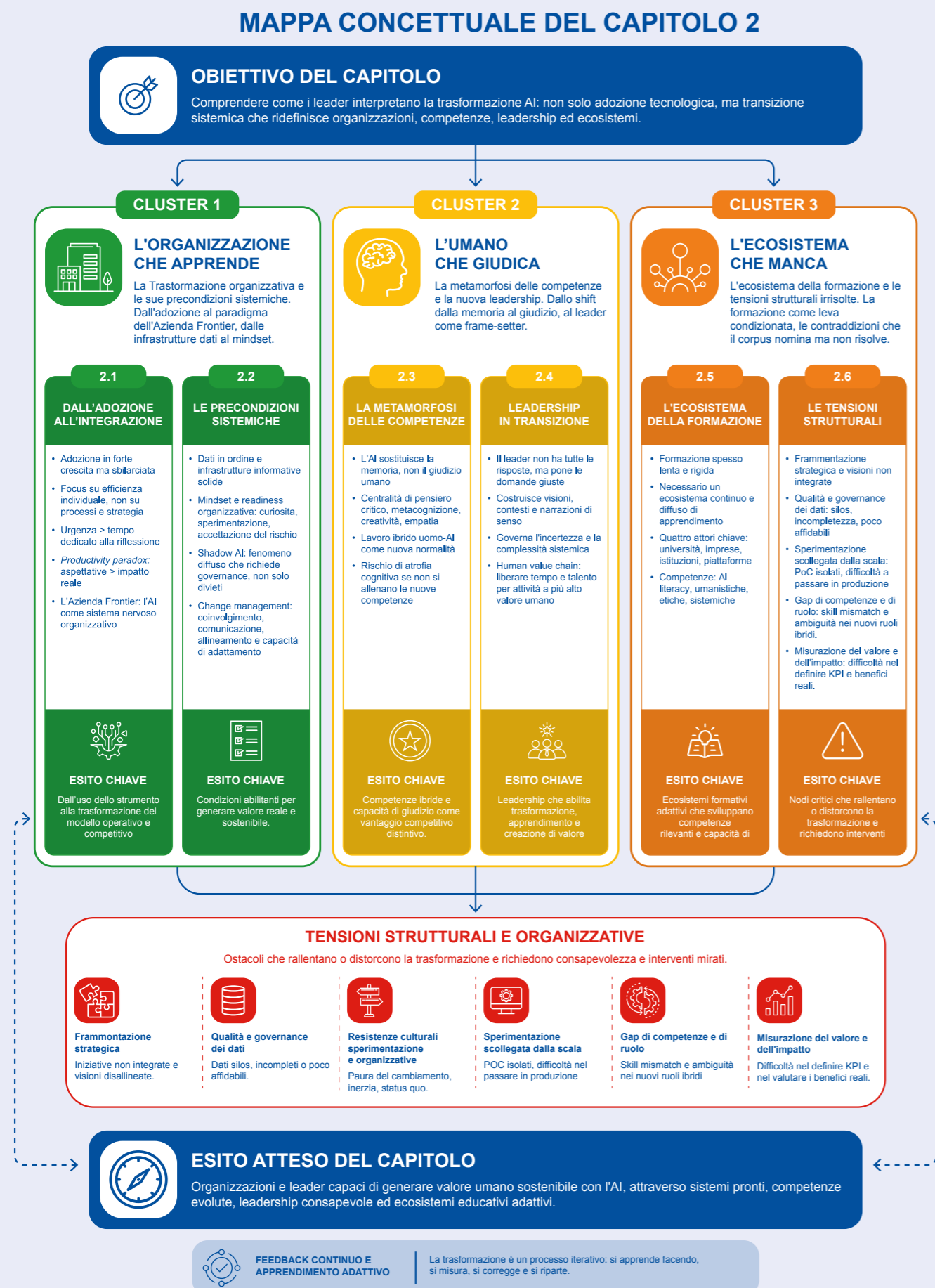
La lettura del capitolo si sviluppa attraverso tre cluster concettuali tra loro interdipendenti. Il primo cluster (L'organizzazione che apprende) analizza le

condizioni organizzative e sistemiche che rendono possibile l'integrazione dell'IA nei processi aziendali, evidenziando il passaggio dall'adozione tecnologica alla trasformazione organizzativa. Il secondo cluster (L'umano che giudica) si concentra invece sulla metamorfosi delle competenze e sul ruolo della leadership, mostrando come il valore umano si sposti progressivamente dalla memoria e dall'esecuzione verso capacità di giudizio, interpretazione e costruzione di senso. Il terzo cluster (L'ecosistema che manca) approfondisce infine le tensioni strutturali che rallentano la trasformazione, mettendo in evidenza il ruolo cruciale degli ecosistemi della formazione, della governance dei dati e dei nuovi fabbisogni di competenze.

Trasversalmente ai tre cluster emergono alcune tensioni organizzative ricorrenti — frammentazione strategica, qualità dei dati, resistenze culturali, difficoltà di scalabilità, gap di competenze e problemi di misurazione del valore — che rappresentano ostacoli strutturali alla piena realizzazione del potenziale trasformativo dell'IA. La mappa, pertanto, non svolge soltanto una funzione descrittiva, ma offre una guida di lettura del capitolo, evidenziando le connessioni tra i diversi temi trattati e la natura iterativa e multidimensionale della trasformazione in corso.

⁵ Il testo è stato redatto da Chiara Bellini, Federico Ceschel, Lucia Marchegiani

Fig. 2.1 — La visione dei top manager: trasformazione reale, sfide strutturali e valore umano nell'era dell'IA



Nota metodologica

L'analisi qualitativa presentata in questo capitolo si basa su un corpus di trentadue interviste in profondità condotte tra dicembre 2025 e aprile 2026 con figure apicali del mondo aziendale, istituzionale, accademico e associativo. Il campione è stato costruito in modo intenzionale, con l'obiettivo di intercettare prospettive diverse sulla trasformazione delle competenze, del lavoro e dei modelli formativi nell'era dell'intelligenza artificiale. Le interviste hanno coinvolto CEO, rettori, direttori HR, responsabili dell'innovazione, esponenti della pubblica amministrazione, rappresentanti di fondazioni culturali, business school, società di consulenza, gruppi industriali e istituzioni internazionali.

Ne deriva un corpus eterogeneo, ma coerente con la natura del fenomeno indagato: una trasformazione che attraversa imprese, università, pubbliche amministrazioni, editoria, cultura, finanza, tecnologia e sistemi educativi. Il disegno della ricerca adotta un approccio di Grounded Theory Costruttivista (Charmaz, 2012), particolarmente adatto quando l'obiettivo non è testare ipotesi ma comprendere come i partecipanti costruiscono il senso di una trasformazione in atto. Tutte le citazioni e i riferimenti ai partecipanti sono rigorosamente anonimizzati.

Approfondimento metodologico — L'approccio CGT e il disegno dell'analisi qualitativa

Approfondimento metodologico — L'approccio CGT e il disegno dell'analisi qualitativa

La Grounded Theory Costruttivista (Charmaz, 2012) è un approccio di ricerca qualitativa che mira a generare teoria dal dato empirico attraverso un processo iterativo di raccolta e analisi. A differenza della Grounded Theory classica (Glaser & Strauss, 1967), l'approccio costruttivista riconosce che i codici e le categorie non sono «scoperti» nei dati, ma co-costruiti nell'interazione tra ricercatore e materiale empirico — una posizione epistemologica che valorizza la riflessività del processo analitico.

Il processo si è sviluppato in tre fasi successive. Nella codifica aperta, ogni trascritto è stato riletto attribuendo codici concettuali a segmenti di testo significativi,

con attenzione deliberata a preservare elementi inattesi rispetto al framework preesistente. Nel focused coding, i codici più ricorrenti e analiticamente potenti sono stati aggregati in sette categorie tematiche. Nel theoretical coding, le relazioni tra categorie sono state formalizzate in tre costrutti: Augmented Human Value, Systemic Readiness, Educational Ecosystem Transformation. L'analisi si è completata con una revisione critica incrociata dell'intero corpus, finalizzata a verificare la saturazione tematica e a identificare tensioni irrisolte e lacune strutturali (Strauss & Corbin, 1990).

Charmaz, K. (2012). *Constructing grounded theory: A practical guide through qualitative analysis (Repr)*. Sage. — Glaser, B., & Strauss, A. (1967). *The Discovery of Grounded Theory*. Aldine. — Strauss, A., & Corbin, J. M. (1990). *Basics of qualitative research: Grounded theory procedures and techniques*. Sage Publications, Inc.

2.1 Dall'adozione all'integrazione: una trasformazione asimmetrica

I dati indicano un'adozione in rapido aumento, sebbene significativamente sbilanciata: prevale nelle grandi aziende e nei settori più innovativi, spesso limitata a miglioramenti della produttività personale senza modificare in modo sostanziale i processi organizzativi. È una trasformazione reale, seppur parziale. Le interviste la confermano e l'arricchiscono con una dimensione che il dato quantitativo non restituisce. La consapevolezza del cambiamento è alta, spesso molto alta, ma raramente si traduce in una visione strategica coerente su come governarlo (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Davenport & Mittal, 2023).

I leader descrivono un'IA che entra prepotentemente nelle organizzazioni — nei processi, nei flussi documentali, nelle abitudini di lavoro quotidiane — ma viene affrontata come una questione operativa e tecnica, mentre le sue implicazioni più profonde restano in secondo piano. Il risultato è un paradosso che attraversa quasi tutte le narrazioni. Più l'urgenza percepita aumenta, meno tempo si investe nel gestirla con la profondità che richiederebbe. La comprensione è presente e viene riconosciuta da chi guida la trasformazione digitale di un'istituzione pubblica; tuttavia, l'implementazione procede lentamente. È un'osservazione che riecheggia il cosiddetto «productivity paradox» dell'IA (Brynjolfsson et al., 2017): le aspettative precedono l'impatto misurabile di anni.

I dati indicano un'adozione in rapido aumento, sebbene significativamente sbilanciata: prevale nelle grandi aziende e nei settori più innovativi, spesso limitata a miglioramenti della produttività personale senza modificare in modo sostanziale i processi organizzativi. È una trasformazione reale, seppur parziale. Le interviste la confermano e l'arricchiscono con una dimensione che il dato quantitativo non restituisce. La consapevolezza del cambiamento è alta, spesso molto alta, ma raramente si traduce in una visione strategica coerente su come governarlo (Brynjolfsson & McAfee, 2016; Davenport & Mittal, 2023).

I leader descrivono un'IA che entra prepotentemente nelle organizzazioni — nei processi, nei flussi documentali, nelle abitudini di lavoro quotidiane — ma viene affrontata come una questione operativa e tecnica, mentre le sue implicazioni più profonde restano in secondo piano. Il risultato è un paradosso che attraversa quasi tutte le narrazioni. Più l'urgenza perce-

pta aumenta, meno tempo si investe nel gestirla con la profondità che richiederebbe. La comprensione è presente e viene riconosciuta da chi guida la trasformazione digitale di un'istituzione pubblica; tuttavia, l'implementazione procede lentamente. È un'osservazione che riecheggia il cosiddetto «productivity paradox» dell'IA (Brynjolfsson et al., 2017): le aspettative precedono l'impatto misurabile di anni.

L'Azienda Frontier come nuovo paradigma competitivo

Le narrazioni più avanzate del corpus descrivono qualcosa di diverso dall'adozione di uno strumento, cioè la trasformazione dell'IA in un sistema nervoso organizzativo. In questa prospettiva, l'IA non affianca i processi, ma diventa parte dell'infrastruttura decisionale diffusa — abilitando il monitoraggio continuo, un ciclo di apprendimento accelerato e una capacità di adattamento in tempo reale (Teece, 2007).

Un top manager di un grande player tecnologico formula questo paradigma con una precisione che non lascia spazio a interpretazioni confortanti. La strategia cessa di essere meramente deliberata e formalizzata all'interno di un piano strategico e fluisce progressivamente nell'assetto organizzativo, incorporandosi nei processi, nei ruoli decisionali e nei meccanismi di coordinamento. L'obiettivo non è più «dove competo e come vinco», ma quanto velocemente si riesce ad apprendere dal presente e ad innovare le architetture strategico-organizzative ed i relativi meccanismi operativi. A partire da questa narrativa — e dalla sua convergenza con altri elementi del corpus — l'analisi propone il costrutto di Azienda Frontier come categoria teorica emergente: un'organizzazione il cui vantaggio competitivo non risiede nella qualità dei piani, ma nella velocità del ciclo segnale-decisione-esecuzione-apprendimento. Il termine richiama volutamente il linguaggio dei frontier models — i modelli IA più avanzati — per indicare le organizzazioni che non si limitano ad adottare quella tecnologia, ma ne fanno il principio strutturante del proprio agire strategico. Non è una tassonomia definitiva, bensì è uno strumento analitico per distinguere, all'interno del corpus, le organizzazioni che hanno attraversato una soglia qualitativa da quelle che ancora si muovono entro la

logica dell'adozione incrementale. Come tale, va inteso come contributo interpretativo di questa ricerca, radicato nei dati e connesso alla letteratura sulle dynamic capabilities (Eisenhardt & Martin, 2000; Teece et al., 1997), ma non ancora validato come categoria stabile nella letteratura di management.

Questo non è uno scenario speculativo. Lo stesso interlocutore descrive la realtà attuale dei propri team: strutture ibride in cui esseri umani e agenti algoritmici lavorano in parallelo e/o integrato, in cui il ruolo del manager non è più quello di decidere, ma di definire il framework entro cui le decisioni vengono prese. Il rapporto numerico tra agenti e dipendenti umani — oggi di poche decine per persona nelle organizzazioni avanzate — è destinato a crescere di ordini di grandezza. Alcune organizzazioni già esistenti fatturano centinaia di milioni di euro con pochissimi dipendenti e un ecosistema di agenti. La distanza dal paradigma Frontier che la maggior parte delle imprese italiane deve ancora percorrere non è tecnologica bensì culturale, cognitiva e strategica.

«Il limite non è la tecnologia, ma il mindset, la cultura e quello che le persone riescono a fare. Le organizzazioni che capiscono questo partono da un punto completamente diverso.»

Evidenza dal campo — Il paradosso dell'implementazione e gli anti-pattern ricorrenti

Ricerche recenti documentano con crescente precisione il fenomeno che la letteratura chiama «productivity paradox» dell'IA generativa. Brynjolfsson e colleghi (2023) stimano che la maggior parte delle organizzazioni che investono in soluzioni IA non ottiene benefici misurabili dall'implementazione — non per ragioni tecnologiche, ma per mancanza di condizioni organizzative e culturali abilitanti. Il risultato è coerente con la più ampia letteratura sulle tecnologie general purpose (Brynjolfsson et al., 2017): l'impatto si distribuisce in modo molto asimmetrico e richiede co-investimenti in competenze e riorganizzazione per manifestarsi pienamente.

Dalle narrazioni emergono tre anti-pattern ricorrenti. Il primo è la «promozione dell'IA»: l'adozione come segnale reputazionale piuttosto che come risposta a problemi reali, senza un metodo per identificare dove l'IA produce effettivamente valore. Il secondo

è il «face washing»: iniziative visibili all'esterno che non modificano i processi interni, usate per comunicare innovazione senza realizzarla. Il terzo è il formativo senza artefatti: programmi di awareness che informano senza che le persone tornino al lavoro con qualcosa di concreto su cui applicare ciò che hanno imparato (cfr. Davenport & Mittal, 2023).

La regola operativa più precisa emersa dal corpus: l'IA va applicata quando l'output atteso ha senso che sia probabilistico. Se deve essere deterministico, l'IA non è lo strumento giusto. La chiarezza su questo discrimine è tanto cruciale quanto la qualità degli strumenti stessi.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). Generative IA at Work. NBER Working Paper 31161. — Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). Artificial intelligence and the modern productivity paradox. In Agrawal et al. (Eds.), The Economics of Artificial Intelligence. University of Chicago Press. — Davenport, T. H., & Mittal, N. (2023). All-in on IA. HBR Press.

2.2 Le precondizioni sistemiche: tutto ciò che deve esistere prima

Il dato più ricorrente nelle narrazioni dei leader è anche quello più sistematicamente ignorato nel dibattito pubblico sull'intelligenza artificiale: l'IA non produce valore automaticamente. La sua efficacia dipende da condizioni che devono essere poste in essere prima e che, nella maggior parte delle organizzazioni italiane, non sono ancora presenti in modo strutturato. Queste condizioni operano su cinque dimensioni — illustrate nella Figura 2.2 — e la loro assenza determina il fallimento delle iniziative IA più ambiziosamente annunciate.

Il prerequisito invisibile: i dati in ordine

Le organizzazioni che affrontano i progetti IA più ambiziosi scoprono di non disporre delle basi informative necessarie per realizzarli. Database frammentati, tassonomie incoerenti, archivi costruiti nel tempo senza logiche standardizzate. La direttrice gestiona-

le di un'importante istituzione culturale lo formula in modo chiaro e diretto: non siamo pronti perché i dati non sono in ordine. Non si tratta di una criticità marginale. È un ostacolo strutturale che rende qualsiasi investimento in IA prematuramente costoso e spesso inefficace. La qualità del dato — la sua coerenza, la sua organizzazione semantica, la sua accessibilità — è una precondizione tecnica e istituzionale per l'adozione.

Alcune organizzazioni hanno già avviato il lavoro necessario, rendendosi conto di quanto sia costoso. Un'importante azienda di servizi spiega che il suo primo anno di transizione verso l'IA è stato dedicato quasi esclusivamente alla pulizia e alla normalizzazione dei propri dati. Un lavoro poco visibile, difficile da comunicare internamente, ma assolutamente un prerequisito per qualsiasi applicazione intelligente. La maturità IA di un'organizzazione non si misura solo dagli strumenti adottati, ma anche dalla qualità dell'infrastruttura informativa su cui quegli strumenti operano (Zuboff, 2020).

Figura 2.2 — Le cinque dimensioni del Systemic Readiness nell'era IA.

- 1 **Infrastruttura dei dati**
Qualità, coerenza e accessibilità del patrimonio informativo come prerequisito tecnico di ogni progetto IA efficace
- 2 **Cultura e mindset**
Capacità delle persone di attraversare l'incertezza, accettare il cambiamento e sviluppare un approccio critico agli strumenti
- 3 **Assetto organizzativo**
Ruoli, processi e strutture ridisegnati per integrare agenti algoritmici e supervisione umana in team ibridi efficaci
- 4 **Governance procedurale-istituzionale**
Framework di responsible IA, accountability decisionale e doppia responsabilità — per l'adozione e per la non-adozione
- 5 **Velocità di apprendimento adattivo**
La capacità di comprimere il ciclo segnale-decisione-esecuzione-apprendimento: la dimensione che distingue l'organizzazione Frontier

Fonte: elaborazioni Intesa Sanpaolo su dati Istat

L'habitus della shadow IA: dalla scuola al lavoro

Un secondo fattore strutturale, raramente tematizzato nel dibattito pubblico, riguarda il modo in cui i divieti scolastici sull'uso dell'IA producono un habitus culturale che si trasferisce inalterato nei contesti lavorativi (Bourdieu, 1990). Un direttore di un'agenzia pubblica per la trasformazione digitale lo formula con precisione: il giovane che ha imparato a scuola a nascondere l'uso degli strumenti IA entra in azienda con lo stesso atteggiamento. Non sviluppa competenze di utilizzo critico e consapevole, bensì pratiche di occultamento. Il risultato è la shadow IA, un uso diffuso ma sommerso, che non è né governato né integrato nei processi e non genera apprendimento organizzativo (Silic et al., 2025).

«Se il giovane ha la mentalità della shadow IA perché a scuola ha paura di usarla, nell'organizzazione ha paura di usarla. Ci ritroviamo con un uso diffuso ma sommerso, che non possiamo governare né valorizzare.»

La risposta non è il divieto, che si è rivelato inefficace e controproducente. È l'integrazione consapevole, fin dai primi cicli di formazione, di un approccio che insegna a usare questi strumenti in modo critico. Una proposta emersa dall'analisi è radicale nella sua semplicità: consentire l'uso degli strumenti IA durante le valutazioni, spostando l'oggetto della valutazione dalla risposta al processo — dalla memoria al giudizio.

«Più una cosa è urgente, più ci dobbiamo prendere tempo. La fretta nell'adozione dell'IA non è un'alleata — è la strada più veloce per sprecare risorse e creare resistenze che poi costano il doppio.»

Il change management prima della tecnologia

Le narrazioni dei leader mostrano con chiarezza che il principale collo di bottiglia nell'adozione dell'IA non è tecnologico. È la capacità delle persone e delle organizzazioni di cambiare il modo in cui lavorano, di accettare che i processi debbano essere ripensati in profondità, di attraversare una fase di incertezza prima di arrivare a un utilizzo fluido e consapevole degli strumenti (Kotter, 2012). Le narrazioni convergono su una traiettoria quasi universale, cioè paura iniziale, comprensione progressiva, accettazione, utilizzo. Un percorso non lineare che richiede investimenti in change management prima ancora che in tecnologia.

La responsabile della formazione di una grande organizzazione italiana sintetizza questa evidenza con efficacia: la formazione è una leva potentissima, ma non è la formazione a trasformare l'organizzazione. Abilita le persone, è uno strumento a disposizione del people management. Se quest'ultimo non crea le condizioni organizzative abilitanti, la formazione genera frustrazione. A tutte le persone vengono mostrate le possibilità senza che possano realizzarle.

Un terzo elemento riguarda la responsabilità per la mancata adozione. Contrariamente alla narrativa prevalente, che si concentra sui rischi dell'adozione prematura, alcune narrazioni introducono con forza il tema della responsabilità per omissione. La governance dell'IA non è solo una questione di come adottarla in modo sicuro, ma anche di quando. Il ritardo comporta costi organizzativi e competitivi reali che le organizzazioni, troppo spesso, non contabilizzano. Questa doppia responsabilità — per l'adozione e per la non-adozione — rappresenta un cambio di paradigma nella logica della governance dell'IA.

Approfondimento teorico — Dynamic capabilities e Systemic Readiness nell'era IA

Il concetto di *dynamic capabilities* — introdotto da Teece, Pisano e Shuen (1997) e sviluppato da Eisenhardt e Martin (2000) — descrive la capacità di un'organizzazione di integrare, costruire e riconfigurare competenze interne ed esterne in risposta a contesti che cambiano rapidamente. A differenza delle capacità operative, le *dynamic capabilities* abilitano l'organizzazione a cambiare ciò che fa e come lo fa, sostenendo processi di adattamento, evoluzione e riconfigurazione strategica in relazione all'ambiente competitivo (Cristofaro, Helfat & Teece, 2025).

Il costrutto di *Systemic Readiness* che emerge dall'analisi può essere letto come una specificazione di tale concetto nell'era IA. Le cinque dimensioni illustrate in Figura 2.3 — infrastruttura dei dati, cultura e mindset, assetto organizzativo, governance procedurale-istituzionale e velocità di apprendimento adattivo — sono i prerequisiti di questa capacità adattiva. La quinta dimensione è il contributo più originale del corpus

alla letteratura sul readiness organizzativo: non basta avere le condizioni strutturali; ciò che distingue l'organizzazione Frontier è il tempo che intercorre tra la percezione di un segnale e la capacità di rispondervi con un cambiamento operativo.

Un elemento aggiuntivo che il corpus introduce è la simmetria della responsabilità manageriale. La letteratura tradizionale sulla governance IA si concentra sui rischi dell'adozione: Zollo e Winter (2002) hanno teorizzato che il cambiamento deliberato richiede investimento esplicito nell'apprendimento. Il corpus aggiunge che anche la non-adozione deliberata è una scelta con costi reali — e che la leadership matura riconosce e governa entrambe le direzioni del rischio.

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). *Dynamic capabilities and strategic management*. *Strategic management journal*, 18(7), 509-533. — Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2017). *Dynamic capabilities: what are they?*. *The SMS Blackwell handbook of organizational capabilities*, 341-363. — Zollo, M., & Winter, S. G. (2002). *Deliberate learning and the evolution of dynamic capabilities*. *Organization science*, 13(3), 339-351.

2.3 La metamorfosi delle competenze: dalla memoria al giudizio

Se c'è un elemento che accomuna le narrazioni dei leader più riflessivi, è la reazione quasi istintiva a ridimensionare la narrativa della sostituzione. Non per ottimismo, ma per una consapevolezza concreta di ciò che l'IA fa bene e di ciò che non sa fare. Le interviste mettono in luce una distinzione che vale la pena esplicitare, non tutte le competenze umane sono ugualmente esposte all'avanzamento dell'IA. Alcune sono temporaneamente al sicuro perché la tecnologia non le ha ancora raggiunte. Altre lo sono per ra-

gioni strutturali, in quanto operano in contesti in cui la relazione causa-effetto è indeterminata, non esistono pattern su cui addestrare un algoritmo e il valore nasce dall'interpretazione e non dal calcolo (Raisch & Krakowski, 2021; Wilson & Daugherty, 2018).

«Nell'85% dei casi, l'output dell'agente è superiore, più veloce e costa meno. Quello che conta è quel 15% — ma bisogna essere molto chiari su quale sia e investire in profondità esattamente lì.»

Questa quantificazione non demolisce la tesi dell'irriducibilità umana — lo stesso interlocutore la usa per rafforzarla — ma la riformula in modo decisivo. Non si tratta di proteggere una vasta area di competenze umane dalla sostituzione algoritmica, bensì di identificare con precisione dove si concentra quel 15% e di investire in profondità sulle competenze che presidiano quel spazio. La risposta formativa richiesta cambia di natura, non di estensione della copertura, bensì di intensità dell'approfondimento.

Potere informativo e ambiguità decisionale

Una distinzione concettuale emersa con forza dal corpus è quella tra potere informativo e ambiguità decisionale. L'IA espande enormemente il primo e consente di accedere a quantità di informazioni e di scenari che nessun essere umano potrebbe elaborare da solo. Non riduce la seconda — anzi, per certi versi, l'amplifica, perché moltiplicare le alternative disponibili non aiuta a scegliere tra di esse. L'IA possiede grandi capacità di generare nuovi casi, diverse possibilità e varie alternative, ma poi l'essere umano deve entrarci dentro e lavorarci.

«L'esperienza, che prima era memoria, non è più memoria. È la capacità di risolvere l'ambiguità, di definire cos'è giusto e cos'è sbagliato in un contesto che la macchina non conosce né può conoscere.»

Questa distinzione ha implicazioni profonde per la definizione di ciò che è irriducibile. Non si tratta solo di creatività, empatia, intelligenza emotiva — il repertorio classico delle soft skill. Si tratta di una competenza metacognitiva, cioè capire che cos'è assoluto, che cos'è probabilistico e che cos'è improbabile tra gli scenari che l'IA propone con la stessa sicurezza. Ed è esattamente quella che i sistemi formativi faticano maggiormente a sviluppare, perché richiede di abituare le persone a convivere con l'incertezza anziché eliminarla.

Lo shift dalla memoria al giudizio

Un argomento convergente attraversa quasi tutte le narrazioni, formulato in modi diversi ma con la stessa struttura. Il sistema formativo deve smettere di privilegiare la memoria e iniziare a privilegiare il giudizio. Il contenuto disciplinare non perde di senso, ma cambia funzione, non è più informazione da immagazzinare, ma strumento per allenare la capacità di ragionamento. La storia non si studia per conoscere le date, ma per sviluppare il *pattern recognition* a lungo termine. La matematica non si studia per eseguire calcoli, ma per sviluppare la capacità di impostare correttamente un problema.

«Io mi sono laureato quasi interamente grazie alla memoria. Tutto un grande sforzo, invece, è cercare di stimolare le persone a sviluppare il giudizio — perché è quello che gli servirà. Il resto lo fa la macchina meglio di loro.»

Questo cambiamento non è una novità teorica, viene intuito da decenni nei dibattiti pedagogici. Ma l'IA lo rende urgente e irrimandabile. In un contesto in cui le risposte sono disponibili in pochi secondi su qualunque piattaforma conversazionale, il valore unico dell'essere umano non sta nell'avere la risposta, ma nel sapere quale domanda porre, come valutare la risposta ricevuta, come situarla nel contesto che la macchina non conosce. Un responsabile di un'impresa tecnologica globale lo formula in modo radicale: un bambino delle elementari non ha bisogno di studiare la storia per conoscerla — ha bisogno di studiarla per imparare a risolvere i problemi di ambiguità informativa che si troverà a gestire in futuro.

«Nel mondo digitale abbiamo tutta l'acqua che possiamo cercare, ma riuscire a distinguere l'acqua potabile dall'acqua fangosa è una delle competenze più importanti. E questa non si impara dall'IA — si impara nonostante l'IA.»

Il divario metacognitivo: una biforcazione cognitiva strutturale

La democratizzazione dell'accesso agli strumenti IA comporta un paradosso strutturale che la retorica dell'inclusione tecnologica tende a oscurare. Non è l'accesso a creare il divario, ma la qualità dell'uso. Chi usa l'IA in modo strategico — come strumento per formulare domande migliori, costruire interpretazioni più dense, navigare tra ambiguità irrisolvibili — acquisisce una leva moltiplicativa sulle proprie capacità. Chi la usa come oracolo — delegando la risposta senza sviluppare il giudizio — perde capacità cognitive per inutilizzo. La biforcazione è autoamplificante: chi parte avvantaggiato cognitivamente usa l'IA in modo più sofisticato, aumentando ulteriormente il vantaggio; chi parte svantaggiato la usa passivamente, depotenziando ulteriormente le proprie risorse.

«Stiamo assistendo a una democratizzazione delle conoscenze, ma nello stesso tempo a una crescente centralità delle competenze all'interno di tutti i mestieri. Avere accesso non basta: bisogna saper fare qualcosa di quella conoscenza.»

Questo rischio ha implicazioni dirette sui sistemi formativi. La cosiddetta «rivincita degli umanisti» — la riduzione delle asimmetrie di competenza abilitata dai language model, accessibili a tutti in linguaggio naturale — è reale ma parziale. Un'alta dirigente di un'organizzazione complessa osserva che chi ha una formazione umanistica, capace di formulare buone domande e di articolare i problemi con precisione, è avvantaggiato nell'era dei modelli linguistici. Ma questo vantaggio si concretizza solo se accompagnato dalla capacità metacognitiva di valutare criticamente gli output ricevuti.

La metamorfosi professionale e il bridge problem

Le narrazioni descrivono con precisione come i profili professionali stiano cambiando forma. Non sostituzione, ma ridefinizione. Il professionista tecnico che diventa esperto di casi d'uso, il coder che si trasforma in supervisore degli output algoritmici, l'operatore di produzione che diventa gestore del modello digitale del proprio processo. In tutti questi casi la traiettoria non è dalla competenza all'obsolescenza, ma dalla specializzazione verticale all'ibridazione — la capacità di integrare domini diversi diventa essa stessa la competenza più preziosa (Frey & Osborne, 2017).

Emerge tuttavia una lacuna strutturale che il corpus non risolve, il problema del bridge. Non chi fa i lavori nuovi — i profili IA-augmented sono già identificabili — ma come si costruisce il raccordo tra i lavori che vengono eliminati e quelli che emergono. Il pensiero

prevalente nelle organizzazioni più avanzate è assumere sul mercato chi ha già le competenze nuove e lasciare che chi non si adatta trovi spazio altrove. Ma questa logica produce una transizione priva di apprendimento, in cui il costo dell'adattamento ricade

interamente sulle persone più esposte. Costruire quel bridge — dentro le organizzazioni, non solo come politica pubblica — è la responsabilità che il corpus individua, ma che poche organizzazioni stanno ancora affrontando con la serietà che richiede.

Approfondimento teorico — Il Problema di Bloom e il divario metacognitivo.

In un esperimento diventato classico nella ricerca pedagogica, Benjamin Bloom (1984) dimostrò che la tutorship individuale one-to-one produce risultati di apprendimento superiori del 98% rispetto all'istruzione frontale tradizionale. Il cosiddetto «Problema di Bloom» riguarda il costo proibitivo di questo tipo di formazione in quanto nessun sistema educativo può permettersi di fornire a ogni studente un tutor dedicato. I modelli IA agentici aprono per la prima volta la possibilità di scalare la tutorship individualizzata a costi accessibili (VanLehn, 2011). Un agente può rispondere alle domande di ogni studente in qualunque momento, adattare il percorso alle lacune individuali, restituire al docente un quadro aggregato delle difficoltà più ricorrenti — permettendo di concentrare il tempo dell'insegnante sulle interazioni che richiedono davvero presenza umana.

Il divario metacognitivo rappresenta il rischio opposto e altrettanto strutturale. Kruger e Dunning (1999) hanno documentato che l'incapacità metacognitiva si autoriproduce. Chi parte svantaggiato cognitiva-

mente fatica a riconoscere i propri limiti e a colmarli. Nell'era IA, questo rischio si amplifica per due ragioni concorrenti. Chi usa gli strumenti IA passivamente perde capacità cognitive per non-uso (Sparrow et al., 2011). Chi li usa strategicamente acquisisce una leva moltiplicativa. Il risultato è una forbice che si allarga nel tempo, non una livellazione — un esito che la retorica della democratizzazione IA tende sistematicamente a oscurare.

Bloom, B. S. (1984). The 2-sigma problem: The search for methods of group instruction as effective as one-to-one tutoring. Educational researcher, 13(6), 4-16. — Kruger, J., & Dunning, D. (1999). Journal of Personality and Social Psychology. Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments, 77(6), 1121-1134. — Sparrow, B., Liu, J., & Wegner, D. M. (2011). Google effects on memory: Cognitive consequences of having information at our fingertips. science, 333(6043), 776-778. — VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. Educational psychologist, 46(4), 197-221.

Evidenza dal campo — Il reskilling anticipatorio: metamorfosi professionale in atto

Uno dei casi più documentati nel corpus riguarda una grande organizzazione finanziaria che ha assunto, nell'arco di due anni, circa mille profili tecnici altamente specializzati — ingegneri informatici e sviluppatori software — per rafforzare la propria capacità tecnologica interna. A distanza di due anni dall'assunzione, la stessa organizzazione ha avviato un percorso di reskilling anticipatorio per quegli stessi profili, non perché siano diventati obsoleti, ma perché la direzione dei loro ruoli è cambiata: l'IA generativa ha automatizzato una parte significativa del coding che

era il loro compito primario, spostando il valore verso la supervisione degli output, la progettazione dei casi d'uso, la governance dei sistemi.

Questo caso illustra due principi operativi rilevanti. Il ciclo di vita delle competenze si è compresso a pochi anni — in alcuni segmenti tecnici a mesi. Il reskilling più efficace è quello anticipatorio, progettato prima che l'obsolescenza diventi urgente. In un'altra organizzazione del corpus, questa logica ha prodotto un programma formativo di quattro mesi a piena retribuzione — «paghiamo le persone per tornare a studiare» — che ha convertito figure operative in analisti funzionali di casi d'uso, con esiti molto superiori ai programmi di retraining post-obsolescenza.

2.4 Leadership nell'era agentiva: dal decisore al frame-setter

Il tema della leadership, nell'era agentiva, assume una centralità che va ben oltre la retorica manageriale. Le interviste convergono su un'idea che ribalta molte assunzioni consolidate. Il leader efficace non è quello con la maggiore competenza tecnica sugli strumenti IA, ma quello con la maggiore capacità di

costruire i contesti in cui le persone — e gli agenti — possono lavorare bene insieme (Day et al., 2014). Questa capacità passa attraverso l'ascolto, la creazione di fiducia, la progettazione di spazi di sperimentazione sicura, la chiarezza su quali decisioni restano irriducibilmente umane.

Figura 2.3 — La transizione del ruolo manageriale nell'era IA.



Fonte: elaborazione da analisi qualitativa delle interviste.

Dal decisore al frame-setter

La trasformazione più radicale descritta nel corpus riguarda la natura stessa del ruolo manageriale (si veda la Figura 2.3). Il leader era la persona che ascoltava, confrontava, sceglieva. Nell'era dei team ibridi, questa funzione sta cambiando in modo significativo. Le decisioni nei workflow operativi vengono sempre più prese dagli agenti algoritmici, che operano secondo framework definiti. Il ruolo del manager diventa quello di progettare quel framework — di definire il contesto della decisione, non di prenderla caso per caso.

«Il leader non è più una persona che decide: è una persona che deve definire il contesto della decisione — in quale ambito, in quale framework la decisione viene presa. È un ruolo che non aveva precedenti precisi nella storia del management.»

Questa trasformazione non è solo organizzativa, ma anche cognitiva. Il frame-setter deve prevedere quali decisioni è opportuno delegare agli agenti e quali invece richiedono necessariamente l'intervento umano. È importante che sappia progettare sistemi decisionali, non solo adottare decisioni. Deve comprendere abbastanza l'IA da sapere dove i suoi output sono affidabili e dove richiedono una supervisione critica. È, in sintesi, ciò che alcune narrazioni chiamano «system designer» — una figura che non ha precedenti precisi nella storia del management. In questa prospettiva, la questione centrale non riguarda soltanto la capacità dell'IA di supportare o migliorare il processo decisionale, ma anche il modo in cui responsabilità e accountability delle decisioni supportate dall'IA vengono attribuite e presidiate all'interno dell'organizzazione (Rezaei, Pironti & Quaglia, 2024).

Il paradosso del CEO conservativo

Una delle osservazioni più dirompenti rispetto alla narrativa dominante sulla trasformazione dell'IA proviene da un esperto di leadership con ampia esperienza diretta come C-level. Contrariamente all'immagine del CEO visionario e pioniere che alimenta il dibattito pubblico, chi incontra regolarmente i vertici delle grandi organizzazioni descrive una figura strutturalmente conservativa. Il CEO che conosce l'azienda nel profondo, che ne ha costruito le dinamiche culturali, che è misurato sui risultati a breve termine è — per definizione — il meno incentivato a mettere in discussione ciò che funziona.

Questo paradosso ha implicazioni serie per chi teorizza trasformazioni top-down. Se il CEO è il principale agente del cambiamento e, strutturalmente, conservativo, chi guida la trasformazione? Il corpus

non offre una risposta univoca, ma individua alcune dinamiche parziali, quali la funzione HR come motore interno, la pressione del mercato e la spinta dei profili più giovani e dei middle manager innovatori. Nessuna di queste è sufficiente da sola. Ed è questa assenza di un agente del cambiamento che spiega, in parte, il gap persistente tra consapevolezza ed esecuzione. Significativo, a questo proposito, è il fatto che chi conosce meglio le implicazioni sociali della trasformazione IA tende all'autocensura nel discorso pubblico, per timore di suscitare allarme anziché di generare consapevolezza. Le conseguenze della transizione sono chiare a chi la gestisce da vicino, ma raramente vengono dette.

La catena del valore umano

Le narrazioni dei leader individuano nella capacità relazionale la competenza più difficile da sostituire — e quella su cui vale la pena investire di più. Il corpus identifica una catena specifica che collega autenticità, comunicazione, fiducia, relazione, ingaggio e performance collettiva, illustrata nella Figura 2.4. Ogni anello dipende dal precedente. Un leader che non è autentico non costruisce fiducia; senza fiducia le relazioni restano superficiali; senza relazioni profonde l'ingaggio è fragile; senza ingaggio la performance collettiva è al di sotto del potenziale.

In un'era in cui gli agenti algoritmici non si lamentano, non chiedono aumenti, non si ammalano — e nell'85% dei compiti operativi performano meglio del collega umano — il solo vantaggio del collega umano sta esattamente in questa catena. Nel fatto che può scegliere di dare il meglio di sé o di trattenerlo, e che tale scelta dipende in misura determinante dalla qualità del contesto relazionale che la leadership ha costruito.

Figura 2.4 — La catena del valore umano: dall'autenticità alla performance collettiva.



Fonte: elaborazione da analisi qualitativa delle interviste.

«Abilitare tutte le persone con cui si lavora non è una scelta di leader illuminato: è una necessità di sopravvivenza. Da sola, la leadership non va da nessuna parte.»

Formare quella capacità — e non limitarsi a garantire la presenza formale nel processo — è la vera sfida della governance dell'IA. Le organizzazioni che hanno compreso questa distinzione progettano i propri sistemi di supervisione in modo radicalmente diverso da quelle che si limitano a inserire un'approvazione umana nel workflow. Non un clic, ma un giudizio; non una firma, ma una responsabilità.

«La capacità di giudizio per navigare questa complessità diventa un asset fondamentale. È la massima espressione del potere cognitivo di un essere umano — e la sola cosa che nessun agente algoritmico può replicare.»

Human in the loop: la differenza tra presenza e giudizio

Il concetto di Human in the loop è ormai ampiamente adottato come principio di governance dell'IA. Il corpus introduce però una distinzione critica: l'essere umano nel loop deve agire in modo illuminato, non passivo. Una presenza umana nel processo che si limita a ratificare l'output algoritmico non costituisce una garanzia reale — è una forma di governance solo apparente (Raisch & Krakowski, 2021). Il valore dell'essere umano nel loop dipende dalla qualità del giudizio che porta con sé e dalla sua capacità di esercitare uno spirito critico genuino sull'output ricevuto.

Evidenza dal campo — Pratiche di trasmissione intergenerazionale del sapere

Tre pratiche organizzative emerse dal corpus condividono una struttura comune, richiedono a figure senior di cedere qualcosa — ruolo, status, tempo — in servizio dell'apprendimento organizzativo. La prima è lo step-out volontario dal ruolo manageriale. In alcune grandi organizzazioni, manager in prossimità della pensione abdicano temporaneamente al proprio ruolo per dedicare gli ultimi uno-due anni esclusivamente alla formazione dei colleghi più giovani, trasmettendo competenze tacite che nessun corso può sostituire. Non si tratta di mentorship tradizionale, è una rinuncia deliberata alla posizione in favore del trasferimento del sapere.

La seconda pratica è il comitato intergenerazionale, cioè incontri periodici del vertice aziendale con i col-

laboratori più giovani, con microfoni aperti e una sola regola implicita — la libertà di dire ciò che si pensa senza filtri gerarchici. Il risultato è un'intelligenza organizzativa bottom-up che bypassa le distorsioni del reporting tradizionale: il CEO riceve una vista della realtà aziendale sgombra da qualsiasi condizionamento. La terza pratica è il reskilling a piena retribuzione, già descritto nella sezione precedente. L'investimento finanziario nella continuità della retribuzione durante la formazione trasforma il messaggio implicito — dall'obbligo alla scelta valorizzata.

Queste tre pratiche non sono isolate bensì convergono su un principio di leadership che il corpus nomina in modo convergente e indipendente — il leader che si definisce non per ciò che trattiene, ma per ciò che abilita.

Approfondimento teorico — Habitat complessi e Azienda Frontier: il ponte tra Cynefin e dynamic capabilities

Il framework Cynefin — sviluppato da Snowden e Boone (2007) — distingue quattro tipi di habitat decisionali: il semplice (causa-effetto diretta), il complicato (causa-effetto analizzabile da esperti), il complesso (causa-effetto non determinabile a priori) e il disordinato. Nei primi due habitat, l'IA eccelle in quanto segue procedure codificate, applica expertise accumulata, ottimizza con precisione. Negli ultimi due — dove si colloca la maggior parte delle decisioni organizzative rilevanti — l'IA è strumento potente ma non sufficiente in quanto richiede un essere umano capace di tollerare l'ambiguità e di agire in condizioni di incertezza irriducibile.

L'Azienda Frontier può essere letta come l'organizzazione che ha imparato a operare in habitat complessi alla massima velocità. Non elimina l'incertezza — impossibile per definizione — ma riduce il tempo

tra la percezione del segnale e la risposta operativa. La dynamic capability fondamentale non è la pianificazione, ma l'apprendimento adattivo continuo, cioè la capacità di incorporare ogni ciclo di azione-esito come nuovo dato per il ciclo successivo (Zollo & Winter, 2002; Teece, 2007). Il CEO come frame-setter non è chi dà le risposte giuste, ma chi costruisce il sistema che produce risposte sempre più adeguate al contesto.

Snowden, D. J., & Boone, M. E. (2007). A leader's framework for decision making. Harvard business review, 85(11), 68. — Snowden, D. J. (1999). Liberating knowledge. In J. Reeves (Ed.), Liberating Knowledge. Caspian. — Snowden, D. J., & Boone, M. E. (2007). A leader's framework for decision making. HBR, 85(11). — Zollo, M., & Winter, S. G. (2002). Deliberate learning. Organization Science, 13(3). — Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities. SMJ, 28(13).

2.5 L'ecosistema della formazione: una leva condizionata

Il terzo grande tema che attraversa le narrazioni dei leader riguarda la formazione e il modo in cui la responsabilità di sviluppare le competenze necessarie all'era dell'IA si sta ridistribuendo tra attori che tradizionalmente operavano in compartimenti separati. Imprese, università, scuole, associazioni di catego-

ria, istituzioni pubbliche — ciascuno di questi attori è chiamato a ripensare il proprio ruolo in un ecosistema che non può più permettersi di operare in silos. La mappa di questo ecosistema, con le responsabilità primarie e i nodi critici di ciascun attore, è illustrata nella Figura 2.5.

Figura 2.5 — L'ecosistema della formazione: attori, responsabilità e nodi critici.

ATTORE	RESPONSABILITÀ PRIMARIA	CONTRIBUTO ALL'ECOSISTEMA	NODO CRITICO
Scuola K-12	Costruire fondamenti cognitivi e habitus di apprendimento continuo	Formare cittadini capaci di usare l'IA in modo consapevole; prevenire la shadow IA nelle prime fasi	Resistenza ideologica all'integrazione; sistemi valutativi ancora basati sulla memoria
Università e ricerca	Produrre conoscenza e formare profili ibridi tecnico-umanistici	Partnership con le imprese su ricerca applicata; validazione scientifica delle innovazioni	Lentezza nell'aggiornamento curricolare; stigma verso la collaborazione con l'industria
Imprese e Academy	Sviluppare competenze operative e applicare l'IA ai processi	Finanziare formazione nella filiera; costruire ponti con il sistema accademico	Orizzonte di breve periodo; formazione frammentata senza logica di sistema
Istituzioni e PA	Definire standard, incentivi e infrastrutture semantiche pubbliche	Costruire ontologie condivise; progettare incentivi strutturali per la formazione continua	Ritardo normativo; assenza di un'architettura pubblica dell'IA

Fonte: elaborazione da analisi qualitativa delle interviste.

La condizione che nessuno nomina: la formazione non trasforma da sola

La definizione più accurata dell'ecosistema formativo proviene da chi lo gestisce direttamente su larga scala. La formazione rappresenta una leva molto potente, ma non è, di per sé, ciò che trasforma l'organizzazione, poiché abilita le persone a compiere tale trasformazione; è uno strumento a disposizione del people management. Se quest'ultimo non crea le condizioni organizzative abilitanti — la leadership che abilita, i processi che consentono l'applicazione, i meccanismi che valorizzano il nuovo approccio — la formazione produce frustrazione invece di trasformazione. Le persone vedono le possibilità senza poterle realizzare.

Questa osservazione condiziona l'intero discorso sull'Educational Ecosystem Transformation. La trasformazione dell'ecosistema formativo è necessaria, ma non sufficiente. La condizione di sufficienza è che le organizzazioni riceventi dispongano di una leadership capace di tradurre la capability formativa in un cambiamento concreto. Il problema è speculare a quello descritto da chi fornisce formazione dall'esterno. Il corso è buono, le persone lo apprezzano, ma

quando tornano al lavoro trovano un'organizzazione che non ha cambiato le condizioni.

La scuola secondaria come anello strutturalmente più debole

Su un punto il corpus converge con una nettezza insolita: la scuola secondaria è l'anello strutturalmente più debole dell'ecosistema educativo. Non è una valutazione soggettiva — è un giudizio che emerge indipendentemente da cinque interlocutori con prospettive e ruoli molto diversi. Le università si stanno adattando, più velocemente nei sistemi internazionali, più lentamente in quello italiano. Le grandi imprese si sono dotate di Academy interne. La scuola superiore — dove si formano gli habitus cognitivi fondamentali, dove si costruisce o si distrugge la curiosità intellettuale — è rimasta sostanzialmente ferma (Selwyn, 2022).

Coloro che frequentano regolarmente le scuole superiori italiane descrivono una crisi motivazionale che va oltre i curricula, sottolineando che il problema non riguarda le capacità, bensì le prospettive. Un deficit di obiettivi non imputabile ai ragazzi ma alle condi-

zioni in cui vengono formati. Un sistema valutativo che premia la memorizzazione e punisce l'errore alimenta una cultura dell'evitamento del rischio. Materie scientifiche insegnate come contenuto anziché come strumento. E, sullo sfondo, la resistenza ideologica all'integrazione dell'IA nei curricula — che sta producendo una generazione di utenti passivi invece che di fruitori consapevoli.

«Usa questi strumenti in modo socratico: non per trovare risposte, ma per trovare domande. Nell'era in cui le risposte sono sempre disponibili, la competenza rara è sapere quale domanda porre — e questo non si impara delegando alla macchina.»

Il mismatch come problema semantico

La diagnosi prevalente del mismatch tra formazione e lavoro è una diagnosi di competenza mancante, poiché le persone non hanno ciò che il mercato cerca. Un'analisi più attenta rivela un problema più sottile e, per certi versi, più risolvibile. Spesso la competenza c'è, ma è formulata in un linguaggio che il mercato del lavoro non riesce a riconoscere. Le università descrivono i learning outcomes con una terminologia disciplinare e istituzionale che i sistemi di recruiting non riescono a intercettare. I job posting richiedono competenze in un linguaggio proprietario che il sistema formativo non utilizza. È un gap semantico, non di competenza.

L'IA — attraverso tecniche di *natural language processing* — potrebbe, in linea di principio, colmare questo gap, fungendo da traduttore tra linguaggi istituzionali che non si parlano. Ma questa funzione richiede, a monte, l'esistenza di un'ontologia condivisa delle competenze, un sistema di categorie semantiche che

mette in relazione le descrizioni dei percorsi formativi con quelle delle posizioni lavorative. È un'infrastruttura che non esiste ancora in modo strutturato e la cui costruzione è un problema di politica pubblica.

«Non c'è nessuno deputato a definire l'ontologia italiana dell'IA. È un vuoto istituzionale che nessuno ha ancora rivendicato come proprio — eppure da lì dipende la qualità di tutto il resto.»

Le imprese come attori co-responsabili e la filiera come leva

Il cambiamento di postura più significativo riguarda le imprese più avanzate rispetto al sistema formativo. Non più attesa che il sistema universitario produca i profili giusti, né lamentele per il disallineamento. Invece, iniziative dirette, investimenti propri e programmi costruiti internamente, con il coinvolgimento dell'academia come partner strategico. La Corporate Academy smette di essere uno strumento di welfare e diventa un presidio strategico per lo sviluppo delle competenze.

Un leader del settore finanziario lo formula in termini esplicitamente economici: investire nella *literacy* digitale delle PMI del territorio non è filantropia — è un investimento nel proprio mercato. Chi si scolarizza diventa cliente, fornitore più affidabile, parte di una filiera più competitiva. L'argomento non è valoriale, ma finanziario. Questa logica — la responsabilità educativa dell'impresa come ROI di lungo periodo — è tra i contributi più originali del corpus al dibattito sulla sostenibilità dei sistemi formativi.

«Vedo sempre meno corsi manageriali centrati sulla tecnica, e sempre più spazio per un corso di pittura che apre la mente, o di filosofia kantiana. Non è un lusso: è la risposta giusta a un mondo in cui la tecnica la gestisce la macchina meglio di noi.»

Le associazioni di categoria emergono come attori ancora poco sfruttati in questo ecosistema. Sono l'unico interlocutore che parla sistematicamente con le PMI, che ne conosce i bisogni formativi reali, che ha la capillarità necessaria per raggiungere il tessuto produttivo diffuso. Costruire canali strutturati tra le Academy delle grandi imprese, le università e le associazioni di categoria — con una logica di filiera anziché quella di singola organizzazione — è una delle architetture istituzionali che il corpus individua come necessaria, ma ancora largamente assente.

Evidenza dal campo — Modelli internazionali di ecosistema formativo

Il panorama internazionale offre alcuni benchmark rilevanti. In Francia, il governo ha istituito quattro Instituts Interdisciplinaires d'Intelligence Artificielle (3IA), cluster che riuniscono scuole di management, ingegneria e istituzioni di ricerca in hub geografici, con finanziamento statale pluriennale. La caratteristica distintiva è l'ibridazione istituzionale. Ogni cluster combina formazione, ricerca e impresa in un'unica architettura, e i programmi formano studenti con doppia competenza tecnica e gestionale. Dopo il primo mandato quinquennale, i cluster si sono differenziati per focus in funzione delle realtà economiche locali — un modello che valorizza le specializzazioni territoriali invece di imporre una traiettoria unica.

A Singapore, il programma SkillsFuture fornisce a ogni lavoratore un portafoglio formativo individuale — un credito spendibile su una piattaforma di corsi accreditati — con una logica che combina autonomia

La traiettoria nazionale: dall'assemblatore al produttore

Sullo sfondo delle narrazioni sull'ecosistema formativo emerge una questione strategica di lungo periodo. Il rischio che l'Italia consolidi un posizionamento di «paese assemblatore» — che acquista componenti tecnologiche da fornitori diversi senza costruire sovranià in nessuno dei livelli fondamentali — non è solo economico, ma anche di dipendenza strutturale da tecnologie che altri controllano e possono orientare secondo i propri interessi. La risposta non è necessariamente costruire un modello linguistico fondativo nazionale — la partita dei foundation models è già giocata da attori con risorse incomparabilmente superiori. È fondamentale identificare i domini in cui l'Italia ha una specializzazione unica e sviluppare IA verticali di eccellenza in quei settori, come la manifattura avanzata, il patrimonio culturale, il design e la farmaceutica. E, più a monte, costruire l'infrastruttura semantica — l'ontologia — che consenta a qualsiasi sistema di IA di interpretare il mondo con categorie italiane. Chi non controlla le categorie non può influenzare il giudizio dei propri sistemi IA.

di scelta e responsabilità individuale. La Francia ha introdotto Mon Compte de Formation con una logica analoga. In entrambi i casi il presupposto è che la formazione continua non possa essere delegata esclusivamente ai datori di lavoro: richiede un'architettura pubblica che abiliti le scelte individuali (Cedefop, 2024; OECD, 2023).

Sul versante pedagogico, alcune esperienze italiane di education innovativa mostrano la praticabilità di approcci diversi. Il principio che emerge — Human first, IA always — si traduce in una sequenza cognitiva precisa: l'umano produce il pensiero originale, poi l'IA amplifica. Non il contrario. Un modello di career day invertito — in cui gli studenti presentano i propri progetti alle aziende e sono queste a competere per reclutarli — ribalta il rapporto di potere tradizionale e genera un matching di qualità superiore.

Cedefop (2024). European Skills Agenda. Publications Office of the EU. — OECD (2023). OECD Skills Outlook 2023. OECD Publishing.

2.6 Le tensioni strutturali che il corpus non risolve

Un'analisi qualitativa accurata non può limitarsi a individuare le convergenze. Il corpus rivela tensioni irrisolte, ovvero punti in cui narrazioni altrettanto valide e credibili si oppongono, generando non una soluzione unitaria, bensì un campo di forze.

Riconoscere queste tensioni rappresenta la parte più utile dell'analisi dal punto di vista scientifico, poiché evidenzia le aree di dibattito ancora in evoluzione e i punti in cui ogni proposta operativa deve essere formulata con cautela.

Irriducibilità umana versus superiorità operativa degli agenti.

La tesi dell'irriducibilità — secondo cui alcune competenze umane siano strutturalmente non automatizzabili — coesiste con l'osservazione empirica che, in un'organizzazione avanzata, nell'85% dei task operativi l'agente esegue meglio dell'essere umano. La risoluzione proposta dal corpus — l'irriducibile è minoritario in volume ma maggioritario in valore — è coerente, ma non ancora operazionalizzata. Restano aperte le domande più difficili: quali sono esattamente quei task, come si identificano nelle singole organizzazioni, e come si formano le persone a presidiarli con la profondità necessaria (Raisch & Krakowski, 2021).

Urgenza dell'adozione versus necessità delle fondamenta cognitive.

Chi gestisce team ibridi avanzati sostiene che ogni mese di ritardo comporta una perdita di competitività. Chi studia i processi cognitivi sostiene che la velocità senza fondamenta produce utenti passivi — e che la passività si autoriproduce (Brynjolfsson et al., 2017). Entrambe le posizioni sono fondate empiricamente. La tensione non è componibile all'interno del corpus; richiede scelte politiche che la ricerca può orientare ma non sostituire.

Formazione come trasformazione versus formazione come leva condizionata.

Il costruito dell'Educational Ecosystem Transformation presuppone che la formazione possa produrre cambiamento organizzativo se il sistema degli attori è ben coordinato. L'osservazione diretta di chi gestisce centinaia di migliaia di dipendenti indica che la formazione non trasforma, bensì è uno strumento nelle mani del people management e, senza la condizione abilitante della leadership, produce frustrazione (Blume et al., 2010). Il costruito va condizionato, non abbandonato — ma la condizione di sufficienza è rara.

Democratizzazione versus oligopolizzazione.

L'IA democratizza l'accesso alla conoscenza e alla sofisticazione analitica. Allo stesso tempo, i ritorni economici dell'IA si concentrano su pochissimi attori che controllano l'infrastruttura (Zuboff, 2020). Le due tendenze sono contemporanee a livelli diversi e producono esiti contraddittori. Più accesso per molti, più potere per pochissimi. Il corpus ne prende atto senza offrire una sintesi — perché la sintesi non è disponibile nei dati.

Velocità di obsolescenza versus stabilità delle fondamenta.

Le organizzazioni non possono aspettare che le fondamenta cognitive siano costruite prima di adottare l'IA — il mercato non aspetta. Ma, adottando senza fondamenta, producono utenti passivi. Questa impossibilità di composizione non è risolvibile con buone intenzioni, richiede decisioni istituzionali che il corpus descrive ma non può prescrivere.

Queste tensioni non sono debolezze del corpus, bensì rappresentano la mappa del lavoro che resta da fare. La ricerca sulla trasformazione IA è ancora giovane — le narrazioni dei leader che questo capitolo analizza appartengono a un momento in cui le organizzazioni stanno ancora imparando a vedere ciò che stanno attraversando. Ciò che il corpus offre non è una mappa definitiva, ma un sistema di coordinate per orientarsi in un territorio in continuo movimento.

Riferimenti bibliografici

Blume, B. D., Ford, J. K., Baldwin, T. T., & Huang, J. L. (2010). Transfer of Training: A Meta-Analytic Review. *Journal of Management*, 36(4), 1065–1105. <https://doi.org/10.1177/0149206309352880>

Bourdieu, P. (1990). *The logic of practice* (Reprinted). Polity Press.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2016). The second machine age: *Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies* (First published as a Norton paperback). W. W. Norton & Company.

Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics* (No. W24001; p. w24001). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24001>

Charmaz, K. (2012). *Constructing grounded theory: A practical guide through qualitative analysis* (Repr). Sage.

Cristofaro, M., Constance E. Helfat, & David J. Teece (2025). Adapting, shaping, evolving: Refocusing on the dynamic capabilities–environment nexus. *Academy of Management Collections*, 4(1), 20–46. <https://doi.org/10.5465/amc.2022.0008>

Davenport, T. H., & Mittal, N. (2023). *All-in On IA: How Smart Companies Win Big with Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.

Day, D. V., Fleenor, J. W., Atwater, L. E., Sturm, R. E., & McKee, R. A. (2014). Advances in leader and leadership development: A review of 25 years of research and theory. *The Leadership Quarterly*, 25(1), 63–82. <https://doi.org/10.1016/j.leaqua.2013.11.004>

Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: What are they? *Strategic Management Journal*, 21(10–11), 1105–1121. [https://doi.org/10.1002/1097-0266\(200010/11\)21:10/11%253C1105::AID-SMJ133%253E3.0.CO;2-E](https://doi.org/10.1002/1097-0266(200010/11)21:10/11%253C1105::AID-SMJ133%253E3.0.CO;2-E)

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>

Kotter, J. P. (2012). *Leading Change* ([Nachdruck], with a new preface by the author). Harvard Business Review Press.

Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>

Rezaei, M., Pironti, M., & Quaglia, R. (2025). IA in knowledge sharing, which ethical challenges are raised in decision-making processes for organisations?. *Management Decision*, 63(10), 3369–3388.

Selwyn, N. (2022). The future of IA and education: Some cautionary notes. *European Journal of Education*, 57(4), 620–631. <https://doi.org/10.1111/ejed.12532>

Silic, M., Silic, D., & Kind-Trüller, K. (2025). From Shadow It to Shadow IA—Threats, Risks and Opportunities for Organizations. *Strategic Change*, jsc.2682. <https://doi.org/10.1002/jsc.2682>

Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533. [https://doi.org/10.1002/\(SIC\)1097-0266\(199708\)18:7%253C509::AID-SMJ882%253E3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SIC)1097-0266(199708)18:7%253C509::AID-SMJ882%253E3.0.CO;2-Z)

Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and IA are joining forces. *Harvard Business Review*, 96(4), 114–123.

Zuboff, S. (2020). *The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new frontier of power* (First trade paperback edition). PublicAffairs.

3

La visione degli HR Manager⁶

⁶ Il testo è stato redatto da Lorenza Gerardi, Lucia Marchegiani, Diletta Topazio

Nota metodologica

Le evidenze presentate in questo capitolo derivano da un'indagine realizzata da Format Research per Luiss Guido Carli University – Centro di Ricerca in Strategic Change “Franco Fontana”, su un campione statisticamente rappresentativo di imprese italiane appartenenti a manifattura, costruzioni, commercio e servizi. La rilevazione è stata condotta con metodo CAWI attraverso questionario strutturato, su 600 interviste raccolte tra il 12 febbraio e il 5 marzo 2026,

con campione stratificato per settore, macroarea e dimensione di impresa. Il livello di confidenza dichiarato è del 95%, con un errore campionario pari a $\pm 3,7\%$. Va inoltre considerato che alcune evidenze riportate nel capitolo si riferiscono all'intero campione, mentre altre riguardano sottocampioni specifici, in particolare le imprese che hanno già adottato l'IA o la stanno sperimentando, oppure quelle che non l'hanno ancora introdotta.

3.1 Analisi descrittiva

Questa sezione analizza come le imprese italiane stiano traducendo l'IA in pratiche operative, quali competenze stiano diventando critiche e in che misura i sistemi di formazione riescano a sostenere la trasformazione, mettendo in evidenza le frizioni tra tecnologia, persone e organizzazione.

Il quadro generale: diffusione dell'adozione e ostacoli alla transizione” oppure “Il quadro generale: adozione, usi e resistenze

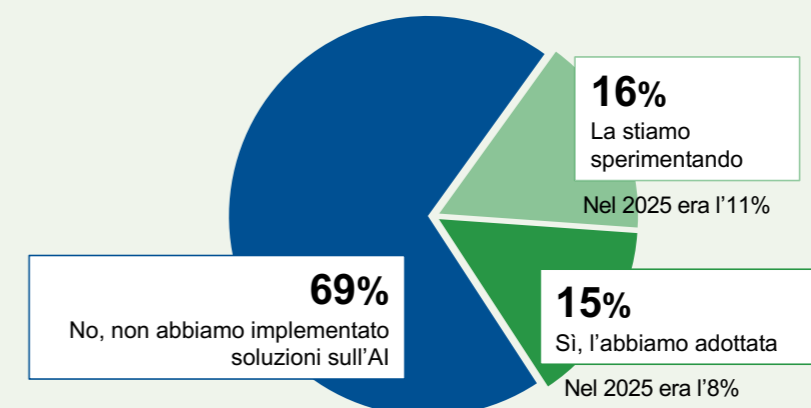
Al momento della rilevazione, il 31% delle imprese italiane ha già implementato soluzioni di intelligenza artificiale o le sta sperimentando attivamente. All'interno di questo aggregato, una parte ha già adottato l'IA in modo strutturato, mentre un'altra si trova ancora in una fase di sperimentazione. Il dato segna un avanzamento rispetto all'anno precedente, ma conferma anche una diffusione ancora selettiva, più marcata nelle grandi imprese, nelle regioni del Nord-Ovest e nel settore dei servizi, mentre la manifattura mostra livelli sensibilmente più contenuti.

La crescita dell'adozione non coincide però con una distribuzione uniforme degli usi. Tra le imprese che

hanno già introdotto l'IA o la stanno sperimentando, le principali aree di applicazione riguardano il marketing e le vendite, il servizio clienti e la business intelligence con analisi dei dati. L'intelligenza artificiale compare inoltre nelle risorse umane, nella produzione e nella formazione e sviluppo, segnalando che il fenomeno non riguarda soltanto le funzioni più direttamente tecnologiche, ma inizia a toccare anche la gestione delle persone e i processi di apprendimento interni.

Tra le imprese che non hanno ancora adottato l'IA, la motivazione prevalente resta la percezione di una tecnologia non ancora matura o non sufficientemente adatta al proprio contesto aziendale. A questo si affiancano la mancanza di competenze interne, i costi di implementazione e la priorità attribuita ad altre iniziative. È significativo che solo una quota minoritaria preveda di implementare l'IA entro i prossimi tre anni, mentre una parte consistente dichiara esplicitamente di non avere intenzione di farlo e un'ulteriore quota rimane in una posizione di incertezza. Il ritardo, quindi, non appare soltanto tecnologico, ma anche strategico e organizzativo.

L'azienda ha già implementato soluzioni basate su IA?



Il gap tra adozione e formazione: i numeri di un paradosso

Il dato più significativo del quadro generale non è il tasso di adozione, ma la distanza tra adozione e investimento nelle competenze. I dati mostrano con chiarezza questa frattura:

- 85%** delle imprese con AI ha avviato o sta progettando percorsi formativi dedicati...
- ...ma solo il 19% ha percorsi strutturati e continuativi. Il 48% si ferma a iniziative occasionali o pilota.
- 46%** dei dipendenti delle imprese adottanti ha ricevuto formazione AI negli ultimi 12 mesi. Quasi uno su due è escluso.
- 44%** delle imprese non prevede alcun investimento in formazione nei prossimi 12–24 mesi.
- 12%** soltanto il 12% ritiene di utilizzare in modo efficace i dati raccolti per migliorare i programmi formativi.

Gli indicatori riportati in questa sezione si riferiscono, a seconda dei casi, all'intero campione o al sottocampione delle imprese che hanno già adottato l'IA o la stanno sperimentando.” Nel loro insieme, restituiscono però un quadro coerente: la diffusione dell'IA procede più rapidamente della capacità delle imprese di costruire sistemi formativi solidi e continuativi.

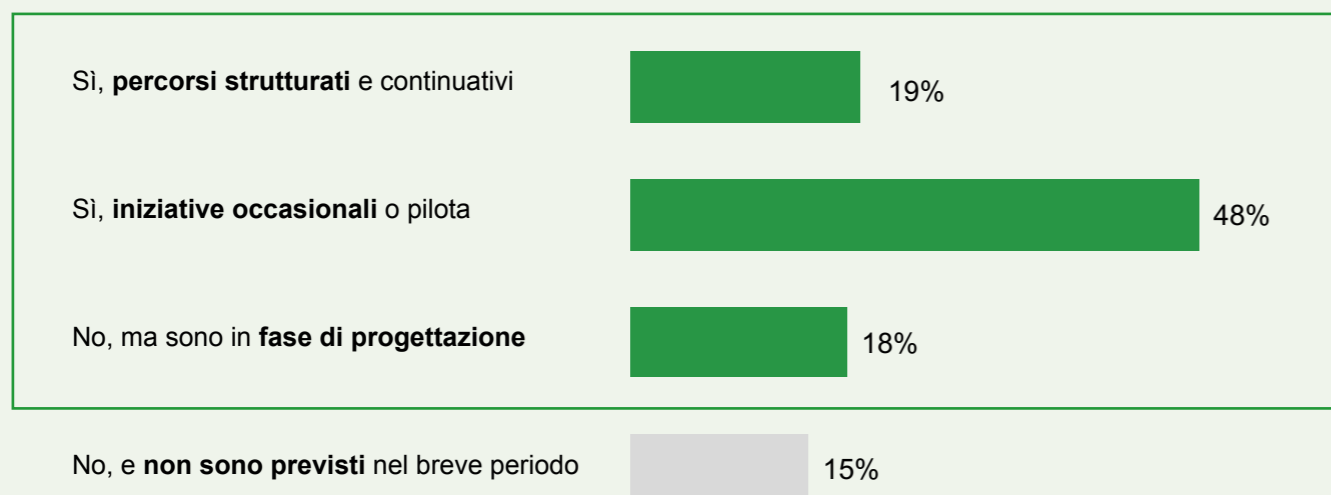
Anche la platea dei destinatari conferma questa lettura. I percorsi formativi risultano rivolti soprattutto al management e alle figure decisionali, mentre solo una parte delle imprese adotta un approccio diffuso rivolto all'intera organizzazione. Questo è coerente con il fatto che, nelle imprese che già utilizzano l'IA, poco meno della metà dei dipendenti abbia ricevuto formazione specifica negli ultimi dodici mesi. In altre parole, l'attenzione verso la formazione esiste, ma la sua estensione resta incompleta e lascia ancora esclusa una quota significativa della forza lavoro.

Un ulteriore elemento di interesse riguarda le modalità di erogazione della formazione. Una parte molto rilevante della formazione incrementale è ormai legata a esigenze connesse all'IA, e la sua erogazione resta prevalentemente interna. Tuttavia, rispetto all'anno precedente, si osserva una riduzione del peso della formazione interamente gestita all'interno dell'impresa e una maggiore apertura verso università e centri di formazione esterni. Questo andamento è coerente con l'idea che le competenze richieste stiano diventando più specialistiche e più difficili da presidiare esclusivamente con risorse interne.

Il paradosso si rafforza guardando alla capacità di innovare i dispositivi formativi. L'uso sistematico di tecnologie di IA a supporto della formazione rimane ancora limitato e, dove presente, si concentra soprattutto su assistenti virtuali, chatbot didattici e piattaforme di e-learning con moduli IA. Anche sul fronte degli investimenti strategici il quadro resta disomogeneo: gli investimenti si orientano innanzitutto verso la formazione sull'IA e lo sviluppo di piattaforme digitali, ma una quota molto ampia di imprese non prevede alcun investimento nel prossimo futuro. Analogamente, l'introduzione di nuove figure professionali dedicate all'IA e alla formazione è ancora limitata, anche se emerge una propensione più forte a farlo nei prossimi anni. Nel complesso, le imprese mostrano di riconoscere il tema, ma solo una parte lo sta traducendo in scelte organizzative e di investimento coerenti.

Questo quadro va letto anche alla luce della più generale partecipazione alle attività di formazione e aggiornamento professionale. Poco più della metà dei rispondenti partecipa ad attività formative almeno una volta l'anno, e una quota rilevante lo fa più volte nell'arco dell'anno. Le motivazioni principali che spingono alla formazione continua sono il bisogno di rimanere aggiornati sulle tecnologie e quello di migliorare la performance lavorativa, mentre risultano più marginali ragioni come l'avanzamento di carriera. Il dato suggerisce che una disponibilità diffusa all'aggiornamento esiste, ma si colloca in un contesto in cui la domanda di nuove competenze cresce più rapidamente della capacità delle organizzazioni di strutturare percorsi formativi stabili e mirati.

La Sua organizzazione ha avviato percorsi di formazione o aggiornamento dedicati all'intelligenza artificiale (IA)?



Competenze emergenti e trasformazione del lavoro

Dal punto di vista della domanda di competenze, il quadro che emerge è duplice. Da un lato, le imprese attribuiscono grande importanza alla propensione all'uso e all'apertura verso le nuove tecnologie, alla visione strategica e alla solidità delle competenze

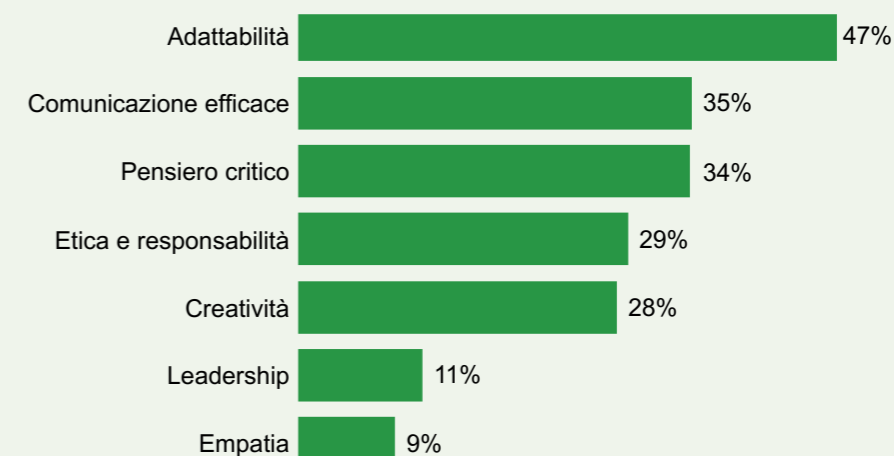
professionali di base. Dall'altro, quando il focus si sposta sulle skill trasversali necessarie per lavorare in contesti potenziati dall'IA, diventano centrali l'adattabilità, la comunicazione efficace e il pensiero critico.

La percezione del cambiamento, inoltre, varia sensibilmente in funzione dello status di adozione. Le imprese che già utilizzano l'IA tendono a percepire un impatto più forte sulle competenze trasversali, men-

tre tra quelle che non l'hanno ancora introdotta prevale l'idea di un effetto ancora limitato. Anche all'interno delle imprese adottanti emergono differenze interessanti: nei contesti più avanzati acquistano maggiore rilievo creatività e pensiero critico, mentre nelle im-

prese ancora in fase di sperimentazione sembrano pesare soprattutto adattabilità e capacità comunicativa. Questo suggerisce un passaggio da una logica di adattamento iniziale a una di utilizzo più strategico dell'IA.

Quali skill trasversali ritiene oggi più strategiche per lavorare efficacemente in contesti potenziati dall'IA?



La stessa lettura vale per il rapporto tra tecnologia e soft skill. Prevale infatti l'idea che l'IA non riduca il peso delle competenze umane, ma ne aumenti l'importanza, soprattutto nei contesti più relazionali. In parallelo, cresce la consapevolezza che anche le competenze richieste a formatori e manager stiano cambiando, con un'attenzione particolare alle dimensioni etiche e di responsabilità, alla progettazione formativa digitale e alla capacità di leggere e utilizzare i dati di apprendimento. In questo senso, la trasformazione non riguarda soltanto chi usa l'IA, ma anche chi è chiamato a progettare i percorsi di apprendimento e a governarne l'efficacia.

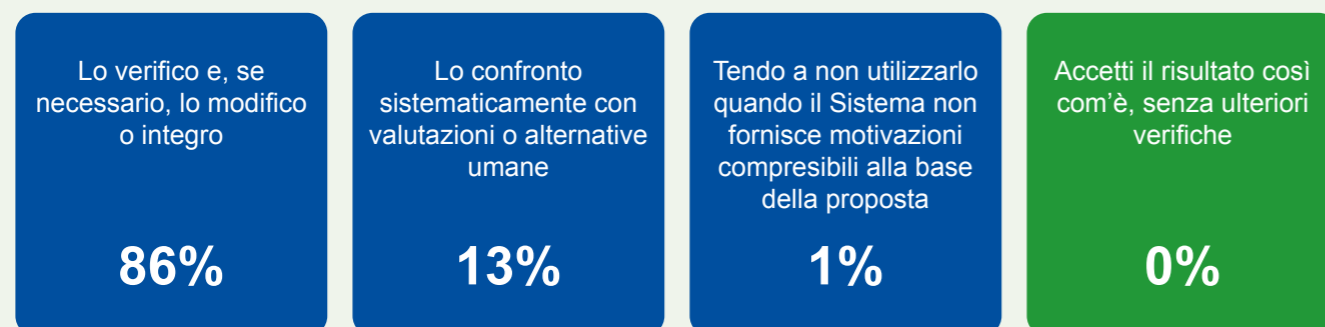
no sperimentando, prevale una lettura della relazione tra intelligenza umana e intelligenza artificiale in termini di complementarità. Una quota significativa ritiene importante il supporto reciproco tra competenze umane e artificiali, con intensità maggiore nei servizi e nelle costruzioni. Le attività in cui questa collaborazione è percepita come più produttiva riguardano soprattutto la creazione di contenuti, l'analisi di grandi quantità di dati e l'innovazione di prodotto o servizio, mentre in misura minore tocca formazione, apprendimento e decisioni strategiche.

La diffusione dell'IA sta già modificando in misura concreta il lavoro quotidiano. Le imprese segnalano impatti soprattutto sulla routine operativa e sul carico di lavoro, ma anche su creatività, interazioni e autonomia decisionale. In parallelo, una quota ampia ritiene che l'introduzione di strumenti IA abbia migliorato l'equilibrio tra produttività e benessere personale. Allo stesso tempo, permane una forte percezione

Human-IA collaboration: complementarità percepita e controllo

Tra le imprese che hanno già introdotto l'IA o la stan-

Quando un sistema di IA propone un risultato, come ti comporti di solito?



Accanto a questi aspetti, emergono anche alcune sfide organizzative che aiutano a misurare il grado di preparedness delle imprese nell'uso quotidiano dell'IA. Le aree in cui i rispondenti si dichiarano più confidenti riguardano soprattutto la capacità di mantenere il controllo delle emozioni durante le attività svolte con l'IA, la fiducia nelle proprie competenze nelle situazioni difficili e l'integrazione di considerazioni etiche nell'utilizzo dei dati forniti dai sistemi intelligenti. Più deboli appaiono invece le dimensioni legate all'uso efficace dell'IA per il raggiungimento degli obiettivi quotidiani, alla capacità di restare al passo con le innovazioni applicative e, soprattutto, alla progettazione di nuove applicazioni basate sull'intelligenza artificiale. Ne emerge un quadro in cui la familiarità con l'IA è in crescita, ma non si accompagna ancora a una piena padronanza operativa e progettuale.

Valutazione, personalizzazione e governance della formazione

Più in generale, l'apprendimento continuo non appare ancora pienamente consolidato come priorità strategica nel tessuto produttivo italiano. Solo circa tre imprese su dieci lo considerano tale, mentre prevalgono valutazioni intermedie, segno di una sensibilità diffusa ma non ancora stabilmente incorporata nei modelli organizzativi. Il tema assume maggiore centralità nelle imprese di più grandi dimensioni e nel settore dei servizi, suggerendo che la strutturazione organizzativa e l'intensità di conoscenza incidano in modo significativo sulla capacità di trasformare la formazione in una leva stabile di sviluppo e adattamento.

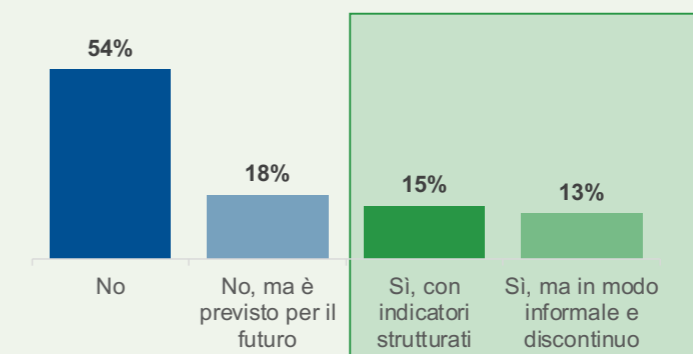
Se il fronte dell'adozione mostra segnali di avanzamento, quello della valutazione dei percorsi formativi appare molto più arretrato. Solo una minoranza delle organizzazioni misura in modo sistematico o anche

solo discontinuo i risultati della formazione. Quando questa misurazione è presente, si basa soprattutto su indicatori di performance, valutazioni dei manager, test di apprendimento e follow-up post-formazione, mentre l'uso dei learning analytics resta ancora poco diffuso. Coerentemente, solo una quota molto limitata di imprese ritiene di utilizzare in modo efficace i dati raccolti per migliorare i programmi formativi. Il tema dell'apprendimento esiste dunque come priorità per una parte del sistema produttivo, ma non si è ancora tradotto in una capacità diffusa di monitoraggio e miglioramento continuo.

A questo si aggiunge un secondo punto di debolezza, relativo alla capacità di adattare i percorsi ai bisogni effettivi dei partecipanti. Solo una minoranza di imprese dichiara di personalizzare realmente la formazione, mentre una quota ampia non adotta alcuna strategia di personalizzazione. Dove esistono pratiche di adattamento, queste si concentrano soprattutto sull'analisi dei fabbisogni individuali e su feedback frequenti; strumenti più evoluti, come le piattaforme adattive supportate da IA, restano residuali. Anche la percezione dell'efficacia della personalizzazione rimane intermedia: il potenziale è riconosciuto, ma non ancora pienamente sperimentato o valorizzato nei processi formativi.

Infine, anche la governance dell'innovazione formativa appare ancora poco strutturata. In molte imprese la responsabilità è affidata direttamente al management o a consulenti e partner esterni, mentre il presidio da parte di funzioni specializzate dedicate risulta più limitato. Una quota significativa di imprese, inoltre, non dispone di alcun presidio strutturato dell'innovazione formativa. Questo dato rafforza l'idea di una trasformazione in corso, ma ancora incompleta: l'IA entra nelle pratiche organizzative e nelle priorità dichiarate, ma spesso senza una architettura stabile di ruoli, responsabilità e strumenti di valutazione.

La Sua organizzazione misura i risultati della formazione?



3.2 Cluster analysis

Nota metodologica

L'obiettivo della cluster analysis è identificare gruppi di imprese caratterizzati da configurazioni simili rispetto al livello di adozione dell'intelligenza artificiale, all'investimento nel capitale umano e al grado di adattamento organizzativo connesso all'introduzione di queste tecnologie. A differenza delle analisi descrittive tradizionali, che considerano separatamente le singole variabili, la cluster analysis consente di cogliere come più dimensioni si combinino concretamente all'interno delle imprese, mettendo in luce modelli ricorrenti di comportamento e differenti stadi di maturità nell'integrazione dell'IA.

Nello specifico, l'analisi si concentra su alcune dimensioni ritenute centrali per comprendere la trasformazione in atto. In primo luogo, viene considerata la presenza o meno di soluzioni di IA già implementate in azienda, che rappresenta una misura diretta del grado di adozione tecnologica. A questa si affianca la presenza di percorsi di formazione o aggiornamento dedicati all'IA, variabile che consente di valutare se l'impresa stia accompagnando l'innovazione tecnologica con un investimento nelle competenze interne. Un ulteriore elemento chiave è dato dalla quota di dipendenti che ha ricevuto formazione sull'IA negli ultimi dodici mesi, utile per distinguere tra iniziative ancora limitate e strategie formative più diffuse e strutturate. La cluster analysis include inoltre l'informazione relativa agli investimenti strategici previsti nei prossimi 12-24 mesi in ambito formazione su IA, che permette di cogliere non solo la situazione attuale, ma anche l'orientamento prospettico delle imprese rispetto allo sviluppo delle competenze. A questa dimensione si

aggiunge la presenza di nuove figure professionali dedicate alla formazione e all'uso dell'IA, indicatore rilevante del grado di istituzionalizzazione del cambiamento organizzativo e della volontà dell'impresa di dotarsi di ruoli specifici per governare la transizione tecnologica. Infine, l'analisi tiene conto di alcune caratteristiche strutturali dell'impresa — settore di attività, dimensione occupazionale, classe di fatturato e macroarea geografica — al fine di verificare in che misura i diversi modelli di adozione e investimento nell'IA si distribuiscano in modo differenziato nel tessuto produttivo. Queste variabili consentono infatti di contestualizzare i cluster emersi e di comprendere se determinati profili siano più frequenti, ad esempio, tra imprese di grandi dimensioni, in specifici comparti o in particolari aree del Paese.

Nel complesso, questa analisi permette di superare una lettura dicotomica tra imprese che adottano o non adottano l'IA, evidenziando invece una pluralità di traiettorie possibili: imprese che hanno già avviato un percorso integrato di adozione, formazione e riorganizzazione interna; imprese che mostrano interesse ma si trovano ancora in una fase iniziale o sperimentale; e imprese che, pur non avendo ancora consolidato l'implementazione tecnologica, stanno investendo nelle competenze e nella preparazione organizzativa. In questa prospettiva, la cluster analysis rappresenta uno strumento particolarmente utile per individuare segmenti di imprese con bisogni differenti e per orientare in modo più mirato sia le strategie aziendali sia le eventuali politiche di supporto alla diffusione dell'IA.

Profili di impresa emersi dalla cluster analysis

L'analisi individua tre profili distinti di impresa rispetto al rapporto tra adozione dell'intelligenza artificiale, investimento nelle competenze, diffusione della formazione e capacità di riorganizzazione interna. I risultati mostrano che le imprese non si distinguono semplicemente tra chi ha già adottato l'IA e chi non lo ha ancora fatto, ma soprattutto per il modo in cui accompagnano questa transizione: in alcuni casi la formazione precede o prepara il cambiamento, in altri l'adozione è già operativa e sostenuta da investimenti, in altri ancora esiste una forte attenzione formale al tema senza che si sia ancora consolidata una reale trasformazione.

I tre cluster hanno anche un peso diverso nel campione. Il primo raccoglie poco più di un quarto delle imprese osservate, il secondo circa un quarto e il terzo quasi la metà del totale. Questa distribuzione suggerisce che il profilo più diffuso non sia necessariamente quello delle imprese più mature nell'uso dell'IA, ma quello delle imprese ancora in una fase di preparazione o di transizione incompleta.

Cluster 1 – I prudenti in transizione

Il primo cluster identifica imprese che appaiono impegnate in un percorso di avvicinamento serio all'intelligenza artificiale, ma non ancora pienamente consolidato. La caratteristica più evidente di questo gruppo è la forte presenza di iniziative formative dedicate al tema, che tuttavia non si traduce ancora in una diffusione capillare delle competenze né in una piena integrazione dell'IA nei processi aziendali.

Nel cluster convivono infatti imprese che hanno già implementato soluzioni basate su intelligenza artificiale e imprese che non hanno ancora compiuto questo passaggio. La stessa natura interlocutoria si osserva nella trasformazione organizzativa: solo una parte delle imprese ha introdotto nuove figure professionali dedicate all'uso o alla formazione sull'IA, mentre per molte altre questo cambiamento non è ancora avvenuto. Analogamente, anche gli investimenti strategici previsti per i prossimi mesi risultano presenti solo in una parte del cluster, a conferma di una traiettoria ancora non pienamente definita.

Dal punto di vista strutturale, questo gruppo comprende imprese mediamente più grandi e con una mag-

giore capacità economica rispetto agli altri cluster. Si tratta dunque di realtà che dispongono, almeno in linea di principio, di risorse per affrontare la transizione, ma che sembrano procedere con cautela. Per questo motivo il cluster può essere interpretato come quello delle imprese che hanno avviato un percorso credibile di preparazione, ma che non hanno ancora trasformato tale orientamento in una piena integrazione tecnologica e organizzativa.

Cluster 2 – Gli adottanti operativi

Il secondo cluster rappresenta il gruppo di imprese in cui l'intelligenza artificiale è già entrata in modo più chiaro nella pratica aziendale. Qui l'adozione effettiva delle soluzioni basate su IA è ampiamente diffusa e si accompagna a una presenza significativa di percorsi formativi dedicati. Ciò che distingue maggiormente questo cluster è soprattutto la diffusione della formazione tra i lavoratori: rispetto agli altri gruppi, qui la quota di personale coinvolta nei processi di aggiornamento è la più elevata, segnalando che l'IA non è rimasta confinata a una dimensione sperimentale o specialistica, ma ha iniziato a propagarsi in modo più ampio all'interno dell'organizzazione.

Al tempo stesso, questo cluster si caratterizza per una limitata introduzione di nuove figure professionali specificamente dedicate all'IA. Questo aspetto suggerisce un modello di integrazione prevalentemente pragmatico, nel quale le imprese puntano soprattutto sull'aggiornamento del personale esistente e sull'incorporazione della tecnologia nei processi già in essere. In questo senso, l'adozione appare concreta e operativa, ma accompagnata da un adattamento organizzativo relativamente leggero.

Un ulteriore elemento qualificante del cluster è la forte propensione a investire ancora nella formazione nei prossimi mesi. Questo segnala che le imprese appartenenti a questo gruppo non considerano esaurito il percorso di sviluppo delle competenze, ma intendono rafforzarlo. Dal punto di vista strutturale, il cluster appare composto da imprese mediamente più piccole e con livelli di fatturato inferiori rispetto a quelle del primo gruppo. Proprio per questo il risultato è particolarmente interessante: la maggiore maturità operativa nell'uso dell'IA non coincide necessariamente con una maggiore dimensione aziendale, ma può emergere anche in contesti più snelli, capaci di muoversi con rapidità e di investire in modo mirato.

Nel complesso, questo cluster identifica le imprese

che stanno già utilizzando l'IA in modo concreto, sostenendone la diffusione attraverso la formazione e mostrando una chiara intenzione di proseguire lungo questa traiettoria.

Cluster 3 – I formalmente pronti

Il terzo cluster è il più numeroso ed è anche quello più particolare dal punto di vista interpretativo. Si tratta infatti di imprese che, nella quasi totalità dei casi, non hanno ancora adottato concretamente soluzioni di intelligenza artificiale. Eppure, allo stesso tempo, dichiarano in modo quasi unanime di aver avviato percorsi di formazione o aggiornamento sul tema e, in larga parte, di aver introdotto nuove figure professionali dedicate. Questa combinazione restituisce un profilo apparentemente avanzato sul piano dichiarativo e organizzativo, ma ancora debole sul piano dell'implementazione concreta.

Il dato più rilevante è che la formazione, pur essendo formalmente presente, coinvolge in realtà una porzione quasi nulla del personale. Ciò suggerisce che ci si trovi di fronte a iniziative molto circoscritte, embrionali o ancora prive della massa critica necessaria per produrre un cambiamento diffuso. Anche sul fronte degli investimenti strategici futuri il cluster mostra una debolezza evidente: le imprese appartenenti a questo gruppo, pur dichiarando attenzione verso il tema, difficilmente prevedono ulteriori investimenti significativi nella formazione in ambito IA nel prossimo futuro.

Nel loro insieme, queste caratteristiche delineano il profilo di imprese che hanno già riconosciuto la rilevanza dell'intelligenza artificiale e ne hanno in qualche misura formalizzato la presenza all'interno dell'organizzazione, ma senza essere ancora riuscite a tradurre questa attenzione in un'effettiva adozione tecnologica o in una diffusione reale delle competenze tra i lavoratori. Si tratta quindi del cluster più fragile sotto il profilo esecutivo. Dal punto di vista strutturale, questo gruppo appare associato a imprese di piccola dimensione, non molto diverse dal Cluster 2 sotto il profilo occupazionale, ma con il livello di fatturato mediamente più basso tra i tre cluster, un elemento che può contribuire a spiegare la difficoltà nel trasformare l'interesse per l'IA in un percorso di implementazione più robusto.

Considerazioni conclusive e implicazioni di policy

Nel complesso, la cluster analysis mostra che la principale linea di differenziazione tra le imprese non riguarda soltanto la presenza o meno dell'intelligenza artificiale, ma il diverso grado di integrazione tra tecnologia, formazione e organizzazione. Da questo punto di vista, i tre cluster rappresentano tre stadi distinti della transizione.

Il primo cluster raccoglie imprese che stanno costruendo le condizioni per il cambiamento, ma che procedono ancora con prudenza. In questi casi, le politiche dovrebbero aiutare a trasformare un orientamento favorevole in una effettiva capacità di implementazione, sostenendo il passaggio dalla preparazione alla piena adozione. Il secondo cluster, invece, rappresenta le imprese più dinamiche e operative, che hanno già integrato l'IA nei processi aziendali e investono nelle competenze del personale. Qui l'esigenza principale è accompagnare il consolidamento e la scalabilità dei percorsi già avviati, rafforzando la qualità della formazione, la capacità di governance e la misurazione degli impatti. Il terzo cluster, infine, è quello che richiede la maggiore attenzione dal punto di vista delle policy, perché raccoglie una quota molto ampia di imprese che hanno sviluppato consapevolezza e persino una certa formalizzazione organizzativa del tema, ma che non sono ancora riuscite a tradurre tutto questo in adozione concreta e competenze diffuse. Per questo gruppo servono strumenti di accompagnamento molto pratici, capaci di ridurre i costi di ingresso, favorire la sperimentazione iniziale e rendere più accessibile la formazione.

La conclusione più rilevante è che una politica efficace per la diffusione dell'IA nel sistema produttivo non può essere uniforme. I risultati suggeriscono piuttosto la necessità di un approccio segmentato, capace di distinguere tra imprese che devono ancora essere attivate, imprese che stanno cercando di consolidarsi e imprese che hanno già avviato un percorso operativo ma necessitano di rafforzarne la sostenibilità nel tempo.

3.3 Evoluzione dei profili di adozione dell'IA: confronto con lo studio effettuato nel Report 2025

Il confronto con lo studio effettuato nel 2025 consente di leggere i risultati della cluster analysis in una prospettiva più ampia e di rafforzarne l'interpretazione strategica. I due esercizi non sono perfettamente sovrapponibili sul piano numerico, perché si basano su insiemi di variabili parzialmente diversi. Nello studio effettuato lo scorso anno, infatti, la cluster analysis combinava l'adozione dell'IA con l'investimento previsto in formazione, la quota di dipendenti formati e due indicatori di performance, ossia l'aumento del fatturato e la riduzione dei costi attribuibili all'adozione dell'IA. Nel presente studio, invece, l'attenzione è posta soprattutto sul rapporto tra adozione effettiva, percorsi di formazione, diffusione delle competenze, introduzione di figure dedicate e orientamento futuro degli investimenti formativi, oltre alle consuete caratteristiche strutturali delle imprese. Per questo motivo, il confronto va letto in chiave interpretativa, come confronto tra due diverse prospettive sulla maturità dell'IA nelle imprese.

Pur con queste differenze, i due studi convergono su un punto fondamentale: l'adozione dell'intelligenza artificiale non segue una dinamica lineare né può essere ricondotta a una semplice distinzione tra imprese adottanti e non adottanti. In entrambi i casi emergono invece traiettorie differenziate, in cui la vera discriminante è il modo in cui la tecnologia viene accompagnata da investimenti nelle competenze e da cambiamenti organizzativi. Lo studio effettuato lo scorso anno mostrava già tre profili distinti — imprese consolidate, imprese ancora sperimentali e imprese ad alta intensità formativa — mentre il presente studio mette in evidenza tre configurazioni diverse della transizione: imprese prudenti ma in movimento, imprese che hanno già reso l'IA operativa nei processi e imprese che hanno formalizzato l'attenzione al tema senza aver ancora completato il passaggio all'implementazione concreta.

Un secondo elemento di forte continuità riguarda il ruolo della formazione. Nello studio effettuato lo scorso anno, il cluster più dinamico era quello caratterizzato dalla maggiore intensità formativa e dai più forti effetti economici associati all'adozione dell'IA, sia in termini di crescita del fatturato sia di riduzione dei costi. Nel presente studio, il profilo più avanzato sul piano operativo è quello in cui l'adozione dell'IA è più diffusa e la formazione coinvolge in misura più ampia

il personale. Letti insieme, i due risultati suggeriscono un messaggio molto chiaro: non è sufficiente dichiarare interesse verso l'IA o avviare iniziative marginali; ciò che distingue le imprese più mature è la capacità di diffondere realmente le competenze all'interno dell'organizzazione e di integrare la formazione nel percorso di trasformazione.

Il confronto consente anche di mettere meglio a fuoco i profili intermedi. Nello studio effettuato lo scorso anno emergeva un gruppo di imprese ancora in fase sperimentale, con investimenti più contenuti, formazione limitata e benefici economici modesti. Nel presente studio, il cluster dei prudenti in transizione appare vicino a questa logica, ma con una differenza importante: la consapevolezza dell'importanza della formazione risulta più avanzata. In altri termini, il nuovo esercizio suggerisce che, accanto alle imprese ancora non mature, esiste una fascia di aziende che ha già compreso la centralità delle competenze e ha iniziato a costruire le condizioni per una futura integrazione più piena dell'IA, pur senza aver ancora completato il processo.

L'elemento più originale emerso dal presente studio riguarda però il cluster delle imprese formalmente pronte. Questo profilo non appariva con la stessa nettezza nello studio effettuato lo scorso anno. Nella nuova analisi emerge infatti un gruppo numeroso di imprese che ha già sviluppato attenzione organizzativa verso l'IA, ha in molti casi attivato percorsi o figure dedicate, ma non ha ancora tradotto tale orientamento in un'adozione concreta e in una diffusione reale delle competenze tra i lavoratori. Si tratta di un risultato particolarmente rilevante, perché consente di distinguere tra semplice consapevolezza del tema e reale capacità di esecuzione. In questo senso, il presente studio aggiunge una dimensione analitica nuova: non solo il grado di maturità dell'adozione, ma anche la distanza tra preparazione formale e attuazione sostanziale.

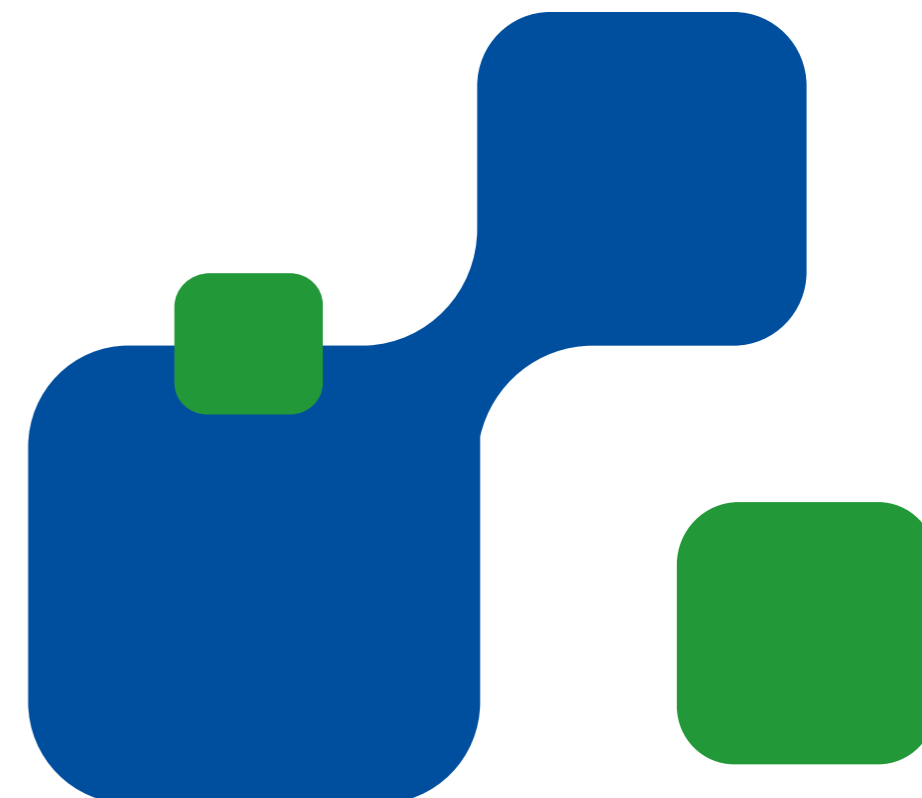
Anche il rapporto tra struttura d'impresa e maturità dell'IA può essere letto in modo più raffinato mettendo a confronto i due studi. Nello studio effettuato lo scorso anno, le imprese più grandi e con fatturati più elevati tendevano a collocarsi nei cluster più consolidati o associati a migliori risultati economici. Il presente studio conferma in parte questa relazione, ma

la rende meno lineare: la maggiore disponibilità di risorse non coincide automaticamente con una maggiore maturità operativa, mentre il cluster più dinamico sul piano dell'adozione e della diffusione delle competenze include anche imprese più snelle. Ne deriva che la struttura economica dell'impresa continua a contare, ma non è sufficiente da sola a spiegare la qualità della transizione; diventa decisiva la capacità di trasformare risorse e intenzioni in cambiamento organizzativo concreto.

Nel complesso, il confronto tra i due studi suggerisce una lettura integrata particolarmente utile. Lo studio effettuato lo scorso anno consente di leggere i cluster soprattutto come profili di maturità e di impatto economico dell'adozione dell'IA. Il presente studio, invece, permette di leggere i cluster come profili di preparazione, adozione operativa e capacità di esecuzione organizzativa. Considerati insieme, i due esercizi restituiscono un quadro più completo del processo

di diffusione dell'IA nelle imprese italiane: un processo che non dipende soltanto dalla disponibilità della tecnologia, ma dalla combinazione tra competenze, investimenti, organizzazione interna e capacità di trasformare il potenziale in risultati concreti.

Dal punto di vista delle policy, questa lettura rafforza l'idea che non sia sufficiente promuovere genericamente l'adozione dell'IA. I due studi indicano piuttosto la necessità di politiche differenziate, capaci di distinguere tra imprese che devono ancora essere attivate, imprese che stanno costruendo le condizioni per il cambiamento e imprese che hanno già avviato percorsi concreti ma necessitano di consolidarne la sostenibilità e gli impatti. In questa prospettiva, la cluster analysis non serve solo a classificare le imprese, ma a individuare con maggiore precisione i diversi fabbisogni che accompagnano la transizione tecnologica.



4

Uso dell'IA, apprendimento e agency negli studenti⁷



⁷ Il testo è stato redatto da Angelo Baccelloni, Lucia Marchegiani, Diletta Topazio

Nota metodologica

Design Sperimentale

Lo studio adotta un disegno fattoriale 3 × 2 che esamina simultaneamente gli effetti di tre condizioni di supporto decisionale e due livelli di complessità del task. Il campione totale di 800 partecipanti provenien-

ti da Prolific è stato assegnato casualmente alle sei condizioni sperimentali risultanti dalla combinazione di questi fattori.

Variabile	Livelli	Significato
Supporto decisionale	0 = Controllo	Nessun supporto tecnologico
	1 = IA	Supporto da Intelligenza Artificiale
	2 = IA+Human	Supporto ibrido IA + Agente Umano
Complessità	0 = Bassa	Task con complessità ridotta
	1 = Alta	Task con complessità elevata

La variabile “Supporto decisionale” presenta tre livelli distinti. Il primo livello (Supporto decisionale = 0) corrisponde al gruppo di controllo, nel quale i partecipanti non hanno ricevuto alcun supporto e rappresenta il baseline rispetto al quale confrontare gli effetti della manipolazione sperimentale. Il secondo livello (Supporto decisionale = 1) prevede il supporto esclusivo da parte di un sistema di Intelligenza Artificiale, il quale fornisce raccomandazioni e guida decisionale sulla base di un calcolo algoritmico. Il terzo livello (Supporto decisionale = 2) combina il supporto IA con l'intervento di un agente umano, creando un'architettura ibrida nella quale la tecnologia e il giudizio umano operano in sinergia per assistere le decisioni del partecipante. La variabile “Complessità” rappresenta differenti categorie di complessità intrinseca dei compiti assegnati ai partecipanti. Un livello basso (Complessità = 0) presenta problemi di natura più gestibile e diretta, mentre un livello alto (Complessità = 1) propone compiti che richiedono maggiore elaborazione cognitiva e ponderazione. Questa variazione consente di esaminare come l'efficacia e l'utilizzo dei supporti tecnologici possano essere moderati dalla difficoltà intrinseca del compito, cioè se il supporto risulti maggiormente efficace in condizioni di complessità ridotta o se riesca a mantenere il suo vantaggio anche quando il problema è più sfidante.

Campione e Procedura

Lo studio ha coinvolto 800 partecipanti reclutati attraverso la piattaforma Prolific, un servizio specializzato nel reclutamento di partecipanti per la ricerca accademica che mantiene standard di qualità elevati nella selezione dei rispondenti, incoraggiando risposte attente e consapevoli. Tutti i partecipanti erano italo-foni ed estratti in maniera casuale dalla popolazione. L'assegnazione alle condizioni sperimentali è stata effettuata randomicamente al fine di garantire l'equivalenza iniziale dei gruppi per quanto riguarda caratteristiche osservabili e inosservabili, riducendo così il rischio di confondimento e aumentando la validità interna dello studio.

Strumenti di Rilevazione

Lo studio ha utilizzato tre categorie principali di misure, costruite attorno a 12 costrutti psicologici e comportamentali di interesse teorico e pratico.

4.1 Variabili Dipendenti Psicometriche

La prima categoria di costrutti considerati comprende le variabili dipendenti psicometriche, tutte misurate su scale Likert a 7 punti che permettono una granularità sufficiente per cogliere sfumature nelle percezioni e atteggiamenti dei partecipanti.

- **Online Engagement** è stata operazionalizzata mediante una scala di 4 item che valuta il livello di attenzione mantenuta durante il compito, la partecipazione attiva al processo decisionale, la ricerca spontanea di chiarimenti quando il partecipante non comprendeva il materiale e lo sforzo complessivo dedicato al completamento del task.
- **Apprendimento** si basa su una scala di 6 item che incorpora i livelli della tassonomia di Bloom, progredendo dalla semplice memorizzazione dei concetti principali fino alla valutazione critica della qualità e dell'affidabilità del materiale ricevuto. Gli item intermedi catturano la comprensione attraverso la parafrasi, l'applicazione a problemi analoghi, l'analisi critica dei punti di forza e debolezza, e l'integrazione personale che trasforma l'informazione esterna in conoscenza idiosincratca.
- **Empowerment**, misurato attraverso il modello Technology Acceptance Model (TAM), rappresenta la percezione soggettiva di utilità della tecnologia per il miglioramento della performance. Questa scala di 3 item cattura se gli utenti percepiscono che il supporto ha effettivamente migliorato la loro capacità prestativa, aumentato l'efficienza nel completare il compito e reso il problema meno difficile affrontare.
- **Perceived Performance** è una scala di 4 item che cattura l'autovalutazione della propria efficienza nel compito, la percezione che il supporto abbia migliorato la qualità del lavoro svolto, il contraffattuale che senza supporto la difficoltà sarebbe stata maggiore, e la percezione che il supporto abbia concretamente ridotto gli errori che il partecipante avrebbe altrimenti commesso. Questo costrutto consente di distinguere tra la percezione astratta di utilità (TAM) e la percezione concreta della propria performance (come ci si sente di aver performato).
- **Cognitive Load** è misurato mediante 4 item che esplorano la quantità di sforzo mentale percepito durante il completamento del compito, il sentimento di essere sopraffatti dall'informazione ricevuta, la gestibilità del carico cognitivo totale e l'adeguatezza della complessità del contenuto rispetto alle esigenze del compito. La scala è particolarmente rilevante alla luce della cognitive load theory di Sweller, che sostiene che un carico eccessivo compromette l'apprendimento perché consuma le risorse di memoria di lavoro disponibili.
- **Transparency** comprende 4 item focalizzati sulla chiarezza del supporto ricevuto, indagando se i partecipanti hanno compreso le motivazioni sottostanti al contenuto fornito, se sono state fornite spiegazioni utili e adeguate, se hanno percepito trasparenza nelle motivazioni e negli argomenti presentati, e infine se hanno potuto seguire la logica interna del contenuto. La dimensione riveste importanza crescente nel dibattito contemporaneo su artificial intelligence etica e trustworthy, poiché gli utenti richiedono sempre più di comprendere il "come" e il "perché" di una raccomandazione, non solo il "cosa".
- **Perceived Control** è operazionalizzato come la percezione dell'autonomia e della libertà nelle decisioni finali. Gli item indagano se gli utenti sentono di essere in controllo delle decisioni finali, se il supporto ricevuto ha limitato la loro autonomia, se si percepivano liberi di accettare o rifiutare il contenuto del supporto, e infine se percepivano che la decisione ultima e la responsabilità rimasero esclusivamente loro. Questo costrutto è fondamentale per comprendere se il supporto tecnologico viene percepito come strumento di ausilio o come moderatore invisibile delle scelte.
- **Intrinsic Motivation** è misurata mediante 4 item che catturano il piacere intrinseco nel lavorare con il contenuto ricevuto, l'interesse percepito verso la materia, la motivazione sperimentata durante il compito e la misura in cui il supporto ha reso il compito più stimolante e coinvolgente. Questo costrutto rappresenta un antecedente importante della persistenza e della qualità della prestazione.

- **Satisfaction** rappresenta la soddisfazione complessiva con l'esperienza attraverso 4 item che includono la soddisfazione generale dichiarata, la misura in cui l'esperienza ha conformato alle aspettative precedenti dei partecipanti, l'intenzione di riuso futuro della stessa modalità di supporto, e infine una valutazione globale positiva o negativa dell'esperienza. Questa è una misura di outcome complessivo della qualità dell'intervento.
- **Decision Confidence** misura il grado di fiducia nelle decisioni prese durante il compito. Gli item valutano se gli utenti si sentono sicuri delle loro decisioni nonostante (o grazie a) il supporto ricevuto, l'aspettativa cognitiva di correttezza di tali decisioni, la riduzione dell'incertezza e della dubitazione grazie ai suggerimenti, e l'aumento complessivo della fiducia nelle scelte. Questo costrutto è importante perché la fiducia nelle decisioni non sempre corrisponde alla loro correttezza obiettiva (fenomeno dell'overconfidence).
- **Self-Efficacy** è una scala di 5 item che valuta la fiducia nella capacità di usare il supporto per supportare le proprie decisioni, la capacità di problem-solving quando si incontrano difficoltà nell'uso del supporto, la fiducia nel poter imparare ad usare nuove modalità di supporto decisionale basate su tecnologie analoghe, la capacità

di valutare quando il supporto è appropriato e quando non lo è, e infine la credibilità attribuita al supporto in termini di accuratezza delle raccomandazioni fornite.

- **Attitude toward IA/Agent** è misurato mediante 4 item che includono la percezione globale che l'agente (IA o umano) possa migliorare la qualità del lavoro, l'interesse dichiarato al riuso continuativo del supporto, la preoccupazione esplicita che il supporto rappresenti una minaccia all'autonomia decisionale dell'individuo, e infine una valutazione etica complessiva dei benefici apportati dal supporto alla società e agli utenti.

Infine, lo studio ha raccolto un insieme di variabili demografiche e psicografiche di controllo: il genere, il numero di lingue parlate fluidamente dal partecipante, la categoria occupazionale attuale, il reddito familiare netto mensile approssimativo (su base facoltativa), il livello educativo più alto conseguito, l'età al primo uso di smartphone, l'età di accesso ai social media e la frequenza dichiarata di utilizzo dei social media. Queste variabili sono state incluse per controllare possibili confondenti legati al background sociodemografico e al livello di alfabetizzazione digitale, che potrebbero moderare la risposta al supporto tecnologico.

4.2 Risultati della ricerca sperimentale

ONLINE ENGAGEMENT

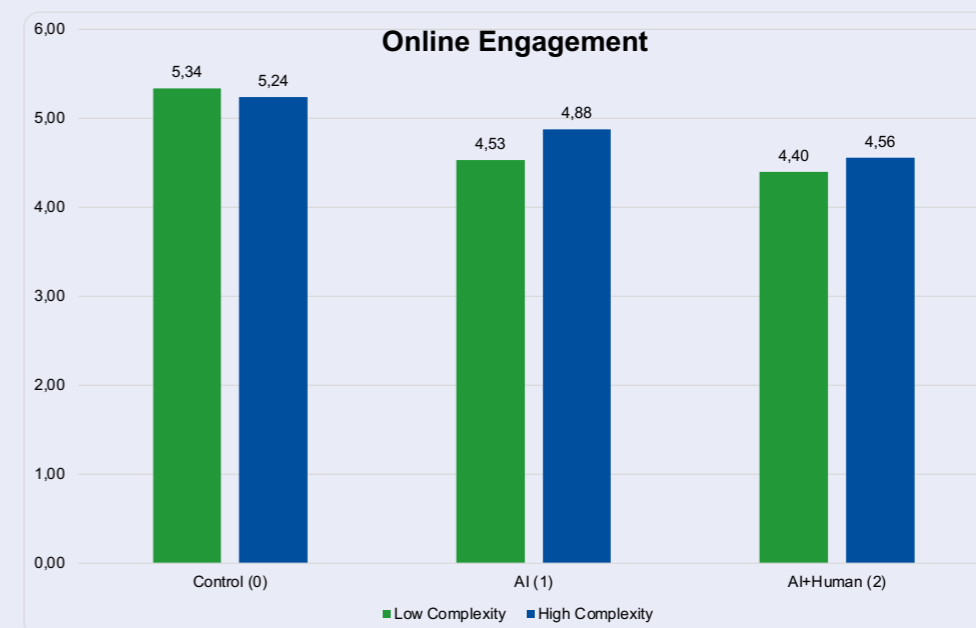
Attenzione e partecipazione consapevole

L'Online Engagement misura il livello di attenzione sostenuta e di partecipazione consapevole manifestato dai partecipanti durante lo svolgimento del compito. Questa dimensione riveste un ruolo centrale, poiché l'attenzione rappresenta un prerequisito fondamentale sia per un apprendimento efficace sia per l'esecuzione di un task di elevata qualità. I dati mostrano come l'engagement vari in funzione sia della complessità del compito sia della tipologia di supporto fornito, evidenziando pattern coerenti e significativi.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.34	5.24	-0.10	-1.9%	<,05
IA (1)	4.53	4.88	+0.35	+7.7%	<,05
IA + Umano (2)	4.40	4.56	+0.16	+3.6%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.81	-0.36	—	-15.2%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.94	-0.68	—	-17.6%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.13	-0.32	—	-2.9%	<,05

Nei compiti a bassa complessità, la condizione di controllo registra un valore medio di engagement pari a 5.34, indicativo di un elevato livello di coinvolgimento autonomo. Questo dato di baseline è particolarmente significativo, poiché mostra come i partecipanti senza alcun supporto tecnologico raggiungono livelli di attenzione molto elevati quando il compito è gestibile e percepito come autonomo. L'introduzione del supporto algoritmico porta il valore a 4.53, con una diminuzione di 0.81 punti, corrispondente a un decremento del 15.2% rispetto al controllo. Questo risultato invertito rispetto alle aspettative iniziali suggerisce un fenomeno interessante: il supporto IA potrebbe agire da distrazione cognitiva o da sostituto della responsabilità decisionale, riducendo l'engagement intrinseco quando il compito è già gestibile autonomamente. La condizione IA più agente umano registra il valore più basso, pari a 4.40, con un ulteriore decremento di 0.13 punti rispetto alla sola IA, indicando che l'aggiunta della componente umana aumenta la volontà di delega e non recupera l'engagement perso, bensì lo riduce ulteriormente.

Nei compiti ad alta complessità emerge un pattern rilevante: sebbene l'engagement rimanga inferiore a quello del controllo, il supporto IA migliora il valore a 4.88 (+7.7% rispetto al compito a bassa complessità), con una riduzione del gap rispetto al controllo (da -0.81 a -0.36 punti). Questo suggerisce che l'IA diviene più utile quando il compito è difficile, fornendo una forma di ancoraggio che riduce il disorientamento. La condizione IA più agente umano raggiunge 4.56, con un ulteriore incremento rispetto alla sola IA, sebbene rimanga comunque inferiore al controllo. Considerando l'interpretazione trasversale, emergono due osservazioni critiche: (1) l'assenza di tecnologia mantiene i livelli di engagement più elevati indipendentemente dalla complessità; (2) il supporto tecnologico, pur riducendo l'engagement nei task semplici, diviene progressivamente più efficace quando la difficoltà aumenta, anche se non riesce a superare i livelli autonomi.



APPRENDIMENTO

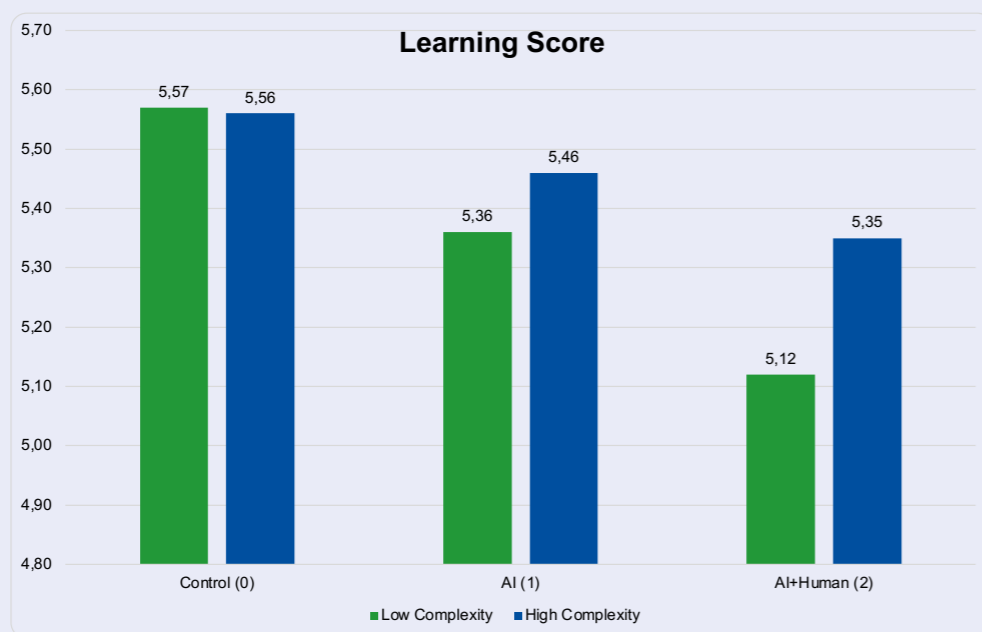
Acquisizione e elaborazione delle conoscenze

L'apprendimento è valutato attraverso una serie di capacità cognitive chiave: la memorizzazione dei concetti, la rielaborazione dei contenuti, l'applicazione a problemi analoghi, l'individuazione di punti di forza e debolezza, l'integrazione di suggerimenti esterni e la valutazione critica della qualità delle informazioni. I dati mostrano un pattern rilevante, dove il controllo mantiene livelli superiori rispetto alle altre condizioni.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.57	5.56	-0.01	-0.2%	<,05
IA (1)	5.36	5.46	+0.10	+1.9%	<,05
IA + Umano (2)	5.12	5.35	+0.23	+4.5%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.21	-0.10	—	-3.8%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.45	-0.21	—	-8.1%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.24	-0.11	—	-4.5%	<,05

Il gruppo di controllo, operando autonomamente, raggiunge i livelli più elevati di apprendimento (5.57 nei compiti semplici, 5.56 in quelli complessi), con una stabilità indipendentemente dalla difficoltà del compito. Questo risultato suggerisce che i partecipanti autonomi, quando riescono a completare il compito senza supporto, sviluppano una elaborazione cognitiva profonda e consapevole. L'introduzione del supporto IA riduce leggermente la capacità di apprendimento

a 5.36 (-0.21 punti, -3.8%), probabilmente perché il supporto esterno fornisce soluzioni strutturate che riducono il bisogno di elaborazione profonda autonoma. La condizione IA più agente umano registra il valore più basso (5.12), con un ulteriore decremento di 0.24 punti rispetto all'IA. Questo pattern controintuitivo suggerisce che forme di delega potrebbero compromettere il processo di consolidamento cognitivo autonomo.



Nei compiti ad alta complessità, il controllo mantiene una performance di apprendimento pressoché identica (5.56, variazione di soli -0.01 punti), indicando una resilienza cognitiva notevole. L'IA porta il valore a 5.46 (-0.10 punti rispetto al controllo), riducendo ulteriormente il gap rispetto ai compiti semplici. La condizione IA+Umano raggiunge 5.35, mostrando

una variazione di +0.23 punti rispetto al task semplice, il miglioramento più marcato osservato. Questo suggerisce che nel contesto difficile, il supporto umano svolge un ruolo più importante nel facilitare l'elaborazione cognitiva ma in condizioni strutturalmente inferiori rispetto ad IA e gruppo di controllo.

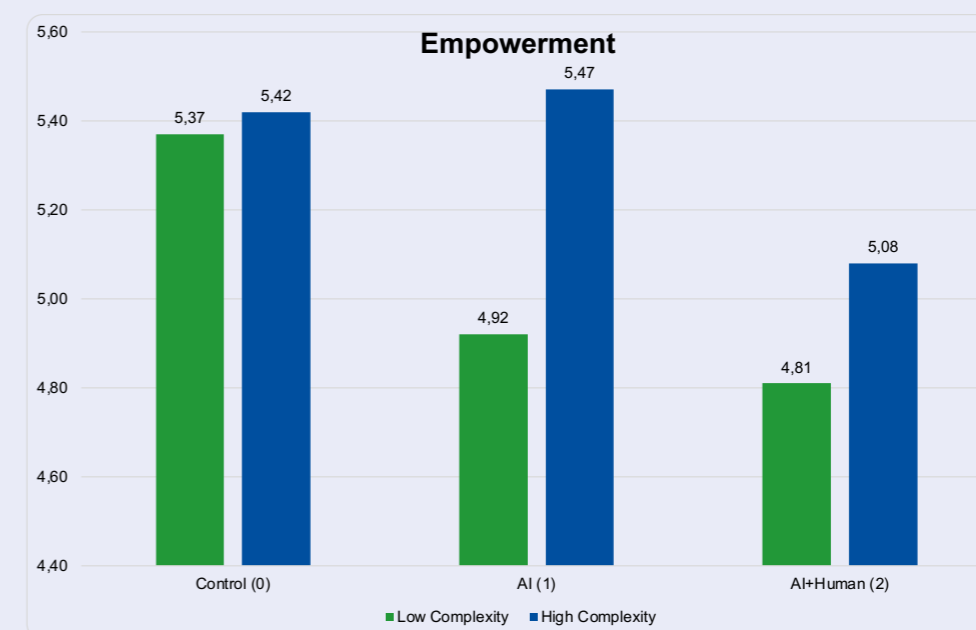
PERCEZIONE DI MIGLIORAMENTO DELLE PROPRIE CAPACITÀ

L'Empowerment misura la percezione di miglioramento delle capacità di completare un compito e il senso di autodeterminazione, una dimensione psicologica centrale che influisce sulla motivazione e sulla resilienza di fronte alle difficoltà.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.37	5.42	+0.05	+0.9%	<,05
IA (1)	4.92	5.47	+0.55	+11.2%	<,05
IA + Umano (2)	4.81	5.08	+0.27	+5.6%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.45	+0.05	—	-8.4%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.56	-0.34	—	-10.4%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.11	-0.39	—	-2.2%	<,05

Nella condizione di bassa complessità, il gruppo di controllo registra un valore di 5.37, indicativo di una percezione robusta di capacità autonoma. L'introduzione del supporto IA porta il valore a 4.92, con una riduzione di 0.45 punti (-8.4%), suggerendo che il supporto esterno potrebbe minare la percezione di autodeterminazione quando il compito è già alla portata. La condizione IA+Umano raggiunge 4.81, confermando il pattern di riduzione dell'empowerment con l'aggiunta di supporto. Tuttavia, emerge un pattern interessante nella complessità alta: il control-

lo rimane stabile a 5.42, mentre l'IA migliora significativamente a 5.47 (+0.55 punti, +11.2% rispetto al compito facile). Questo suggerisce un effetto dove il supporto IA diviene particolarmente impattante sull'empowerment quando il compito diventa difficile. La condizione IA+Umano raggiunge 5.08, indicando che nel contesto difficile il supporto umano contribuisce a preservare la percezione di capacità in misura inferiore all'IA.



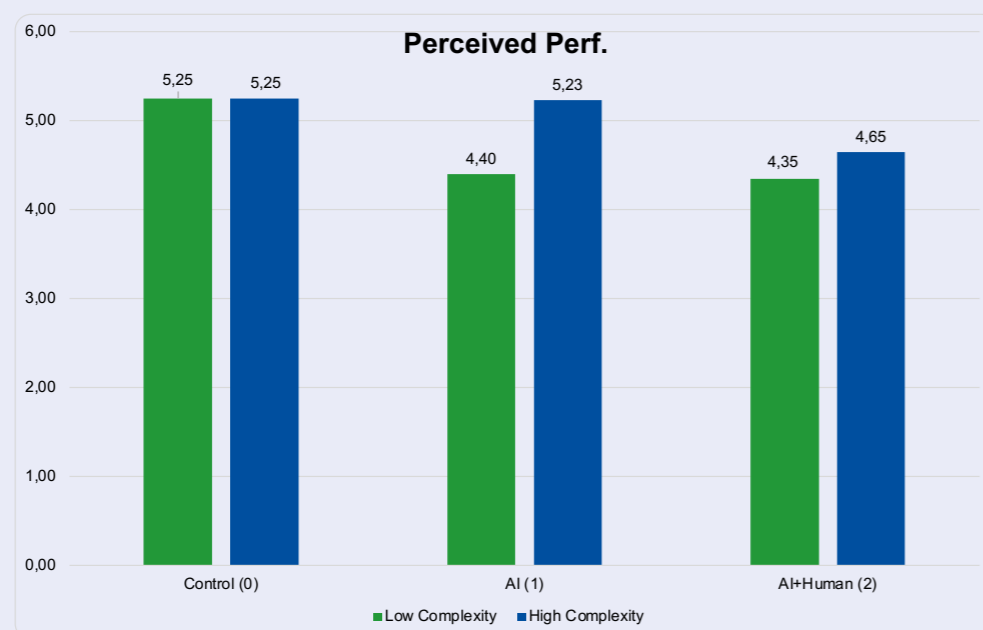
VALUTAZIONE SOGGETTIVA DELLA PERFORMANCE

La valutazione soggettiva della performance misura la valutazione soggettiva che il partecipante fornisce circa la qualità con cui ritiene di aver portato a termine il compito, rappresentando un indicatore psicologico cruciale che influenza la fiducia nelle proprie capacità.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.25	5.25	0.00	0.0%	<,05
IA (1)	4.40	5.23	+0.83	+18.9%	<,05
IA + Umano (2)	4.35	4.65	+0.30	+6.9%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.85	-0.02	—	-16.2%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.90	-0.60	—	-17.1%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.05	-0.58	—	-1.1%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo registra un valore di 5.25, una percezione equilibrata della propria performance. L'IA riduce questo valore a 4.40 (-0.85 punti, -16.2%), indicando una sottovalutazione della propria performance in presenza di supporto algoritmico. Questo potrebbe riflettere un effetto di "svalutazione della competenza personale": quando un sistema fornisce supporto, gli utenti potrebbero attribuire il risultato positivo all'IA piuttosto che alle proprie capacità. La condizione IA+Umano registra 4.35, il valore più basso, suggerendo che l'elemento

umano non recupera la percezione positiva della performance. Un'osservazione critica emerge nel compito difficile: il controllo rimane stabile a 5.25 (nessuna variazione), mentre l'IA migliora drasticamente a 5.23 (-0.02 punti). Questo pattern straordinario suggerisce che nel contesto difficile, il supporto IA riporta alla norma una percezione che altrimenti potrebbe degradarsi. La condizione IA+Umano raggiunge 4.65, mostrando un'ulteriore riduzione, sebbene inferiore a quella osservata nel compito facile.



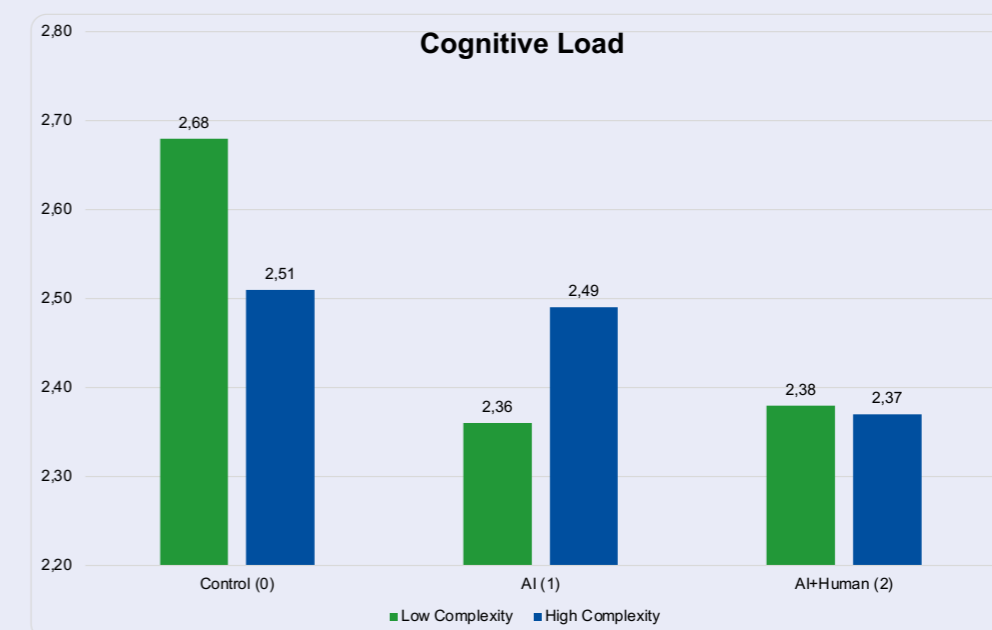
CARICO COGNITIVO PERCEPITO

Il cognitive load misura lo sforzo mentale e il sovraccarico cognitivo percepito. Valori più bassi indicano una condizione migliore, poiché riflettono una maggiore efficienza cognitiva.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	2.68	2.51	-0.17	-6.3%	<,05
IA (1)	2.36	2.49	+0.13	+5.5%	<,05
IA + Umano (2)	2.38	2.37	-0.01	-0.4%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.32	-0.02	—	-11.9%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.30	-0.14	—	-11.2%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	+0.02	-0.12	—	+0.8%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo registra un carico cognitivo di 2.68, un valore moderato che riflette il lavoro mentale necessario anche per compiti semplici. L'IA riduce il carico a 2.36 (-0.32 punti, -11.9%), indicando una riduzione dell'efficienza cognitiva. Contrariamente alle aspettative, la sola IA non riduce il carico come ci si potrebbe aspettare, forse perché l'interpretazione delle raccomandazioni algoritmiche richiede sforzo cognitivo aggiuntivo. La condizione IA+Umano registra 2.38, un valore leggermente più elevato rispetto all'IA, suggerendo che l'elemento umano aggiunge un "carico interpretativo"

nel compito semplice. Nel compito difficile, il controllo mantiene un carico relativamente basso (2.51), con una riduzione di -0.17 punti rispetto al compito facile. L'IA porta il carico a 2.49 (+0.13 punti, +5.5% rispetto al compito facile), mostrando un incremento del carico nel passaggio dalla difficoltà bassa a quella alta. La condizione IA+Umano raggiunge 2.37, mantenendo il valore più basso di tutte le condizioni nel compito difficile, suggerendo che nel contesto complesso il supporto umano aiuta effettivamente a ridurre lo sforzo cognitivo più di altre tecnologie isolate.



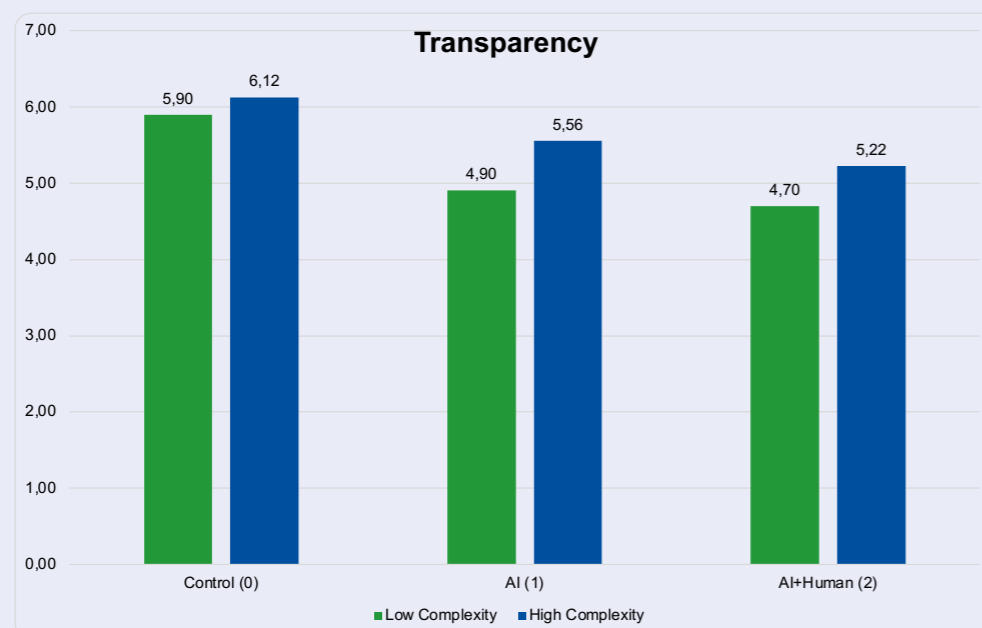
TRASPARENZA

La trasparenza misura il grado in cui i partecipanti comprendono le motivazioni alla base delle raccomandazioni e dei suggerimenti ricevuti.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.90	6.12	+0.22	+3.7%	<,05
IA (1)	4.90	5.56	+0.66	+13.5%	<,05
IA + Umano (2)	4.70	5.22	+0.52	+11.1%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-1.00	-0.56	—	-16.9%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-1.20	-0.90	—	-20.3%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.20	-0.34	—	-4.1%	<,05

La trasparenza mostra un'inversione radicale: il controllo raggiunge i valori più alti (5.90 nel compito facile, 6.12 nel compito difficile), suggerendo che l'assenza di supporto esterno è percepita come la condizione più trasparente e intelligibile. Questo risultato ha importanti implicazioni: quando i partecipanti agiscono autonomamente, non hanno necessità di interpretare raccomandazioni e motivazioni esterne, vivendo un'esperienza cognitiva più diretta e trasparente. L'introduzione dell'IA riduce la trasparenza a 4.90 (-1.00 punti, -16.9%), un decremento marcato che suggerisce difficoltà nel comprendere le logiche algoritmiche anche in compiti semplici. La condizione IA+Umano registra 4.70, il valore più basso, indican-

do che l'elemento umano non recupera la trasparenza mancante nel compito facile. Nel compito difficile, la trasparenza aumenta leggermente: l'IA raggiunge 5.56 (+0.66 punti rispetto al compito facile, +13.5%), mentre il controllo sale a 6.12 (+0.22 punti). La condizione IA+Umano raggiunge 5.22, mostrando un miglioramento significativo (+0.52 punti rispetto al compito facile, +11.1%), sebbene rimanga inferiore al controllo. Questo suggerisce che nel contesto difficile, quando la complessità intrinseca del compito aumenta, la trasparenza del supporto umano diviene relativamente più importante, anche se il controllo autonomo rimane la condizione percepita come più trasparente.



PERCEZIONE DI AGENCY E AUTONOMIA DECISIONALE

Il controllo percepito misura il grado in cui i partecipanti ritengono di mantenere il controllo sulle proprie decisioni finali nonostante la presenza di supporto esterno.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.68	5.57	-0.11	-1.9%	<,05
IA (1)	5.57	5.93	+0.36	+6.5%	<,05
IA + Umano (2)	5.45	5.71	+0.26	+4.8%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.11	+0.36	—	-1.9%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.23	+0.14	—	-4.1%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.12	-0.22	—	-2.2%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo registra un valore di 5.68, elevato e coerente con il fatto che i partecipanti agiscono in piena autonomia. L'introduzione dell'IA riduce leggermente il controllo percepito a 5.57 (-0.11 punti, -1.9%), un effetto minimo che suggerisce che il supporto algoritmico rappresenta un vincolo soft sulla percezione di autonomia. La condizione IA+Umano registra 5.45, con un ulteriore decremento di 0.12 punti, indicando che la componente umana introduce una forma di "mediazione" che riduce leggermente l'autonomia percepita. Nel compito difficile, il pattern si inverte: il controllo scende leggermente a 5.57 (-0.11 punti), mentre l'IA migliora

significativamente a 5.93 (+0.36 punti), superando il controllo. Questo risultato straordinario suggerisce che nel contesto difficile, il supporto IA fornisce un'ancora che consolida la percezione di controllo, forse permettendo ai partecipanti di sentirsi più sicuri nelle proprie decisioni. La condizione IA+Umano raggiunge 5.71, mantenendo un vantaggio di 0.14 punti rispetto al controllo (+1.9%). Questo pattern nel compito difficile è psicologicamente rilevante: suggerisce che il supporto, specialmente quello ibrido, non compromette l'autonomia percepita quando il compito è complesso, bensì la consolida.

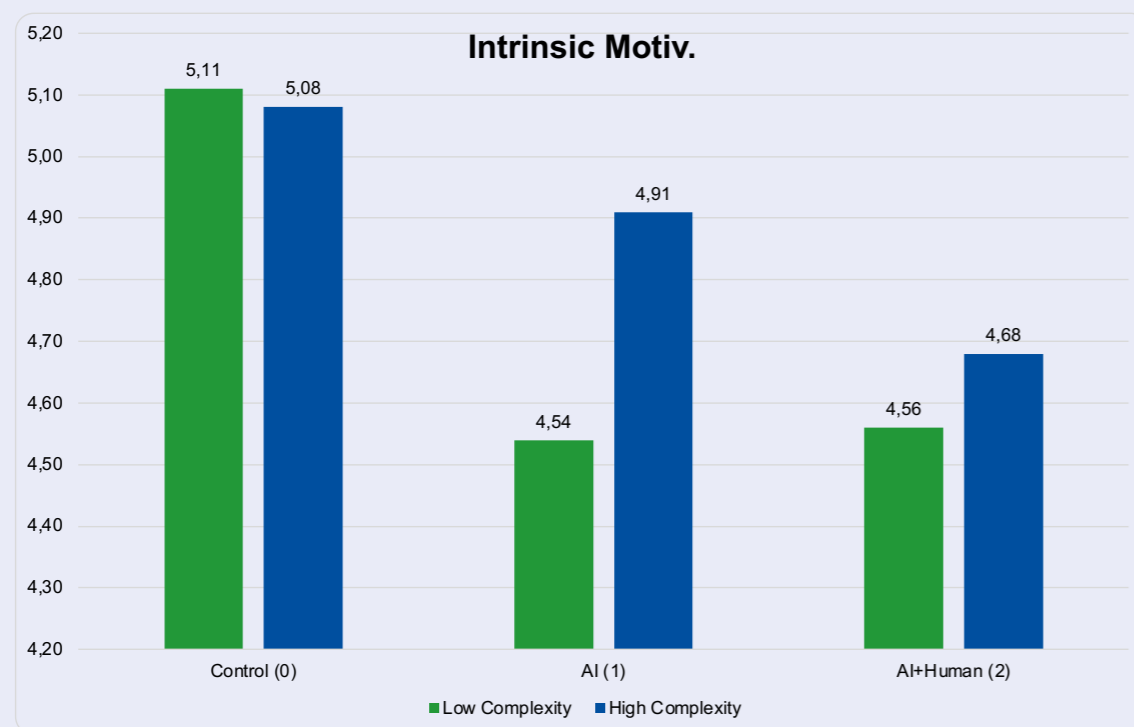
MOTIVAZIONE INTRINSECA

La motivazione intrinseca misura il desiderio di completare un compito per interesse personale piuttosto che per incentivi esterni.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.11	5.08	-0.03	-0.6%	<,05
IA (1)	4.54	4.91	+0.37	+8.2%	<,05
IA + Umano (2)	4.56	4.68	+0.12	+2.6%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.57	-0.17	—	-11.2%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.55	-0.40	—	-10.8%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	+0.02	-0.23	—	+0.4%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo registra una motivazione intrinseca di 5.11, un valore moderato-alto. L'introduzione dell'IA riduce la motivazione a 4.54 (-0.57 punti, -11.2%), suggerendo un effetto di sostituzione della responsabilità: quando il supporto esterno fornisce orientamento, il bisogno motivazionale autonomo di scoperta si riduce. La condizione IA+Umano registra 4.56, un valore pressoché identico all'IA, indicando che l'elemento umano non recupera la motivazione intrinseca persa. Nel compito difficile, il controllo mantiene una motivazione stabile a 5.08 (-0.03 punti rispetto al compito facile), mo-

strando una resilienza motivazionale notevole anche di fronte a difficoltà aumentata. L'IA migliora a 4.91 (+0.37 punti, +8.2%), riducendo il gap dal controllo a soli -0.17 punti. Questo suggerisce che nel compito difficile, il supporto IA fornisce un ancoraggio motivazionale che riduce l'effetto di demotivazione tipicamente associato alla difficoltà. La condizione IA+Umano raggiunge 4.68, mostrando una riduzione di 0.23 punti rispetto all'IA, suggerendo che nel compito difficile l'elemento umano non aggiunge valore motivazionale aggiuntivo.



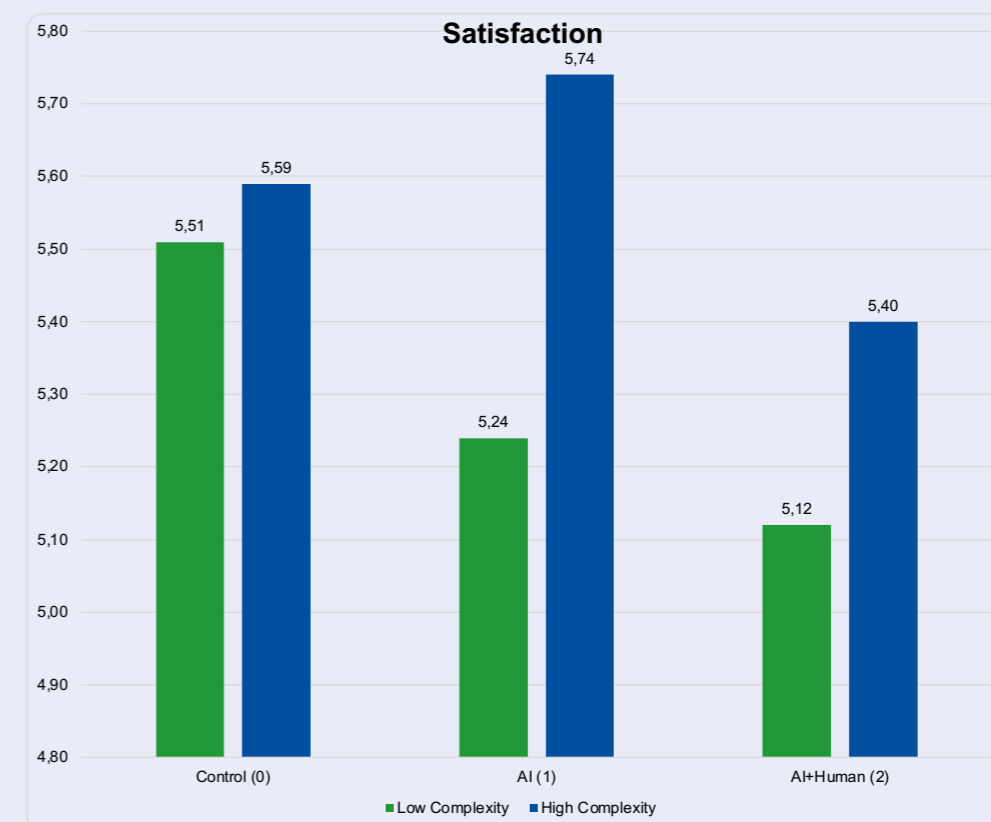
SODDISFAZIONE DELL'ESPERIENZA

La variabile misura la soddisfazione complessiva del partecipante rispetto all'esperienza, includendo la probabilità di utilizzo futuro.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.51	5.59	+0.08	+1.5%	<,05
IA (1)	5.24	5.74	+0.50	+9.5%	<,05
IA + Umano (2)	5.12	5.40	+0.28	+5.5%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.27	+0.15	—	-4.9%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.39	-0.19	—	-7.1%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.12	-0.34	—	-2.3%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo raggiunge una soddisfazione di 5.51, indicativo di un'esperienza complessivamente positiva. L'introduzione dell'IA riduce leggermente la soddisfazione a 5.24 (-0.27 punti, -4.9%), suggerendo che il supporto, nel contesto di compiti semplici, non migliora l'esperienza complessiva. La condizione IA+Umano registra 5.12, il valore più basso, con una riduzione di 0.39 punti rispetto al controllo (-7.1%), indicando che l'aggiunta di supporto non incrementa la soddisfazione quando il compito è gestibile. Nel compito difficile, il

controllo migliora leggermente a 5.59 (+0.08 punti), un risultato notevole che suggerisce una soddisfazione robusta anche di fronte a compiti difficili affrontati in autonomia. L'IA migliora significativamente a 5.74 (+0.50 punti, +9.5% rispetto al compito facile, +0.15 rispetto al controllo). Questo è uno dei risultati più chiari dei dati: nel compito difficile, l'IA diviene benefica per la soddisfazione, superando anche il controllo. La condizione IA+Umano raggiunge 5.40, con un incremento di 0.28 punti rispetto al compito facile, pur rimanendo inferiore all'IA e al controllo.



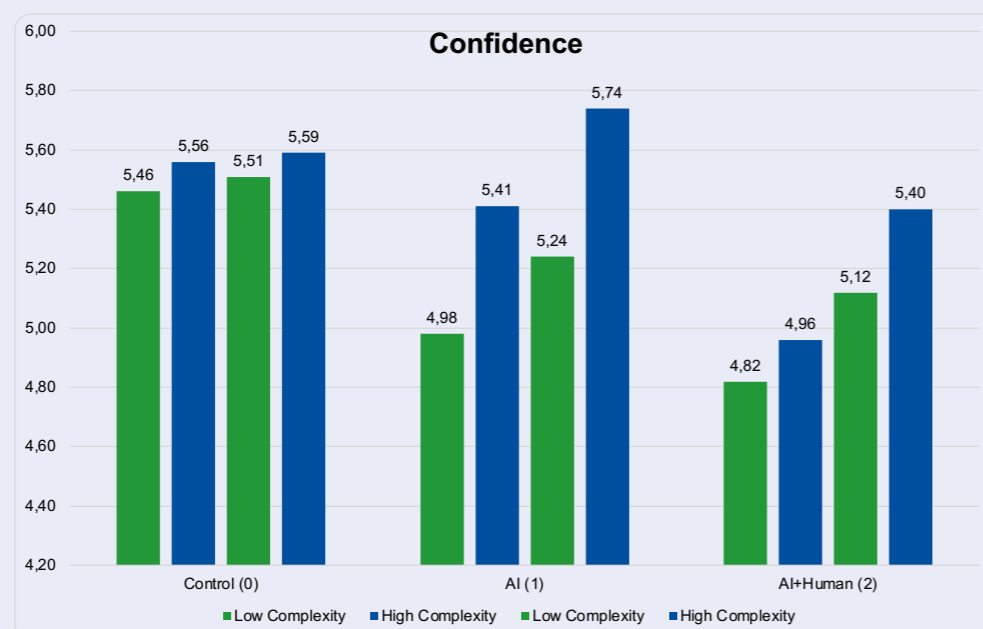
FIDUCIA NELLE DECISIONI PRESE

La decision confidence misura il grado di fiducia e sicurezza che i partecipanti ripongono nelle decisioni prese durante il compito.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.46	5.56	+0.10	+1.8%	<,05
IA (1)	4.98	5.41	+0.43	+8.6%	<,05
IA + Umano (2)	4.82	4.96	+0.14	+2.9%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.48	-0.15	—	-8.8%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.64	-0.60	—	-11.7%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.16	-0.45	—	-3.2%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo registra una decision confidence di 5.46, indicativa di una fiducia moderata-alta nelle proprie scelte. L'introduzione dell'IA riduce la fiducia a 4.98 (-0.48 punti, -8.8%), un risultato che suggerisce un effetto di erosione della confidenza decisionale: quando esiste un'alternativa IA, i partecipanti tendono a dubitare meno delle loro decisioni ma a riporre meno su se stessi. La condizione IA+Umano registra 4.82, il valore più basso, con una riduzione totale di 0.64 punti rispetto al controllo (-11.7%), indicando che l'elemento umano non

recupera la fiducia. Nel compito difficile, il controllo rimane stabile a 5.56 (+0.10 punti, +1.8%), mostrando una resilienza notevole della fiducia decisionale anche di fronte a compiti impegnativi. L'IA migliora a 5.41 (+0.43 punti, +8.6%), riducendo il gap rispetto al controllo da -0.48 a soli -0.15 punti. La condizione IA+Umano raggiunge 4.96, mostrando un miglioramento di 0.14 punti rispetto al compito facile, sebbene rimanga inferiore sia al controllo che all'IA nel contesto difficile.



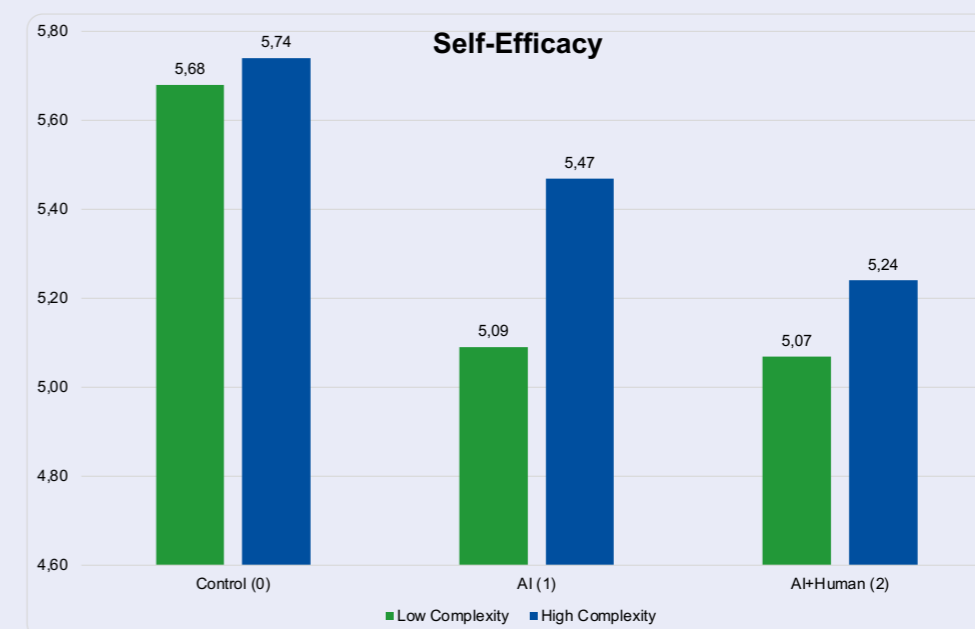
FIDUCIA NELLE CAPACITÀ GENERALI DI PROBLEM-SOLVING

L'autoefficacia rappresenta la convinzione generale di una persona nella propria capacità di affrontare problemi simili utilizzando il supporto tecnologico.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	5.68	5.74	+0.06	+1.1%	<,05
IA (1)	5.09	5.47	+0.38	+7.5%	<,05
IA + Umano (2)	5.07	5.24	+0.17	+3.4%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	-0.59	-0.27	—	-10.4%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	-0.61	-0.50	—	-10.7%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.02	-0.23	—	-0.4%	<,05

Nel compito a bassa complessità, il controllo raggiunge un'autoefficacia di 5.68, una percezione robusta delle proprie capacità generali. L'introduzione dell'IA riduce questo valore a 5.09 (-0.59 punti, -10.4%), suggerendo che il supporto esterno, quando il compito è già gestibile, riduce la percezione di capacità generale. La condizione IA+Umano registra 5.07, praticamente identica all'IA, con una riduzione totale di 0.61 punti (-10.7%), indicando una perdita significativa di autoefficacia in presenza di supporto nel contesto facile. Nel compito difficile, il controllo migliora legger-

mente a 5.74 (+0.06 punti, +1.1%), mostrando una stabilità dell'autoefficacia anche di fronte a difficoltà aumentate. L'IA migliora significativamente a 5.47 (+0.38 punti, +7.5%), riducendo il gap dal controllo a -0.27 punti. Questo suggerisce che nel compito difficile, il supporto IA fornisce un'evidenza empirica della capacità di risolvere problemi complessi, consolidando l'autoefficacia. La condizione IA+Umano raggiunge 5.24, con un miglioramento di 0.17 punti rispetto al compito facile, sebbene rimanga inferiore a entrambi gli altri livelli.



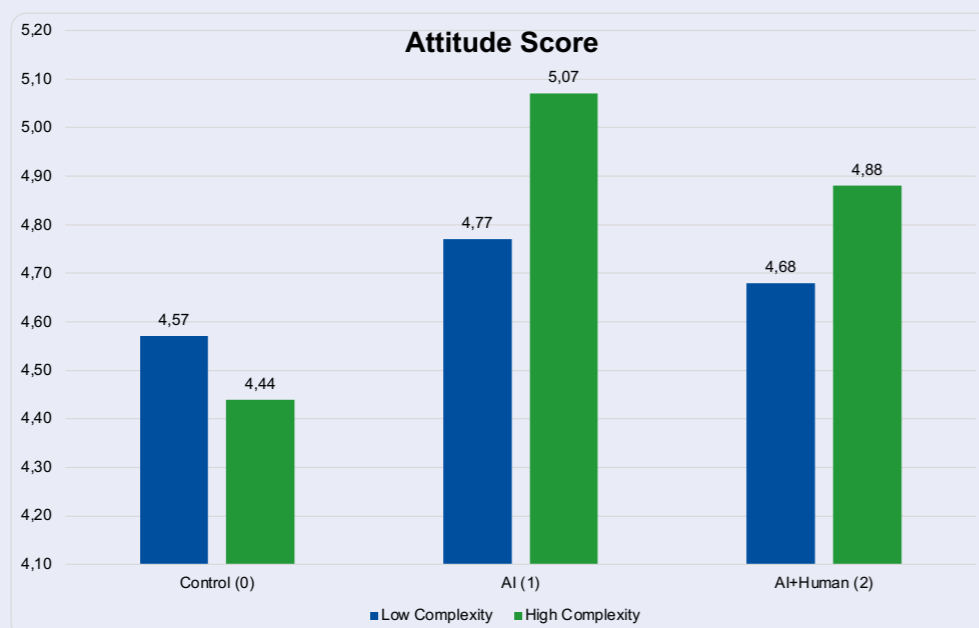
ATTEGGIAMENTO VERSO IL SISTEMA

L'attitude toward technology misura la percezione che gli utenti hanno del valore, dell'utilità e della minaccia associata al supporto tecnologico.

Condizione	Bassa Complessità	Alta Complessità	Variazione	% Variazione	p
Controllo (0)	4.57	4.44	-0.13	-2.8%	<,05
IA (1)	4.77	5.07	+0.30	+6.3%	<,05
IA + Umano (2)	4.68	4.88	+0.20	+4.3%	<,05
Differenza IA vs Controllo (Basso)	+0.20	+0.63	—	+4.4%	<,05
Differenza IA+Umano vs Controllo (Basso)	+0.11	+0.44	—	+2.4%	<,05
Differenza IA+Umano vs IA (Basso)	-0.09	-0.19	—	-1.9%	<,05

L'atteggiamento verso la tecnologia mostra un pattern interessante: il controllo (senza supporto tecnologico) registra valori di 4.57 e 4.44, suggerendo che i partecipanti autonomi hanno un atteggiamento moderato verso la tecnologia (possibilmente riflettendo la loro esperienza precedente con tecnologie in generale). L'introduzione dell'IA migliora leggermente l'atteggiamento a 4.77 (+0.20 punti nel compito facile), mentre nel compito difficile migliora significativamente a 5.07

(+0.63 punti). Questo pattern è rilevante: l'IA è percepita positivamente soprattutto quando il compito è difficile, suggerendo che l'utilità percepita della tecnologia aumenta con la difficoltà. La condizione IA+Umano registra 4.68 nel compito facile (inferiore all'IA), ma migliora a 4.88 nel compito difficile (+0.20 punti). Nel complesso, l'elemento umano non amplifica l'atteggiamento positivo verso la tecnologia nei compiti semplici, ma lo stabilizza in quelli complessi.



4.3 Identificazione dei differenti profili di utenti attraverso un'analisi cluster

La segmentazione k-means in quattro cluster è stata costruita su variabili di profilo socio-demografico e di esposizione digitale: genere, numero di lingue parlate, condizione occupazionale, reddito, istruzione, età di primo utilizzo dello smartphone, età di primo accesso a un social media e frequenza di utilizzo dei social media. L'obiettivo della clusterizzazione è duplice. Da un lato, consente di descrivere quattro profili relativamente omogenei in termini di background e familiarità digitale; dall'altro, permette di leggere come tali profili si traducano in modalità diverse di interazione con il supporto e, in particolare, nella relazione operativa con l'Intelligenza Artificiale. In questo studio, tale relazione non è soltanto un atteggiamento dichiarato, ma una scelta osservabile tramite la variabile Agente, che misura se il partecipante preferisce non essere supportato, ricevere supporto da un agente umano oppure da Intelligenza Artificiale, con la complessità del compito agisce come un moderatore rilevante. A partire da questa evidenza, i cluster vengono descritti non solo in termini di percezioni psicometriche (trasparenza, controllo, carico cognitivo, soddisfazione, fiducia decisionale), ma anche come profili di adozione: se gli utenti scelgono il supporto, quale canale prediligono e come la preferenza cambia al crescere della complessità.

CLUSTER 1

I PRAGMATICI ASSISTITI: orientamento funzionale al supporto e uso selettivo dell'IA

Il primo cluster (n = 453), numericamente dominante, esprime una relazione con il supporto che potremmo definire pragmatica e funzionale. Sul piano psicometrico, questo gruppo presenta un'esperienza complessivamente solida, con engagement e apprendimento percepito su livelli buoni e una valutazione della trasparenza generalmente positiva. In parallelo, emergono segnali di minore "spinta" sulle dimensioni più legate alla percezione di agency e slancio personale, in particolare motivazione e autoefficacia, che risultano relativamente più contenute rispetto ad altri profili.

Questa impostazione si riflette chiaramente nella

scelta del supporto: il cluster 1 è quello che più frequentemente richiede un agente, con un tasso complessivo di attivazione pari al 74,4%. La preferenza è prevalentemente orientata verso l'agente umano, scelto nel 48,7% dei casi, mentre l'IA viene selezionata nel 25,8%. Il tratto distintivo, tuttavia, non è soltanto la frequenza, ma il modo in cui la complessità orienta la scelta. In bassa complessità l'IA è scelta nel 20,4% dei casi, mentre in alta complessità sale al 29,7%, a fronte di una quota di scelta dell'agente umano sostanzialmente stabile attorno al 48,6–48,7%. In termini interpretativi, i Pragmatici Assistiti adottano il supporto come un'infrastruttura "utile" e, quando il compito diventa più impegnativo, incrementano selettivamente l'utilizzo dell'IA, come se la percepissero come uno strumento particolarmente efficace nel gestire complessità e carico informativo, senza però abbandonare la preferenza di base per l'interazione umana.

CLUSTER 2

I SELETTIVI DELL'AUTONOMIA: l'IA come risorsa necessaria, l'umano come riferimento stabile

Il secondo cluster (n = 233) si caratterizza per una relazione con il supporto più condizionata dalla preservazione dell'autonomia. Questo gruppo tende a riportare un controllo percepito relativamente più elevato, mentre empowerment e performance percepita risultano mediamente più contenute. Il quadro complessivo è coerente con utenti che accettano il supporto, ma mantengono una postura più prudente nel riconoscere il valore aggiunto, soprattutto quando tale supporto rischia di essere interpretato come sostitutivo della decisione personale.

Dal punto di vista della scelta dell'agente, il cluster 2 richiede supporto nel 69,3% dei casi, quindi con una frequenza alta ma inferiore al cluster 1. Anche qui prevale l'agente umano, scelto nel 40,7% dei casi, mentre l'IA è scelta nel 28,6%. La componente decisiva è il "quando": in bassa complessità l'IA è selezionata nel 20,8%, ma in alta complessità sale al 32,1%, mentre la scelta dell'umano rimane sostanzialmente stabile attorno al 40–41%. Questo profilo suggerisce una dinamica di adozione strumentale: l'IA viene scel-

ta soprattutto quando la difficoltà del compito rende il beneficio più evidente, ma la relazione resta mediata dal bisogno di controllo. In altri termini, l'IA entra più facilmente quando diventa "necessaria", mentre l'umano resta un riferimento stabile, compatibile con un orientamento che valorizza la responsabilità e la titolarità della scelta.

CLUSTER 3

IA-FIRST INTENSIVI: l'IA come strumento centrale di elaborazione

Il terzo cluster è sottodimensionato rispetto agli altri (n = 15). Nonostante ciò, il pattern di scelta è particolarmente netto e informativo. Sul piano psicometrico, questo profilo tende a mostrare livelli elevati di coinvolgimento e una partecipazione intensa al compito, ma con un carico cognitivo più alto, coerente con un approccio più approfondito e meno "sbrigativo". La relazione con l'IA è, in questo caso, più diretta: complessivamente l'IA è scelta nel 40,0% dei casi, mentre l'agente umano nel 20,0%, con una quota di non utilizzo del supporto pari al 40,0%. La complessità accentua ulteriormente la preferenza per l'IA. In bassa complessità l'IA e l'umano sono scelti in pari misura (25,0% ciascuno), mentre in alta complessità l'IA sale al 57,1% e l'umano scende al 14,3%. La lettura più coerente è che, quando il compito diventa più difficile, questi utenti non cercano tanto una rassicurazione relazionale, quanto un supporto percepito come potente nel gestire informazione e ragionamento. È una relazione con l'IA più "cognitiva" che "assistenziale": l'IA viene scelta come strumento centrale di elaborazione, anche a costo di maggiore intensità mentale.

CLUSTER 4

CONVERTER RAZIONALI: dall'umano all'IA in funzione della complessità

Il quarto cluster (n = 99) combina un'esperienza percepita particolarmente fluida con una scelta del supporto più selettiva. Sul piano psicometrico, questo gruppo tende a riportare trasparenza più elevata, soddisfazione più alta, performance percepita più alta e carico cognitivo più basso. In altri termini, l'interazione con il contenuto appare più gestibile e chiara, con un equilibrio favorevole tra utilità e sforzo.

Coerentemente, la frequenza complessiva con cui richiedono un agente è più bassa rispetto ai cluster 1 e 2, con un'attivazione pari al 59,2%. Anche la preferenza complessiva vede l'umano al 35,7% e l'IA al 23,5%. Il tratto distintivo, però, è la capacità di cambiare canale in funzione della complessità. In bassa complessità il cluster 4 privilegia nettamente l'umano (48,8%) e ricorre poco all'IA (9,8%). In alta complessità, il pattern si ribalta: la scelta dell'umano scende al 26,3% e l'IA sale al 33,3%. Questo profilo descrive utenti che non "aderiscono" all'IA in modo indiscriminato, ma che la attivano esattamente quando la complessità rende il beneficio più probabile. La relazione con l'IA è quindi razionale e contingente: l'umano è preferito quando il compito è semplice e l'interazione può rimanere leggera, mentre l'IA diventa la scelta dominante quando il problema richiede maggiore elaborazione e riduzione dell'incertezza.

4.4 Sintesi e implicazioni interpretative

Inversione di paradigma

I dati rivelano che la condizione autonoma, che esclude ogni forma di supporto tecnologico, mantiene performance elevate o superiori su 8 delle 12 variabili (Online Engagement, Apprendimento, Empowerment, Perceived Performance, Transparency, Motivazione, Autoefficacia, e parzialmente Controllo Percepito). Al contempo, emergono tre pattern critici su cui soffermarsi:

1. Nei compiti a bassa complessità, il supporto tecnologico sembra introdurre inefficienze cognitive anziché risorse. L'engagement, l'apprendimento, la percezione della performance, la motivazione e l'autoefficacia sono tutti inferiori nel supporto rispetto al controllo. Questo suggerisce che quando il compito è gestibile, il supporto potrebbe agire come protesi cognitiva non necessaria che compromette il processo di apprendimento naturale.
2. Nei compiti ad alta complessità emerge un ruolo diverso per il supporto. Variabili critiche come Cognitive Load, Satisfaction, Decision Confidence, e Perceived Performance (nel caso dell'IA) mostrano miglioramenti, suggerendo che il supporto diviene effettivamente utile solo quando il compito supera le capacità autonome di gestione.
3. Il controllo autonomo è percepito come più trasparente (5.90-6.12) rispetto al supporto tecnologico (4.70-5.56), un risultato controintuitivo che suggerisce che l'assenza di mediazione algoritmica produce maggiore intelligibilità dell'esperienza.

Implicazioni per la progettazione di sistemi

Sulla base dei risultati emersi, le raccomandazioni manageriali convergono sulla necessità di adottare un approccio contingente, critico e strategico all'uso del supporto tecnologico, evitando logiche di implementazione indiscriminata. Le evidenze mostrano chiaramente che nei compiti a bassa complessità la condizione autonoma garantisce performance uguali o superiori su numerose variabili chiave – tra cui engagement, apprendimento, empowerment, motiva-

zione, autoefficacia, performance percepita e controllo – mentre il supporto tecnologico tende a introdurre inefficienze cognitive, funzionando come una protesi non necessaria che interferisce con i processi di elaborazione e apprendimento naturali. In tali contesti, i manager dovrebbero quindi preservare l'autonomia operativa, soprattutto quando l'obiettivo è lo sviluppo delle competenze e il rafforzamento della padronanza individuale, evitando che la tecnologia sostituisca prematuramente capacità che possono essere efficacemente esercitate dagli individui. Al contrario, nei compiti ad alta complessità, il supporto tecnologico assume un ruolo abilitante, riducendo il carico cognitivo e migliorando soddisfazione, fiducia decisionale e performance percepita, in particolare nel caso dell'IA, suggerendo che il valore della tecnologia emerge quando essa interviene come strumento di compensazione cognitiva e non di sostituzione. Questa evidenza implica la necessità di progettare sistemi di supporto adattivi e flessibili, capaci di attivarsi in funzione del livello di complessità del compito, evitando soluzioni "always-on" che rischiano di generare dipendenza, ridurre l'empowerment e indebolire l'autoefficacia nel lungo periodo. Un ulteriore elemento critico riguarda la trasparenza percepita: il fatto che il controllo autonomo sia valutato come più trasparente rispetto alle condizioni supportate indica che la mediazione algoritmica può ridurre l'intelligibilità dell'esperienza lavorativa, rendendo essenziale per il management investire in tecnologie spiegabili e in pratiche che chiariscano il funzionamento, i limiti e il contributo decisionale dei sistemi di supporto. Inoltre, l'introduzione della tecnologia dovrebbe essere esplicitamente allineata agli obiettivi di sviluppo delle competenze, bilanciando i guadagni di efficienza di breve periodo con il rischio di impoverire l'apprendimento e la crescita professionale nel medio-lungo termine. Infine, emerge la necessità di formare i manager a una lettura critica del valore della tecnologia, superando una visione tecnosoluzionista e sviluppando la capacità di valutare quando il supporto tecnologico crea reale valore e quando, invece, sottrae risorse cognitive ed esperienziali, così da guidare decisioni di implementazione basate su evidenze empiriche e su un equilibrio consapevole tra autonomia umana e supporto tecnologico.

5

IA nell'education K-12: scuola, pedagogia e condizioni di adozione⁸



5.1 Premessa

Il capitolo approfondisce il ruolo del sistema educativo K-12 nell'integrazione dell'intelligenza artificiale, analizzando come le trasformazioni tecnologiche si riflettano su modelli pedagogici, pratiche didattiche e processi di apprendimento. L'obiettivo è individuare condizioni abilitanti, criticità e implicazioni per un'adozione efficace e consapevole dell'IA nei contesti scolastici, in continuità con le dinamiche osservate nei sistemi formativi e nel mondo del lavoro. L'esperienza maturata e le evidenze raccolte nelle precedenti edizioni dell'Osservatorio Look4Ward hanno sottolineato quanto la trasformazione dei contesti professionali dipenda oggi da competenze trasversali che richiedono un allenamento continuo, ma che trovano le loro fondamenta nei primi anni di formazione. Si tratta di capacità cognitive, relazionali e riflessive che orientano il modo in cui le persone apprendono, valutano informazioni, collaborano e interpretano l'azione delle tecnologie nei diversi contesti di vita e di lavoro 5. Questa consapevolezza orienta l'edizione 2025–2026 del Focus Report e porta l'attenzione sui sistemi scolastici, un contesto decisivo per comprendere come si formano le basi cognitive, relazionali e critiche necessarie per vivere e lavorare in un ambiente potenziato dall'Intelligenza Artificiale (IA). Il

Focus dedicato al segmento educativo K12 (si riferisce principalmente al percorso scolastico americano, dalla scuola materna- Kindergarten al diploma superiore-12° grado) si inserisce in questa prospettiva e sposa gli obiettivi dell'Osservatorio orientati a ridurre il divario tra evoluzione dei sistemi formativi e fabbisogni emergenti delle organizzazioni, promuovendo un modello di education capace di sostenere lo sviluppo umano in un'epoca caratterizzata da strumenti digitali sempre più pervasivi. L'attenzione al K12 deriva inoltre dal ruolo centrale della scuola come primo ambiente in cui si manifesta il rapporto tra innovazione digitale, vulnerabilità cognitive e capacità di orientamento. Studiare il K12 significa quindi esplorare uno snodo strategico in cui i principi dell'education "aumentata" incontrano le esigenze reali delle istituzioni formative e degli studenti. In questo quadro, il ruolo di questo Focus Report è leggere il segmento K12 come co-attore della trasformazione educativa, mettendo al centro l'ecosistema e il ruolo degli attori educativi (dirigenti scolastici, docenti e animatori digitali) nel trasformare il potenziale dell'IA in processi di crescita che mantengano la persona al centro del percorso formativo.

5.2 La rilevanza strategica del K12 nell' "AI Education"

Nel segmento K12 l'ingresso dell'IA avviene oggi in modo diffuso. Le tecnologie dell'IA attraversano in modo non ancora pienamente regolato le piattaforme digitali e i dispositivi personali degli studenti, creando un'esposizione costante che precede qualsiasi scelta pedagogica⁹. D'altro canto, la scuola, rimane un ambiente fortemente regolato e con limitati margini di flessibilità. È all'incrocio di questa dualità che si genera una tensione significativa: da una parte l'esigenza di garantire a chi cresce in questo ambiente la possibilità di confrontarsi con un contesto ormai iper-digitalizzato; dall'altra la permanenza di un sistema che fatica a modificare routine e approcci consolidati. Eppure, la necessità di acquisire gli strumenti adeguati

per orientarsi tra opportunità e rischi dell'IA, diventa essenziale nel momento in cui le sue applicazioni entrano nei percorsi di apprendimento anche quando non viene formalmente integrata nella didattica¹⁰.

Dal momento che gli studenti del segmento K-12 interagiscono quotidianamente con sistemi di IA pur disponendo di una capacità ancora limitata di valutarne le logiche¹¹, diventa quindi essenziale interrogarsi su come l'IA possa essere integrata nella didattica e quali condizioni abilitanti servano per garantirne un uso responsabile. Tale dibattito risulta avere un'ulteriore valenza che prescinde il solo percorso formativo fino al 12° grado, ma che riguarda il modo in cui gli

⁸ Il testo è stato redatto da Angelo Baccelloni, Paola Belingheri, Lorenza Gerardi, Maria Isabella Leone

⁹ OECD. (2023). OECD digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem. OECD Publishing

¹⁰ Microsoft. (2025). IA in education report. Microsoft Education.

¹¹ UNESCO. (2022). K-12 IA curricula: A mapping of government-endorsed IA curricula. UNESCO.

studenti costruiscono le basi per un futuro rapporto con il lavoro e con le competenze richieste nei contesti professionali. Alcune attività diventano immediate, altre richiedono una capacità crescente di interpretazione, selezione e giudizio. Ed è proprio in questa fase educativa che si definiscono le prime modalità con cui si attribuisce valore allo sforzo cognitivo, si utilizza un feedback generato automaticamente e si integra ciò che deriva da un processo intellettuale individuale e ciò che è frutto di un'elaborazione algoritmica¹².

Lo scenario: tecnologie e personalizzazione dei percorsi educativi

L'impatto dell'IA nel segmento K12 mette in evidenza un cambiamento più ampio che attraversa i sistemi educativi, dove l'apprendimento tende ad assumere connotazioni sempre più flessibili e sensibili alle differenze individuali. In altre parole, il megatrend della iper-personalizzazione assume la funzione di lente prospettiva attraverso cui leggere le trasformazioni in atto. All'interno dello scenario K12, infatti, la personalizzazione è stata riconosciuta negli ultimi anni come una delle traiettorie più rilevanti per ripensare la relazione educativa in sistemi caratterizzati da crescente eterogeneità¹³.

In questo contesto, l'IA viene concettualizzata come la capacità di costruire ambienti che valorizzano modalità di apprendimento differenziate, sostenendo progressioni cognitive che non sono lineari né uniformi – come un abilitatore e un potenziatore¹⁴. I sistemi adattivi, le analisi dei processi di soluzione e le funzioni di feedback immediato introducono infatti nuove possibilità di osservazione dei percorsi, rendendo visibili dimensioni che in passato erano affidate esclusivamente all'esperienza professionale del docente¹⁵. Questa prospettiva è evidente nei principali framework internazionali di "IA literacy", che propongono una comprensione dell'IA orientata a sviluppare

capacità di riconoscimento, interpretazione e valutazione dei sistemi intelligenti più che competenze di produzione tecnica¹⁶.

Le opportunità introdotte da queste tecnologie si confrontano però con un ecosistema scolastico che presenta ancora condizioni disomogenee. Le evidenze di scenario mostrano come infrastrutture fragili, piattaforme non interoperabili e una governance digitale poco definita riducano la possibilità di tradurre i dati prodotti dall'IA in scelte educative calibrate¹⁷. Questo divario tra potenziale e condizioni reali produce una tensione che riguarda direttamente la personalizzazione: se le informazioni su cui si basano i sistemi adattivi sono parziali o non contestualizzate, il rischio di consolidare differenze esistenti diventa preponderante nella scelta di adozione della tecnologia. Nei percorsi guidati dagli algoritmi le traiettorie possono difatti riflettere ciò che è già osservabile, senza cogliere la dimensione evolutiva tipica dei processi cognitivi degli studenti, soprattutto nelle fasce più giovani¹⁸.

Il mantenimento di una regia pedagogica forte emerge dunque come chiave di volta. A supporto, le indicazioni della Commissione Europea confermano che la tecnologia deve essere letta come strumento attraverso cui rendere l'apprendimento più accessibile, inclusivo e coerente con le competenze richieste nei contesti sociali e professionali, non come elemento sostitutivo dei processi educativi¹⁹. La possibilità di utilizzare l'IA per sostenere percorsi differenziati dipende quindi dalla capacità di leggere criticamente ciò che la tecnologia rende visibile, garantendo condizioni di equità e apertura verso progressioni di apprendimento che non sono determinabili in modo automatico.

Razionale e obiettivi dello studio

Dall'insieme degli elementi considerati il ruolo del segmento K12 emerge come punto di vista privilegiato per analizzare la transizione digitale e in particola-

re l'adozione delle tecnologie e applicazioni basate sull'IA. Le dinamiche che vi si manifestano riguardano, infatti, processi cognitivi in formazione in grado di incidere sulle competenze che gli studenti porteranno con sé nei percorsi successivi.

La personalizzazione rappresenta un riferimento utile per interpretare questa fase. Si tratta di una direzione che i sistemi educativi hanno già avviato e che l'IA sta rendendo più evidente, poiché permette di osservare aspetti dell'esperienza scolastica che prima rimanevano impliciti. Affinché questo orientamento produca valore, è necessario un contesto capace di sostenere la continuità pedagogica, di leggere in modo critico le informazioni generate e di utilizzare gli strumenti disponibili per rafforzare l'autonomia e la crescita degli studenti.

Da queste premesse nasce la definizione degli obiettivi del Focus: analizzare il ruolo della scuola e dei principali attori educativi (dirigenti scolastici, docenti e animatori digitali) nell'affrontare le sfide poste dall'innovazione, esaminando ostacoli, potenzialità e pratiche che rendano l'IA inclusiva per studenti e comunità scolastiche.

Il presente studio propone un modello interpretativo che integra le principali variabili emerse dalla letteratura scientifica sulle dinamiche dell'apprendimento, con particolare attenzione ai contesti in cui vengono adottati strumenti tecnologici e soluzioni di intelligenza artificiale. Il modello viene poi validato attraverso l'analisi di otto esperienze pedagogiche realizzate in diversi ordini scolastici e in differenti aree del territorio italiano, approfondite tramite interviste mirate a stakeholder chiave. L'analisi è completata da un approfondimento sui principali framework internazionali di riferimento, tra cui UNESCO e OECD, e da alcuni casi secondari, come Alpha School negli Stati Uniti, utili a mostrare il grado di sviluppo e istituzionalizzazione dell'integrazione dell'IA nel settore educativo. Questo approccio consente al Focus di offrire una visione dettagliata, nella quale la personalizzazione dell'apprendimento e l'integrazione dell'IA vengono esaminate sia sotto il profilo operativo che strategico, con l'intento di contribuire all'elaborazione di modelli educativi più equi, innovativi e adeguati alle sfide future, con particolare attenzione alla realtà nazionale.

5.3 Framework di riferimento internazionale: le nuove competenze nell'era dell'IA

Integrazione Curricolare dell'IA nei sistemi educativi

Per valutare la rilevanza internazionale del dibattito sull'IA nel K12, il report richiama la mappatura UNESCO, che consente di collocare il tema entro un quadro comparabile di politiche educative. L'analisi evidenzia un panorama ancora frammentato: l'integrazione dell'IA nei curricula scolastici resta limitata a pochi sistemi educativi, mentre molti Paesi non la riconoscono ancora come ambito curricolare formalizzato.

La mappatura distingue tra Paesi in cui i curricula di IA sono già implementati e Paesi in cui sono ancora in fase di sviluppo. Nel primo caso, l'IA è inserita nel

curriculum ufficiale come contenuto educativo esplicito, con obiettivi di apprendimento, aree tematiche e livelli scolastici definiti. Nel secondo caso, l'introduzione avviene tramite linee guida, documenti preliminari o sperimentazioni ministeriali, spesso circoscritte a specifici gradi scolastici o discipline.

Ne emerge che l'adozione dell'IA nel K12 non procede in modo uniforme, né secondo una logica binaria. Si configura piuttosto come un percorso graduale, che va dalla sperimentazione istituzionale alla piena integrazione curricolare.

¹² UNESCO. (2023). Analytical report on the use of advanced ICT/IA for digital transformation of education. UNESCO.

¹³ U.S. Department of Education, Office of Educational Technology. (2023). Artificial intelligence and the future of teaching and learning: Insights and recommendations. U.S. Department of Education.

¹⁴ UNESCO. (2023). Analytical report on the use of advanced ICT/IA for digital transformation of education. UNESCO.

¹⁵ FutureMarketInsights. (2025). IA in K-12 education market: Global market analysis report (2025–2035). FutureMarketInsights.

¹⁶ Lee, S. J., & Kwon, K. (2024). A systematic review of AI education in K-12 classrooms from 2018 to 2023: Topics, strategies, and learning outcomes. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100211.

¹⁷ UNESCO. (2023). Analytical report on the use of advanced ICT/IA for digital transformation of education. UNESCO.

¹⁸ U.S. Department of Education, Office of Educational Technology. (2023). Artificial intelligence and the future of teaching and learning: 14 Insights and recommendations. U.S. Department of Education.

¹⁹ European Commission. (2021). The digital education action plan (2021–2027): Resetting education and training for the digital age.

Tabella 5.1. Programmi scolastici sull'IA per la scuola primaria e secondaria, approvati e implementati dai governi. Fonte: Unesco (2021)

Paese / Area	Titolo del curriculum	Curriculum developer	Livelli educativi		
			Primaria	Media	Superiore
Armenia	Curriculum of ICT	Government		X	X
Austria	Data Science and Artificial Intelligence	Federal Ministry of Education, Science and Research			X
Belgio	IT Repository	Fédération Wallonie-Bruxelles (French-speaking Community of Belgium)			X
Cina	IA curriculum embedded in the Information Science and Technology curriculum	The Ministry of Education of the People's Republic of China	X	X	X
India	Atal Tinker Labs IA modules	Atal Tinker Labs, Atal Innovation Mission, NITI AAayog		X	X
Korea	'IA Mathematics' under the Mathematics Subject Group for high schools	Korea Foundation for the Advancement of Science and Creativity			X
	'IA Basics' under Technology Home Economics Subject Group for high schools	Korea Foundation for the Advancement of Science and Creativity			X
Kuwait	Standards curriculum	Curricula technical guidance experts and teachers	X	X	
Portogallo	Information and Communication Technologies	State school teachers of ICT and Mathematics	X	X	X
Qatar	Computing and Information Technology	Binary logic, Ministry of Education and Higher Education	X	X	X
	Computing and Information Technology (High Tech Track)	Binary logic, Ministry of Education and Higher Education			X
Serbia	Informatics and Programming – Grade 8	Ministry of Education working group		X	
	Modern technologies in gymnasiums – Grade 3 and 4	Ministry of Education working group			X
Emirati Arabi	IA curriculum embedded under the Technology Subject Framework	Ministry of Education	X	X	X

Tabella 5.2 Programmi scolastici governativi sull'IA per la scuola primaria e secondaria in fase di sviluppo. Fonte: Unesco (2021)

Paese / Area	Titolo del curriculum	Curriculum developer	Livelli educativi		
			Primaria	Media	Superiore
Germania	Identifying and Formulating Algorithms	Standing Conference f	X	X	X
Giordania	Digital Skills	National Center for Curriculum Development		X	X
Bulgaria	Computer Modelling, Information Technology and Informatics	Gruppi di esperti (accademici, docenti, esperti di education)	X	X	X
Arabia Saudita	Digital Skills	Binary Logic and Tatweer Co.	X	X	X
	Technique and Technology	Ministry of Education working group		X	
Serbia	IA in gymnasiums	Ministry of Education working group			X
	IA in all high school	Ministry of Education working group			X

L'introduzione dell'IA nei curricula scolastici implica anche un ripensamento delle modalità attraverso cui tali contenuti vengono affrontati in classe. Nei curricula analizzati emergono infatti orientamenti pedagogici che privilegiano attività applicative, lavoro progettuale e analisi di problemi concreti. L'apprendimento basato su progetti, l'inquiry-based learning e forme di integrazione tra discipline vengono utilizzati per consentire agli studenti di esplorare il funzionamento delle tecnologie intelligenti attraverso attività di sperimentazione, analisi di dati o sviluppo di semplici modelli algoritmici. Questo approccio riflette la natura trasversale dell'IA, che mobilita competenze provenienti da ambiti diversi, tra cui informatica, matematica e scienze sociali.

Un'ulteriore dimensione di analisi riguarda la scala di adozione dei curricula di IA. La mappatura UNESCO distingue tra sistemi in cui l'introduzione dell'IA avviene a livello nazionale e contesti in cui l'adozione è limitata a livelli sub-nazionali o regionali. Nei primi casi, l'IA entra nel curriculum con una potenziale co-

pertura uniforme, garantendo coerenza e continuità nell'offerta formativa. Nei secondi, l'adozione territoriale genera configurazioni più frammentate, in cui la presenza dell'IA nel curriculum dipende dall'area geografica, dall'autonomia delle autorità locali o dall'assetto di governance del sistema educativo. Questa frammentazione ha implicazioni rilevanti in termini di equità e accesso, poiché determina differenze nella possibilità per studenti e scuole di entrare in contatto con contenuti su IA all'interno del percorso scolastico ordinario. Allo stesso tempo, riflette modelli di governance differenti, in cui la responsabilità delle scelte curriculari è distribuita su più livelli decisionali, rendendo più complessa una diffusione omogenea dell'IA nel segmento K12.

In questo quadro, l'IA entra nei processi educativi secondo due modalità distinte. In alcuni casi viene trattata come oggetto di apprendimento, cioè come contenuto curricolare da comprendere e analizzare, con particolare attenzione ai principi di funzionamento degli algoritmi, ai processi di apprendimento

automatico e alle implicazioni sociali delle tecnologie intelligenti. In altri casi l'IA assume il ruolo di leva metodologica, attraverso l'utilizzo di strumenti digitali che supportano l'organizzazione dell'apprendimento, la gestione delle attività didattiche o la personalizzazione dei percorsi educativi.

Il Digital Education Outlook 2023 dell'OECD osserva tuttavia che l'introduzione delle tecnologie digitali nei sistemi educativi avviene spesso attraverso forme di adattamento delle pratiche esistenti piuttosto che mediante una vera riprogettazione dei processi di insegnamento e apprendimento. Le tecnologie vengono impiegate prevalentemente a sostegno di metodologie didattiche consolidate, mentre il loro potenziale innovativo resta in gran parte subordinato alla capacità dei sistemi educativi di integrarle efficacemente nelle pratiche pedagogiche guidate dal corpo docente. Sono i docenti a promuovere l'adozione e l'integrazione degli strumenti digitali, interpretare le informazioni generate dalle tecnologie, contestualizzarne l'impiego e trasformarle in esperienze formative in linea con gli obiettivi educativi, spesso attraverso iniziative individuali dettate da proattività e interesse personale.

Questo quadro restituisce l'immagine di un campo di indagine e di azione ancora emergente, in cui l'IA è oggetto di attenzione a livello di policy, ma non ha ancora raggiunto una diffusione sistemica e su larga scala all'interno del segmento educativo di riferimento, ma la sua presenza rimane limitata, diseguale e spesso circoscritta a specifici contesti o livelli scolastici. Questo stadio di sviluppo evidenzia la distanza ancora esistente tra l'enfasi strategica attribuita all'IA e la sua effettiva integrazione nei curricula formali, fornendo il contesto necessario per analizzare, nel paragrafo successivo, le modalità attraverso cui i sistemi educativi scelgono di collocare l'IA all'interno del curriculum e di definirne il ruolo educativo.

Sviluppo di nuove competenze chiave

L'introduzione dell'IA nei curricula del segmento K12 solleva una questione preliminare: quali competenze debbano essere sviluppate per consentire agli studenti di comprendere e utilizzare sistemi basati sull'IA. La letteratura e le iniziative di policy convergono sull'idea che l'educazione all'IA non possa essere ridotta all'apprendimento di strumenti tecnici o lin-

guaggi di programmazione. L'obiettivo è più ampio e riguarda la capacità di comprendere il funzionamento dei sistemi intelligenti, interpretarne i risultati e valutarne le implicazioni sociali e organizzative.

In questa prospettiva, il concetto di "IA literacy" (Tabella 5.3) viene utilizzato come riferimento per definire il perimetro delle competenze rilevanti. Nel report UNESCO sulla mappatura dei curricula IA, l'IA literacy è descritta come l'insieme di conoscenze, capacità operative e orientamenti valoriali necessari per comprendere che cosa l'IA possa fare, quali limiti presenti e in quali contesti il suo utilizzo debba essere valutato criticamente. All'interno di questo perimetro assumono un ruolo centrale due dimensioni: la data literacy, che riguarda la comprensione dei processi attraverso cui i dati vengono raccolti, organizzati e utilizzati nei sistemi di apprendimento automatico, e la algorithm literacy, che attiene alla capacità di interpretare le logiche attraverso cui gli algoritmi individuano pattern nei dati e producono risultati.

Un secondo elemento che emerge dall'analisi riguarda la varietà delle competenze considerate rilevanti nei diversi framework di riferimento. Il modello di "IA literacy" richiamato nel report identifica un insieme articolato di competenze che includono la capacità di riconoscere applicazioni basate sull'IA, comprendere le differenze tra diverse tipologie di sistemi intelligenti, interpretare il ruolo dei dati nei processi di apprendimento automatico, comprendere i passaggi fondamentali del machine learning e valutare le implicazioni etiche delle tecnologie digitali. L'attenzione non si concentra quindi esclusivamente su abilità tecniche, ma anche sulla capacità di interpretare il ruolo dell'IA nei contesti sociali e organizzativi in cui viene utilizzata.

Tabella 5.3. AI-Literacy Competency Framework. Fonte: Long & Magerko (2020)

Competenza	Descrizione / Risultati di apprendimento
1. Riconoscere l'IA	Distinguere tra artefatti tecnologici che utilizzano l'IA e quelli che non la utilizzano.
2. Comprendere l'intelligenza (umana e artificiale)	Analizzare criticamente le caratteristiche che rendono un'entità "intelligente". Discutere le differenze tra intelligenza umana, animale e artificiale.
3. Interdisciplinarietà	Riconoscere che esistono diversi modi di concepire e sviluppare macchine intelligenti. Identificare diverse tecnologie che utilizzano l'IA, tra cui sistemi cognitivi, robotica e machine learning.
4. IA generale vs IA ristretta	Distinguere tra IA generale e IA ristretta.
5. Punti di forza e limiti dell'IA	Identificare i tipi di problemi per cui l'IA risulta più o meno efficace. Comprendere quando è appropriato utilizzare l'IA e quando è preferibile fare leva sulle capacità umane.
6. Immaginare l'IA del futuro	Immaginare possibili applicazioni future dell'IA e riflettere sugli effetti che tali applicazioni potrebbero avere sulla società.
7. Rappresentazioni	Comprendere cosa sia una rappresentazione della conoscenza e descriverne alcuni esempi.
8. Processo decisionale	Riconoscere e descrivere esempi di come i computer ragionano e prendono decisioni.
9. Fasi del machine learning	Comprendere le fasi che compongono il machine learning e le pratiche e criticità associate a ciascuna fase.
10. Ruolo umano nell'IA	Riconoscere che gli esseri umani svolgono un ruolo centrale nella programmazione, nella scelta dei modelli e nella messa a punto dei sistemi di IA.
11. Data literacy	Comprendere i concetti di base della data literacy.
12. Apprendere dai dati	Comprendere che i computer apprendono spesso a partire dai dati, inclusi i dati prodotti dagli utenti.
13. Interpretazione critica dei dati	Comprendere che i dati richiedono interpretazione. Spiegare come gli esempi utilizzati per addestrare un modello possano influenzare i risultati dell'algoritmo.
14. Azione e reazione	Comprendere che alcuni sistemi di IA possono agire nel mondo fisico. L'azione può derivare da processi di ragionamento di livello superiore oppure da risposte reattive a stimoli sensoriali.
15. Sensori	Comprendere cosa sono i sensori e come i computer percepiscono il mondo attraverso di essi. Identificare sensori presenti in diversi dispositivi e riconoscere che sensori diversi supportano diverse forme di rappresentazione e ragionamento.
16. Etica	Identificare e descrivere le principali questioni etiche legate all'IA: privacy, lavoro, disinformazione, "singolarità", processi decisionali, diversità, bias, trasparenza e responsabilità.
17. Programmabilità	Comprendere che gli agenti intelligenti sono programmabili.

L'analisi dei curricula effettivamente adottati (Tabella 5.4) conferma questa impostazione. Le aree di contenuto presenti nei programmi del segmento educativo K12 possono essere ricondotte a tre ambiti principali:

- Il primo riguarda le basi dell'IA, che includono concetti di programmazione, elementi di data literacy e competenze di problem solving applicate a contesti digitali.
- Il secondo ambito riguarda le implicazioni etiche e sociali delle tecnologie di IA, con particolare

attenzione a temi quali bias algoritmico, privacy, responsabilità delle decisioni automatizzate e impatto sul lavoro.

- Il terzo ambito riguarda la comprensione e l'utilizzo delle tecnologie di IA, con attività orientate alla sperimentazione di strumenti, alla costruzione di semplici applicazioni e alla comprensione dei principali metodi di apprendimento automatico.

Tabella 5.3. AI-Literacy Competency Framework. Fonte: Long & Magerko (2020)

Categoria	Area tematica	Competenze e implicazioni curriculari
Fondamenti dell'IA	Algoritmi e programmazione	Insieme alla data literacy, algoritmi e programmazione costituiscono la base dell'interazione tecnica con l'IA.
	Data literacy	Molte applicazioni di IA si basano su grandi quantità di dati. La gestione dell'intero ciclo del dato – dalla raccolta alla pulizia, etichettatura, analisi e comunicazione dei risultati – rappresenta uno dei fondamenti per utilizzare o sviluppare sistemi di IA. La comprensione dei dati aiuta inoltre a interpretare alcune delle principali sfide etiche e operative associate all'IA e al suo ruolo nella società.
	Problem solving contestuale	L'IA viene spesso presentata come possibile risposta a problemi economici o sociali. Affrontare questi problemi richiede approcci strutturati al problem solving in contesto, che possono includere strumenti come il design thinking o l'apprendimento basato su progetti.
Etica e impatto sociale	Etica dell'IA	Gli studenti entreranno in contatto con sistemi di IA sia nella vita personale sia in quella professionale. Diventa quindi importante comprendere le principali questioni etiche associate all'IA: cosa si intende per "IA etica", i principi di trasparenza, verificabilità e equità nell'uso dei sistemi intelligenti, e le possibili forme di tutela nel caso di utilizzi scorretti o illegali, ad esempio in presenza di bias dannosi o violazioni della privacy.
	Implicazioni sociali dell'IA	L'impatto sociale dell'IA riguarda ambiti diversi, dalla trasformazione del lavoro alle modifiche dei quadri normativi sulla responsabilità. Tra i temi più discussi emergono il possibile spiazzamento occupazionale, l'adattamento dei sistemi giuridici e la creazione di nuovi meccanismi di governance.
	Applicazioni dell'IA in ambiti diversi dall'ICT	L'IA trova applicazione in numerosi settori oltre all'informatica. Nei curricula vengono spesso considerati esempi provenienti da arte, musica, scienze sociali, discipline scientifiche o ambiti legati alla salute.
Comprendere, utilizzare e sviluppare l'IA	Comprendere e utilizzare tecniche di IA	Questa area riguarda sia la comprensione dei principi teorici dell'IA (ad esempio riconoscere pattern o identificare componenti di un modello di machine learning) sia l'uso di algoritmi esistenti per produrre risultati, come nel caso dell'addestramento di un classificatore. Tra le tecniche più citate figurano machine learning supervisionato e non supervisionato, reinforcement learning, deep learning e reti neurali.
	Comprendere e utilizzare tecnologie di IA	Molte tecnologie di IA sono applicazioni utilizzate direttamente dagli utenti, spesso offerte come servizi digitali. Tra gli esempi più comuni figurano il natural language processing e la computer vision. Nei curricula si analizza sia l'uso di queste tecnologie sia i processi attraverso cui vengono sviluppate.
	Sviluppare tecnologie di IA	Questa area riguarda la progettazione e lo sviluppo di nuove applicazioni di IA in grado di rispondere a problemi sociali o offrire nuovi servizi. Si tratta di un ambito specialistico che richiede competenze avanzate in programmazione, matematica (in particolare statistica) e data science.

Queste aree delineano un modello di competenze che combina elementi tecnici, capacità interpretative e consapevolezza delle implicazioni sociali delle tecnologie intelligenti. Più che formare specialisti, l'obiettivo dei curricula analizzati è quello di costruire una base di competenze che consenta agli studenti di orientarsi in un contesto economico e sociale sempre più caratterizzato dall'uso diffuso di sistemi basati sull'IA. In questo senso, l'IA education si configura come una componente della più ampia agenda delle competenze digitali, ma con una specifica attenzione alla comprensione dei meccanismi decisionali e delle responsabilità che accompagnano l'utilizzo dell'IA.

Allineamento con il quadro europeo delle competenze digitali

L'introduzione dell'IA nei curricula scolastici si inserisce in una traiettoria più ampia di rafforzamento delle competenze digitali promossa a livello europeo, come anticipato. Il Digital Education Action Plan 2021–2027 (European Education Area) individua tra le priorità strategiche dell'Unione lo sviluppo di un ecosistema di educazione digitale capace di sostenere la transizione tecnologica e di garantire ai cittadini le competenze necessarie per partecipare pienamente alla vita economica e sociale. Le iniziative promosse nell'ambito del piano mirano a sostenere i sistemi educativi nell'adattamento ai cambiamenti tecnologici, con particolare attenzione alla diffusione delle competenze digitali avanzate e alla capacità di comprendere il funzionamento delle tecnologie emergenti.

All'interno di questa agenda, l'educazione all'IA rappresenta uno degli ambiti attraverso cui le competenze digitali vengono progressivamente aggiornate e articolate. I contenuti introdotti nei curricula – tra cui la comprensione dei sistemi algoritmici, l'analisi dei dati, i principi dell'apprendimento automatico e le implicazioni sociali delle tecnologie intelligenti – contribuiscono a rafforzare dimensioni della competenza digitale che riguardano la capacità di interpretare e utilizzare tecnologie sempre più pervasive nei contesti economici e sociali. In questo senso, l'insegnamento dell'IA nelle scuole costituisce una naturale estensione dei percorsi di alfabetizzazione digitale già promossi dalle politiche europee.

Il rapporto tra curricula di IA e strategie europee sulle competenze digitali assume dunque una funzione di collegamento tra due livelli distinti delle politiche edu-

cative. Da un lato, i programmi scolastici traducono in contenuti didattici concreti l'obiettivo di rafforzare le competenze digitali dei cittadini europei. Dall'altro lato, la strategia europea fornisce un orientamento di lungo periodo che aiuta i sistemi educativi a collocare l'introduzione dell'IA all'interno di una più ampia agenda di sviluppo delle competenze per la transizione digitale. L'allineamento tra questi due livelli contribuisce a garantire coerenza tra le innovazioni curriculari introdotte nei sistemi educativi nazionali e le priorità strategiche delineate a livello europeo per la trasformazione digitale dell'economia e della società.

Una prospettiva complementare emerge dal Digital Education Outlook 2023 dell'OECD[2], che colloca le competenze legate all'IA all'interno della più ampia trasformazione digitale dei sistemi educativi a livello globale. Il rapporto osserva come molti Paesi abbiano introdotto nei curricula riferimenti alle competenze digitali, ma con formulazioni spesso generiche e con un livello di formalizzazione ancora limitato. In molti casi, i framework nazionali definiscono obiettivi ampi – come la capacità di utilizzare strumenti digitali, interpretare dati o comprendere il funzionamento degli algoritmi – lasciando ai sistemi scolastici e ai docenti un ampio margine di interpretazione nella traduzione didattica di tali competenze. Questo quadro evidenzia come la definizione delle competenze legate all'IA sia ancora in una fase di consolidamento. Infatti, l'IA viene progressivamente integrata nel perimetro delle competenze digitali, ma raramente è descritta attraverso standard curriculari a regime. Ne deriva un contesto in cui l'"IA Education" si sviluppa per sovrapposizione a quadri di competenze digitali già esistenti, con livelli di specificità e sistematicità che variano significativamente tra Paesi.

Ecosistema abilitante

Le evidenze emerse sull'evoluzione dei curricula e delle competenze mettono in luce una prima formalizzazione dell'IA nei sistemi educativi. Tuttavia, la definizione di contenuti e obiettivi di apprendimento rappresenta solo una parte del processo di integrazione dell'IA nella scuola. La traduzione dei framework curriculari in pratiche educative richiede infatti la presenza di condizioni abilitanti a livello di sistema. L'introduzione dell'IA nei contesti scolastici dipende dalla disponibilità di infrastrutture adeguate, dalla capacità delle istituzioni di governare l'innovazione tecnologica e dal livello di preparazione delle scuole e degli attori educativi.

In questa prospettiva, l'integrazione dell'IA può essere letta come il risultato dell'interazione tra tre dimensioni: infrastrutture digitali, capacità istituzionali e readiness delle scuole.

Le infrastrutture

Le infrastrutture digitali rappresentano una condizione essenziale per l'adozione dell'IA nei contesti educativi. Tra gli elementi più rilevanti rientrano la disponibilità di connessioni internet affidabili e ad alta velocità, l'accesso diffuso a dispositivi digitali adeguati (es. tablet) e la presenza di piattaforme educative capaci di supportare attività didattiche, amministrative e di valutazione. Senza infrastrutture digitali stabili, studenti e insegnanti difficilmente possono partecipare pienamente alle attività di apprendimento e utilizzare strumenti tecnologici avanzati nei processi educativi.

Accanto alla disponibilità di dispositivi e connettività, assume crescente rilevanza anche la presenza di ecosistemi digitali interoperabili, in grado di collegare sistemi informativi scolastici, piattaforme di apprendimento, strumenti di valutazione e ambienti digitali utilizzati nelle scuole. L'interoperabilità tra sistemi consente infatti di migliorare la gestione dei dati educativi, facilitare il monitoraggio dei processi di apprendimento e supportare decisioni informate a livello scolastico e di sistema educativo. In molti contesti educativi, tuttavia, le piattaforme digitali risultano ancora frammentate e poco integrate, limitando la possibilità di utilizzare i dati educativi per migliorare l'organizzazione dell'insegnamento e la personalizzazione dell'apprendimento.

Un ulteriore aspetto riguarda la distribuzione delle infrastrutture tra scuole e territori. Differenze nella qualità della connettività, nella disponibilità di dispositivi o nell'accesso a servizi digitali possono infatti generare significative disparità nelle opportunità educative offerte agli studenti. Queste disuguaglianze infrastrutturali rappresentano un ostacolo rilevante all'adozione sistemica delle tecnologie digitali e possono limitare la possibilità di integrare strumenti di IA nelle attività educative.

Infine, la dimensione infrastrutturale comprende anche la presenza di servizi di supporto tecnico e manutenzione, che garantiscano il funzionamento continuo delle tecnologie nelle scuole. In molti sistemi educativi, la mancanza di supporto tecnico stabile rappresenta uno dei principali ostacoli all'uso efficace delle

tecnologie digitali da parte degli insegnanti e delle istituzioni scolastiche.

Capacità istituzionali

Un secondo elemento dell'ecosistema abilitante riguarda le capacità istituzionali dei sistemi educativi di progettare, coordinare e governare i processi di innovazione tecnologica. L'introduzione di tecnologie digitali avanzate, tra cui l'IA, richiede infatti istituzioni in grado di definire strategie di lungo periodo, sviluppare quadri normativi adeguati e coordinare interventi a diversi livelli del sistema educativo.

Questa dimensione comprende la presenza di strategie nazionali per la trasformazione digitale dell'istruzione, che definiscano obiettivi, priorità e strumenti per l'adozione delle tecnologie nelle scuole. Strategie di questo tipo permettono di orientare gli investimenti pubblici, promuovere coerenza tra le diverse iniziative e garantire un uso delle tecnologie coerente con gli obiettivi educativi dei sistemi scolastici.

Le capacità istituzionali includono inoltre la definizione di politiche di governance dei dati e delle tecnologie, che regolino aspetti quali la protezione dei dati personali, la sicurezza informatica, la trasparenza degli algoritmi e l'uso responsabile delle tecnologie nei contesti educativi. L'adozione dell'IA solleva infatti questioni rilevanti legate alla gestione dei dati educativi e alla trasparenza dei sistemi algoritmici utilizzati nei processi decisionali.

Un aspetto altrettanto rilevante è la capacità delle istituzioni di sviluppare meccanismi di monitoraggio e valutazione delle tecnologie educative. L'adozione di strumenti digitali e di sistemi basati sull'IA richiede infatti la possibilità di valutare l'efficacia delle tecnologie utilizzate, identificare eventuali criticità e orientare le decisioni future sulla base di evidenze empiriche. La presenza di sistemi di monitoraggio e valutazione rappresenta quindi una componente essenziale della governance dell'innovazione tecnologica nei sistemi educativi.

Infine, le capacità istituzionali riguardano anche la gestione dei processi di acquisizione e selezione delle tecnologie educative. In molti contesti, le istituzioni educative devono confrontarsi con un mercato in rapida espansione di soluzioni tecnologiche, tra cui strumenti basati sull'IA. La capacità di selezionare soluzioni tecnologiche affidabili, sicure e coerenti con

gli obiettivi educativi rappresenta quindi un elemento centrale per garantire un'adozione efficace e sostenibile delle tecnologie nelle scuole.

Capacità organizzative

La terza componente dell'ecosistema abilitante riguarda la "readiness" delle scuole, ovvero quanto le istituzioni scolastiche siano preparate ad adottare e utilizzare tecnologie digitali. Questo aspetto dipende dalle capacità organizzative dei sistemi scolastici, includendo sia le competenze digitali dei docenti, sia la presenza di una leadership scolastica orientata all'innovazione, oltre ad una cultura collaborativa che favorisce l'efficace adozione e integrazione delle tecnologie, tra cui l'IA, nelle pratiche didattiche e organizzative.

Affinché le opportunità offerte dalle tecnologie si traducano in pratiche educative concrete, è infatti essenziale sviluppare le competenze digitali dei docenti.[6] L'uso efficace delle tecnologie digitali e dei sistemi di IA richiede competenze specifiche che permettano ai docenti di selezionare strumenti adeguati, integrarli nelle attività didattiche e valutarne criticamente l'impatto sui processi di apprendimento.

Un ulteriore fattore riguarda il ruolo della leadership scolastica nel promuovere l'innovazione educativa: dirigenti scolastici e docenti coordinatori svolgono infatti un ruolo centrale nel creare condizioni organizzative favorevoli alla sperimentazione di nuove pratiche didattiche e nell'accompagnare i docenti nei processi di cambiamento. Scuole caratterizzate da leadership distribuita e collaborazione professionale risultano generalmente più in grado di integrare le tecnologie digitali nei processi di insegnamento e apprendimento.

La readiness delle scuole riguarda inoltre la presenza di ambienti organizzativi favorevoli all'innovazione, che permettano la sperimentazione di nuove metodologie didattiche e la collaborazione tra insegnanti. Ambienti scolastici caratterizzati da cultura collaborativa, supporto professionale e accesso a risorse educative digitali risultano infatti più propensi ad adottare tecnologie emergenti e a sviluppare pratiche didattiche innovative.

Uso responsabile

Accanto alle condizioni infrastrutturali e organizzative che rendono possibile l'adozione delle tecnologie digitali, l'integrazione dell'IA nei sistemi educativi richiede anche particolare attenzione alle modalità di uso responsabile delle tecnologie. L'IA introduce infatti nuove opportunità per migliorare i processi di insegnamento e apprendimento, ma solleva allo stesso tempo questioni rilevanti legate all'equità, alla trasparenza, alla protezione dei dati e al ruolo degli attori umani nei processi educativi.

Un approccio responsabile all'uso dell'IA in educazione implica quindi la definizione di principi e pratiche che garantiscano l'utilizzo delle tecnologie in modo equo, trasparente e orientato al miglioramento delle opportunità educative per tutti gli studenti.

Equità

Il principio di equità riguarda la necessità di garantire che l'introduzione delle tecnologie digitali e dei sistemi di IA non contribuisca ad ampliare le disuguaglianze educative esistenti. Differenze nell'accesso alle infrastrutture digitali, nelle competenze tecnologiche o nelle risorse disponibili possono infatti generare nuove forme di divario educativo tra scuole, territori o gruppi di studenti.

Garantire un accesso equo alle tecnologie digitali rappresenta quindi una condizione fondamentale per assicurare che l'adozione dell'IA contribuisca a migliorare le opportunità di apprendimento e non produca nuove forme di esclusione. L'equità riguarda non solo la distribuzione delle risorse tecnologiche, ma anche la possibilità per tutti gli studenti di sviluppare competenze digitali e di utilizzare le tecnologie in modo significativo nei processi di apprendimento.[9] Un ulteriore aspetto riguarda i potenziali bias presenti nei sistemi di IA, che possono influenzare i risultati prodotti dagli algoritmi e generare effetti discriminatori nei confronti di specifici gruppi di studenti. Per questo motivo, l'adozione dell'IA nei contesti educativi richiede particolare attenzione alla qualità dei dati utilizzati, alla trasparenza dei modelli e alla presenza di meccanismi di supervisione umana nei processi decisionali.

Agency

Un secondo elemento dell'uso responsabile riguarda il rafforzamento dell'agency di studenti e docenti, intesa come la capacità degli attori educativi di utilizzare le tecnologie digitali in modo consapevole, critico e intenzionale. L'IA dovrebbe essere concepita come uno strumento di supporto ai processi educativi, capace di ampliare le opportunità di apprendimento e di facilitare il lavoro dei docenti, senza sostituire il ruolo umano nelle decisioni educative.

In questa prospettiva, diventa centrale mantenere un approccio human-centred all'adozione delle tecnologie educative, in cui insegnanti e studenti mantengono

il controllo sui processi di apprendimento e le tecnologie sono utilizzate come strumenti di supporto alla progettazione didattica, alla valutazione e alla personalizzazione dell'insegnamento.

L'agency riguarda inoltre la possibilità per studenti e docenti di sviluppare competenze critiche nell'uso delle tecnologie digitali, comprendendo il funzionamento dei sistemi di IA, i limiti degli algoritmi e le implicazioni etiche e sociali del loro utilizzo. Promuovere queste competenze rappresenta una condizione fondamentale per garantire un uso consapevole e responsabile dell'IA nei contesti educativi e per favorire una partecipazione attiva degli attori educativi ai processi di innovazione tecnologica.

Nota metodologica

Il presente studio si basa su una metodologia di ricerca articolata in due fasi che hanno l'obiettivo di offrire una visione rigorosa, basata su un modello eziologico derivato dalla letteratura di riferimento, le cui dimensioni e variabili hanno guidato l'analisi dei casi successiva che ha permesso di valutare l'impatto dell'adozione e della non adozione dell'IA nel segmento K-12.

Nella prima fase si è condotta una revisione sistematica della letteratura ha permesso di mappare i modelli teorici emergenti, identificare le determinanti della personalizzazione algoritmica e approfondire i meccanismi psicologici e pedagogici che sottendono l'efficacia dei sistemi di IA fino ad arrivare alla selezione delle variabili rilevanti per lo sviluppo del modello di analisi dell'AI Education nel segmento K12" (AI-Ed K-12)

La seconda fase si è concentrata sulla raccolta di dati primari (attraverso interviste semi-strutturate) relativi ad otto casi nazionali. In questa fase sono stati individuati e approfonditi diversi contesti scolastici (sia primari che secondari), nei quali l'adozione di strumenti di IA ha generato trasformazioni significative nei processi di insegnamento e apprendimento. Allo stesso modo, sono stati analizzati casi di non adozione o di previsione di adozione futura che hanno permesso di completare il quadro di analisi, riproducendo una fotografia del fenomeno di indagine più completa possibile, con identificazione di opportunità e sfide, punti risolti e aperti dell'adozione e integrazione sistematica dell'IA nei curricula del segmento K12.

Per l'analisi dei dati raccolti con le interviste è stato adottato uno strumento di IA che ha permesso di gestire in modo efficace la complessità e la molteplicità delle informazioni raccolte, facilitando un'analisi dettagliata e strutturata in tutte le sue fasi. L'analisi

si è articolata in tre step distinti, condotti in costante interazione tra i ricercatori coinvolti, al fine di garantire una triangolazione solida e una validazione incrociata dei risultati. Questo approccio collaborativo ha permesso di valorizzare prospettive differenti e di accrescere la robustezza interpretativa delle evidenze emerse. In una prima fase, tutti i segmenti testuali sono stati accuratamente taggati e revisionati secondo i costrutti delineati nel modello eziologico, sviluppato a partire dalla revisione sistematica della letteratura. Questo passaggio ha garantito una solida base teorica all'organizzazione e alla categorizzazione dei dati. Successivamente, nella seconda fase, l'attenzione si è focalizzata sull'approfondimento delle relazioni e delle interazioni tra i diversi elementi e costrutti individuati. Questo momento di analisi ha consentito di mettere in luce connessioni significative, correlazioni e dinamiche ricorrenti, restituendo una visione più articolata e sistemica del fenomeno oggetto di studio. Infine, nella terza fase, sono state estratte le frasi maggiormente rappresentative, selezionate per la loro capacità di sintetizzare in modo efficace le evidenze raccolte e di restituire, attraverso esempi concreti, la complessità e la ricchezza delle esperienze analizzate.

Questo percorso metodologico ha permesso di costruire una narrazione solida, fondata su dati strutturati e su una riflessione critica condivisa delle variabili contestuali e i fattori di moderazione che influenzano l'efficacia delle tecnologie di IA, quali la cultura organizzativa delle scuole, il livello di competenza digitale dei docenti, la trasparenza algoritmica e la presenza di pratiche di *explainable AI*. Il confronto tra casi ha fornito spunti preziosi per la validazione del modello (AI-Ed K-12), che sintetizza le principali dimensioni di analisi, valorizzando la possibilità di generalizzazione e adattamento dell'interpretazione in altri contesti.

5.4 Fase 1: Il Modello IA-Ed K-12

Premessa all'analisi del modello

Negli ultimi anni, l'IA ha assunto un ruolo sempre più centrale nei processi educativi, trasformando il modo in cui studenti e docenti interagiscono con il sapere. In particolare, l'uso di sistemi di apprendimento personalizzato e adattivo nel contesto K-12 ha aperto nuove possibilità per modulare l'esperienza educativa in base alle caratteristiche, ai bisogni e agli interessi individuali degli studenti. Tali tecnologie non si limitano a fornire contenuti digitali o esercizi standardizzati, ma utilizzano algoritmi avanzati per analizzare dati sul comportamento, le conoscenze pregresse e le preferenze degli studenti, adattando il percorso didattico in tempo reale. L'obiettivo non è solo migliorare la performance accademica, ma promuovere l'autonomia, la motivazione intrinseca e la capacità degli studenti di gestire in autonomia il proprio apprendimento. La personalizzazione educativa supportata dall'IA rappresenta una complessa interazione tra fattori tecnici, pedagogici e psicologici. I sistemi di apprendimento adattivo combinano input student-centered - come conoscenze pregresse, interessi e autonomia decisionale - con input algorithm-centered, comprendenti il livello di adattività, la qualità dei dataset e le modalità di feedback. L'evidenza empirica suggerisce che, se progettati e implementati correttamente, tali sistemi possono produrre miglioramenti significativi nei risultati di apprendimento, con effetti misurabili che vanno dal progresso accademico all'engagement, fino allo sviluppo dell'agency. Tuttavia, la semplice introduzione della tecnologia non garantisce risultati positivi: l'efficacia dell'IA dipende dalla qualità tecnica degli strumenti, dalla loro adeguatezza pedagogica e dalla capacità di promuovere processi psicologici chiave, come la self-efficacy e la soddisfazione dei bisogni di autonomia. Un ulteriore elemento critico riguarda il ruolo dei docenti come moderatori umani dei sistemi di IA. La teacher agency - ossia la competenza e l'autonomia professionale nell'uso delle tecnologie - è fondamentale per garantire che le raccomandazioni algoritmiche siano interpretate, validate e integrate in maniera pedagogicamente significativa. Allo stesso tempo, la trasparenza dei sistemi IA, resa possibile dall'approccio dell'Explainable IA(XAI), facilita la fiducia degli utenti e l'accettazione tecnologica, riducendo il rischio di bias e di decisioni educative inique. La piena efficacia della personalizzazione basata sull'IA si realizza quindi solo quando la trasparenza algoritmica e la competenza professionale dei docenti agiscono in sinergia.

La presente revisione critica della letteratura esplora in maniera sistematica le determinanti della personalizzazione e dell'adattività dei sistemi di IA nell'educazione del segmento K-12, i meccanismi psicologici che mediano l'efficacia di tali interventi, i fattori contestuali e moderatori che ne influenzano il successo e, infine, gli outcomes cognitivi, affettivi e comportamentali derivanti dall'integrazione di queste tecnologie. Dall'analisi approfondita dei contributi, si propone un modello eziologico integrato - il modello IA-Ed K-12 - che evidenzia come la tecnologia possa sostenere non solo l'apprendimento immediato, ma anche lo sviluppo di studenti autonomi, motivati e capaci di affrontare con competenza le sfide future di una società sempre più digitale e complessa.

La personalizzazione nell'apprendimento

La personalizzazione è fortemente dipendente dall'integrazione coerente di dati accurati sulle conoscenze pregresse, informazioni sulle preferenze individuali e strumenti capaci di sostenere autonomia e responsabilità. Solo questa combinazione rende possibile un'esperienza di apprendimento personalizzata realmente significativa, in grado di migliorare sia gli esiti accademici sia la motivazione dello studente [19][20][17][1]. Invero, le conoscenze pregresse costituiscono un prerequisito essenziale poiché consentono di calibrare contenuti e difficoltà evitando esperienze troppo semplici o eccessivamente complesse; per questo motivo i sistemi adattivi le utilizzano per modulare il percorso formativo in funzione delle reali esigenze cognitive dei discenti [19][8][1]. Accanto a questo elemento, le preferenze individuali di apprendimento incidono sul coinvolgimento e sulla comprensione, pur in un quadro teorico che invita a non irrigidire gli studenti in categorie fisse di learning style, ma a promuovere versatilità e flessibilità nelle modalità di apprendimento [20][21][22]. Un terzo antecedente è rappresentato dall'autonomia: offrire agli studenti la possibilità di scegliere cosa, come e quando imparare stimola curiosità, motivazione intrinseca e senso di responsabilità, purché tale libertà sia bilanciata da obiettivi educativi chiari e da un sistema capace di adattarsi in tempo reale alle scelte individuali [17][23][24][1].

La componente tecnica della personalizzazione

Sul piano tecnico, inoltre, l'efficacia della personalizzazione dipende dal livello di adattività che i sistemi di IA riescono a garantire. La letteratura distingue tra un "ciclo esterno", che organizza la macro-sequenza delle attività, dei contenuti e della difficoltà proposta allo studente, e un "ciclo interno", che interviene all'interno delle singole attività adattando feedback e suggerimenti in funzione dei progressi osservati; entrambi i livelli risultano associati a performance superiori rispetto a contesti didattici tradizionali [28][29][1]. In questo quadro, il feedback assume un ruolo strategico: non costituisce solo una correzione, ma uno strumento educativo che, per essere efficace, deve essere tempestivo, specifico, costruttivo e coerente con i principi del design didattico e della valutazione formativa [30][31][32][33][1].

Un ulteriore aspetto decisivo riguarda la qualità dei dataset usati per addestrare gli algoritmi. Dati incompleti, distorti o poco rappresentativi possono produrre bias sistematici, ridurre l'accuratezza delle raccomandazioni e generare esiti iniqui tra gruppi di studenti differenti, perpetuando disuguaglianze preesistenti nella raccolta dei dati, nella progettazione dei modelli e nella loro implementazione istituzionale [34][35][36][37][38][1]. Di conseguenza, la personalizzazione tecnica non è mai neutrale: la sua efficacia dipende congiuntamente dall'adattività del sistema, dalla qualità del feedback e dall'affidabilità dei dati su cui si basa [28][30][34][1].

Non-neutralità algoritmica e obiettivi di apprendimento

L'efficacia dei sistemi di personalizzazione non dipende soltanto dalla sofisticazione tecnologica, ma anche dagli obiettivi di apprendimento incorporati nelle logiche algoritmiche. Gli Adaptive Learning Systems devono continuamente decidere cosa predire e cosa raccomandare, ma la natura proprietaria di molti strumenti rende spesso opachi i criteri adottati e le metriche realmente ottimizzate, che possono privilegiare il miglioramento dei punteggi o l'aumento dell'engagement nel breve periodo [1]. Questa opacità è rilevante perché la scelta delle funzioni obiettivo influenza direttamente il tipo di supporto offerto agli studenti: un sistema progettato soprattutto per massimizzare la performance immediata può ridurre l'autonomia, incoraggiando dipendenza dal supporto

esterno e limitando lo sviluppo di curiosità, responsabilità e user agency [39][35][1].

La letteratura segnala infatti che un uso incontrollato dell'IA può favorire disimpegno e comprensione superficiale, soprattutto quando gli studenti usano tali strumenti per aggirare il processo di acquisizione della conoscenza invece di attraversarlo attivamente. Per questa ragione, la configurazione degli input algoritmici dovrebbe essere guidata da obiettivi educativi espliciti orientati alla padronanza, alle competenze trasferibili e allo sviluppo di capacità durature, piuttosto che alla sola massimizzazione dei punteggi [39][1].

Meccanismi psicologici di mediazione

Tra i mediatori principali emergono la soddisfazione dei bisogni psicologici di base, la self-efficacy, il cognitive load, l'interesse situazionale e la qualità del supporto percepito. In linea con la Self-Determination Theory, autonomia, competenza e relazionalità alimentano motivazione intrinseca, benessere e coinvolgimento, mentre la self-efficacy influenza lo sforzo, la persistenza e la probabilità di successo; un feedback adattivo e costruttivo contribuisce in modo rilevante a rafforzarla sia negli studenti sia, indirettamente, nei docenti che integrano l'IA nella pratica educativa [9][11][6][10][41][12][43][14][44][1]. Sul versante cognitivo, la teoria del carico cognitivo distingue tra carico intrinseco, generativo ed estraneo, mostrando che l'apprendimento migliora quando si riduce il carico estraneo e si ottimizza quello rilevante attraverso un design didattico che orienta l'attenzione sulle informazioni essenziali e adatta la difficoltà al livello dello studente [45][46][47][28][5][1].

Anche l'interesse situazionale svolge una funzione chiave, poiché può essere attivato da novità, rilevanza, attività pratiche, interazione sociale e possibilità di scelta, aumentando engagement e qualità dei risultati, specialmente quando l'apprendimento è autentico e contestualizzato [48][49][50][4][51][1]. Parallelamente, quando gli studenti percepiscono che il sistema offre un supporto utile, pertinente e personalizzato, tendono a mostrare livelli più elevati di motivazione, coinvolgimento e apprendimento [52][1]. In questa prospettiva, la gestione del carico cognitivo e la soddisfazione dell'autonomia devono essere mantenute in equilibrio: un supporto eccessivo può produrre un "effetto di automazione", riducendo sfida cognitiva,

self-efficacy e agency, mentre un supporto calibrato secondo la zona di sviluppo prossimale e la logica dello scaffolding favorisce apprendimento profondo e progressiva indipendenza [39][17][27][53][25][26][1].

Fattori di moderazione

Tra i principali moderatori figurano l'explainability del sistema e la teacher agency. La Explainable IA rafforza trasparenza, fiducia, accountability e adozione dei sistemi, perché rende interpretabili raccomandazioni, prestazioni e processi decisionali, offrendo inoltre la possibilità di individuare e correggere bias algoritmici; tuttavia, la letteratura sottolinea che la relazione tra spiegabilità e fiducia non è sempre lineare e che la trasferibilità delle soluzioni XAI nella pratica educativa quotidiana rimane una sfida aperta [1]. In parallelo, la teacher agency costituisce il moderatore umano cruciale: l'integrazione efficace dell'IA richiede docenti capaci di interpretare i dati, adattare l'istruzione, fornire supporto socio-emotivo e mantenere il controllo pedagogico sul processo, sostenuti da IA literacy, self-efficacy e programmi di sviluppo professionale continui [56][14][44][57][58][59][1].

Anche le differenze individuali degli studenti svolgono un ruolo moderatore. Sebbene il concetto tradizionale di learning style sia controverso, la letteratura concorda sull'importanza di considerare conoscenze pregresse, preferenze, attitudini cognitive, motivazione ed età, privilegiando sistemi di IA che costruiscano versatilità attraverso modalità multiple di apprendimento invece di adattarsi rigidamente a stili fissi [60][21][22][61][62][8][1]. XAI e teacher agency, inoltre, risultano strettamente interdipendenti: quando i sistemi sono opachi, la capacità del docente di esercitare giudizio professionale e monitorare l'uso dell'IA si riduce; al contrario, una maggiore trasparenza algoritmica rafforza l'adozione pedagogicamente significativa delle raccomandazioni automatiche [56][57][44][14][15][54][1].

Misurazione dell'efficacia e risultati

Gli esiti dell'IA educativa includono outcome cognitivi, affettivi, comportamentali e strategici. Sul piano cognitivo, la letteratura evidenzia effetti positivi della personalizzazione e dell'apprendimento adattivo sulla performance accademica, con meta-analisi che riportano dimensioni dell'effetto elevate e studi sperimentali che mostrano miglioramenti significativi nei

risultati degli studenti rispetto ai gruppi di controllo [3][4][6][43][7][1]. A questi risultati si affianca l'usabilità percepita, che riflette l'esperienza complessiva dello studente e funge da indicatore indiretto della qualità dell'adattamento: quando il sistema è percepito come facile da usare e rilevante, aumentano motivazione, engagement e apprendimento [52][64][1]. Un ulteriore esito cognitivo importante è il self-assessment, poiché la capacità di autovalutarsi segnala lo sviluppo dell'apprendimento autoregolato, che l'IA dovrebbe sostenere e non sostituire [32][1].

Sul piano affettivo e comportamentale, l'IA può incrementare engagement, enjoyment, satisfaction e partecipazione grazie a contenuti personalizzati, feedback immediato, interattività, gamification e adeguata modulazione della sfida [2][29][23][51][65][64][52][1]. Tuttavia, l'outcome più strategico resta lo sviluppo dell'agency dello studente, intesa come capacità di prendere decisioni sul proprio percorso, monitorare i progressi e apprendere in modo autonomo. La letteratura sottolinea che un uso improprio dell'IA può erodere tale agency generando dipendenza e apprendimento superficiale, mentre una progettazione orientata all'autonomia, alla riflessione e alla progressiva indipendenza consente di sostenere non solo i risultati a breve termine, ma anche il pensiero critico, la metacognizione e la capacità di apprendimento permanente [66][39][67][68][17][1].

Il Modello Eziologico AI-Ed K-12

La revisione della letteratura relativa all'impatto dell'IA sui processi di apprendimento K-12 porta alla definizione del seguente modello, dove l'efficacia è determinata da un'interazione dinamica complessa tra variabili di sistema, meccanismi psicologici e fattori contestuali.

Le relazioni di causa-effetto primarie sono innescate dagli Inputs di personalizzazione, che comprendono sia parametri student-centered (conoscenze pregresse, interessi, preferenze di apprendimento, autonomia decisionale) sia parametri algorithm-centered (livello di adattività, qualità del dataset, modalità di feedback). L'evidenza empirica robusta, derivante da meta-analisi multiple e studi sperimentali, conferma che questi sistemi possono produrre miglioramenti significativi nei risultati di apprendimento, con dimensioni dell'effetto che variano da 0.68 a 1.02 a secon-

da del tipo di intervento e del contesto. Tuttavia, l'efficacia di questi Input è criticamente dipendente dalla loro qualità tecnica e dalla loro appropriatezza pedagogica.[69][4][8][34][3][6][1]

L'efficacia di questi Input nel migliorare gli Outcomes finali che includono performance accademica, engagement, satisfaction e crucialmente user agency non è diretta ma è mediata da costrutti psicologici chiave. I Mediatori essenziali includono self-efficacy e autonomy satisfaction: la soddisfazione di questi bisogni psicologici, supportata da sistemi di IA che garantiscono scelta e controllo, è essenziale per l'uso efficace di strategie di apprendimento autoregolato. La teoria dell'autodeterminazione e decenni di ricerca empirica confermano che quando gli studenti percepiscono che i loro bisogni di autonomia, competenza e relazionalità sono supportati, dimostrano maggiore motivazione intrinseca, engagement più profondo e migliori risultati accademici.[9][10][11][42][6][1]

Parallelemente, la gestione del cognitive load attraverso un design adattivo del materiale didattico e del feedback algoritmico è fondamentale. La riduzione del sovraccarico cognitivo estrinseco ottimizza la ritenzione e la comprensione profonda, consentendo agli studenti di dedicare le loro risorse cognitive limitate all'elaborazione essenziale del materiale di apprendimento. Il paradosso critico emerge quando i sistemi IA, nel tentativo di ridurre il carico cognitivo, forniscono un supporto eccessivo che erode l'autonomia e la self-efficacy degli studenti, portando a engagement superficiale e comprensione limitata. La progettazione efficace deve quindi bilanciare l'assistenza con il mantenimento della sfida appropriata, allineandosi con il concetto di zona di sviluppo prossimale di Vygotsky.[46][25][45][47][26][27][53][39][1]

L'analisi eziologica dimostra che l'efficacia di queste relazioni mediate è a sua volta moderata da fattori contestuali e di sistema. In primo piano, la teacher agency modera la qualità e l'integrazione pedagogica degli strumenti IA, fungendo da filtro umano essenziale. La ricerca conferma che l'IA literacy e la self-efficacy degli insegnanti rispetto all'IA sono predittori critici dell'implementazione efficace, e che i programmi di sviluppo professionale continuo sono necessari per supportare gli educatori nell'integrazione significativa di queste tecnologie. Gli insegnanti non devono essere sostituiti ma empowered dall'IA, mantenendo il loro ruolo centrale nel guidare il processo educativo oltre i semplici risultati quantitativi.[59][14][44][58][56][1]

Un altro Moderatore critico è l'explainability del sistema (XAI), la cui trasparenza algoritmica modera il livello di fiducia (trust) e la soddisfazione generale percepita dagli utenti K-12, agendo come ponte essenziale tra la complessità tecnica degli Input e l'accettazione umana. L'XAI non è solo un imperativo etico ma una necessità pratica: sistemi opachi impediscono agli insegnanti di esercitare la loro agenzia professionale e possono perpetuare bias algoritmici che esacerbano le disuguaglianze educative esistenti. La trasparenza deve essere multi-livello, fornendo spiegazioni appropriate a studenti, educatori e genitori, e deve includere informazioni sui dataset di training, l'architettura algoritmica e i processi decisionali.[35][15][36][13][54][1]

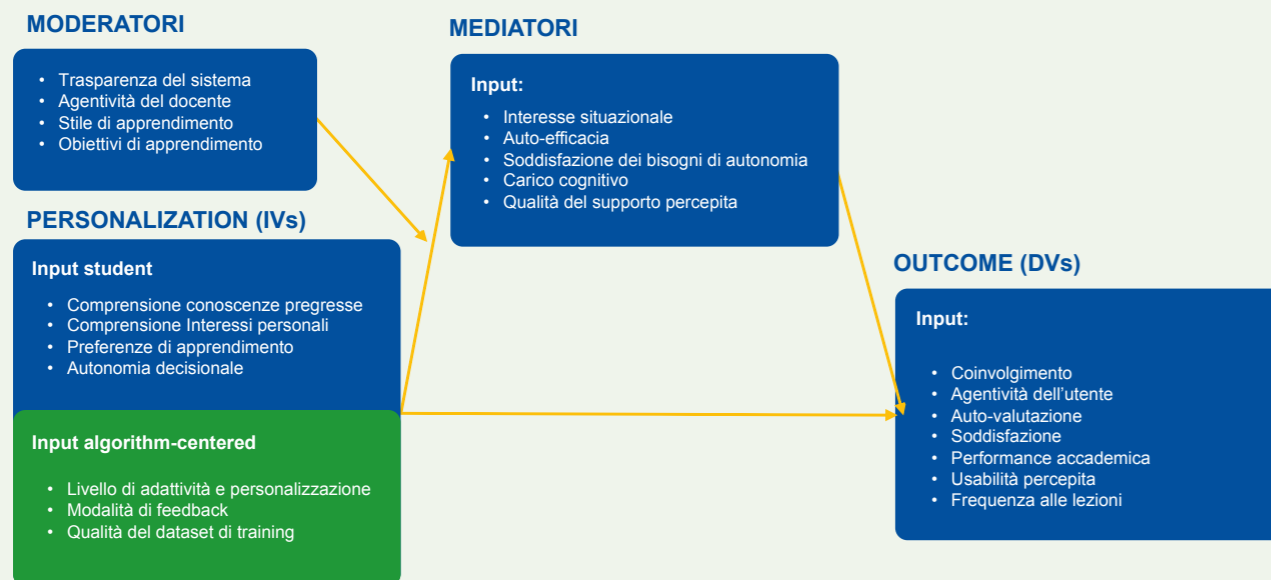
L'interdipendenza tra XAI e teacher agency è particolarmente critica: un sistema non spiegabile limita la capacità dell'insegnante di comprendere, validare e correggere le raccomandazioni algoritmiche, mentre la mancanza di teacher agency può portare all'uso

acritico di sistemi IA anche quando sono trasparenti. La piena realizzazione di un approccio human-centered per l'IA nell'educazione K-12 richiede quindi politiche educative che sostengano simultaneamente la trasparenza algoritmica e l'autonomia professionale.[56][57][54][1]

In sintesi, il modello eziologico IA-Ed K-12 sottolinea che la personalizzazione basata sull'IA ha successo solo quando: (1) gli Inputs sono di alta qualità tecnica e pedagogicamente appropriati, (2) nutrono positivamente l'autodeterminazione e la competenza attraverso i Mediatori psicologici, (3) sono implementati in un contesto di supporto e trasparenza Moderato dall'autonomia didattica dell'insegnante e dall'explainability del sistema, e (4) gli Outcomes misurati si estendono dalla performance cognitiva allo sviluppo dell'agency, controllando il rischio di passività indotta dall'IA.[39][1]

Questo modello integrato fornisce una framework concettuale per guidare la progettazione, l'implementazione e la valutazione di sistemi di IA nell'educazione K-12, enfatizzando che l'obiettivo ultimo non è semplicemente l'automazione o l'efficienza, ma lo sviluppo di studenti autonomi, competenti e motivati, capaci di apprendimento permanente e partecipazione significativa in una società sempre più tecnologica. La ricerca futura dovrebbe continuare a esplorare le complesse interazioni tra queste variabili, con particolare attenzione agli effetti a lungo termine sui percorsi di sviluppo degli studenti e alle implicazioni per l'equità educativa in contesti diversi.

Figura 5.1. Modello Eziologico IA-Ed K-12: Le determinanti



Fonte: Elaborazione degli autori.

5.5 Fase 2: Analisi di casi: esperienze d'uso dell'IA nei contesti educativi K-12

Premessa all'analisi dei casi

La presente sezione si propone di esaminare in modo sistematico una serie di esperienze di adozione dell'intelligenza artificiale nei contesti educativi K-12, sia a livello internazionale che nazionale. Attraverso l'analisi di sperimentazioni documentate in diversi Paesi, vengono messi in luce i principali modelli di implementazione, le specificità istituzionali e le dinamiche di integrazione tra tecnologie IA e pratiche didattiche. Tale ricognizione comparata consente di identificare tendenze emergenti, punti di forza e criticità ricorrenti, offrendo un quadro articolato delle modalità con cui le macroaree del modello eziologico IA-Ed K-12 – antecedenti, mediatori, moderatori e outcome – si declinano in contesti differenti.

L'analisi delle esperienze pregresse riveste un ruolo propedeutico rispetto alla successiva indagine sui casi primari, oggetto di approfondimento mediante interviste dirette agli attori educativi (dirigenti scolastici, docenti e animatori digitali). L'obiettivo è quello di costruire una solida premessa empirica e teorica che consenta di contestualizzare e interpretare in modo critico le evidenze raccolte sul campo, valorizzando sia la dimensione comparativa sia la specificità delle realtà italiane e internazionali coinvolte nello studio.

Sperimentazioni internazionali

Il panorama internazionale delle applicazioni dell'IA nell'educazione K-12 è articolato ed eterogeneo. I casi disponibili mostrano un ventaglio di approcci che spaziano dall'integrazione puntuale di strumenti di IA nella didattica curricolare ordinaria fino a modelli scolastici interamente ripensati intorno all'apprendimento adattivo. La lettura comparata di queste esperienze consente di mappare le diverse modalità con cui le quattro macroaree del modello eziologico IA-Ed K-12, antecedenti, mediatori, moderatori e outcome, si combinano in contesti istituzionali, culturali e normativi distinti.

Il Regno Unito: un ecosistema di interventi sistemici e sperimentazioni controllate

Il contesto britannico si distingue per la presenza di

iniziative pubbliche strutturate e di un crescente interesse verso la valutazione rigorosa degli effetti dell'IA nella scuola primaria e secondaria. La Oak National Academy, ente pubblico finanziato dal Department for Education, rappresenta uno dei casi più documentati a livello europeo. Nata durante la pandemia per garantire continuità didattica a distanza, Oak ha sviluppato un'infrastruttura di risorse curriculari gratuite e open license per insegnanti di ogni ordine scolastico (New America, 2025). Nel settembre 2024 ha lanciato Aila (IA Lesson Assistant), un assistente conversazionale basato su GPT-4o che consente agli insegnanti di generare piani di lezione personalizzati, schede di lavoro, quiz e materiali adattati a diversi livelli di literacy, in pochi minuti. La ricerca qualitativa condotta con circa 60 insegnanti ha rilevato un risparmio medio di circa tre ore e mezza a settimana nella pianificazione delle lezioni (Schools Week, 2024). Il governo britannico ha stanziato fino a 2 milioni di sterline per sostenere lo sviluppo di Aila (GOV.UK, 2023), cui si aggiungono 4 milioni annunciati nell'agosto 2024 per sviluppare strumenti di IA dedicati alla valutazione e alla correzione.

Dal punto di vista metodologico, il percorso di Oak è particolarmente rilevante per il modello eziologico: la scelta di fondare Aila su un corpus curricolare pre-validato da esperti riduce il rischio di allucinazioni algoritmiche e mantiene il docente nella posizione di orchestratore del processo, in linea con quanto il modello prevede a proposito del ruolo della teacher agency come moderatore critico. L'Education Endowment Foundation (EEF) ha avviato nel 2025 un trial randomizzato controllato, con valutazione indipendente da parte del National Foundation for Educational Research (NFER), per testare se Aila riduca il carico di lavoro senza compromettere la qualità didattica, con risultati attesi nell'autunno 2026 (Education Endowment Foundation, 2025). Si tratta di uno dei pochi casi in ambito europeo K-12 in cui la valutazione dell'efficacia di un sistema di IA viene condotta con disegno sperimentale rigoroso.

Un secondo caso britannico documentato è quello della Canterbury High School, scuola secondaria in Inghilterra che ha adottato un sistema di IA per automatizzare e personalizzare il feedback formativo agli studenti. I docenti si trovavano a fronteggiare un volume elevato di compiti da correggere, con feedback

spesso in ritardo rispetto ai bisogni degli studenti (DigitalDefynd, 2026): l'adozione di strumenti di analisi IA per la valutazione delle produzioni scritte ha permesso di restituire riscontri più tempestivi, liberando tempo per le interazioni educativamente più significative. Il caso rispecchia la funzione di mediatore cognitivo che il modello eziologico attribuisce al feedback algoritmico: non sostitutivo, ma acceleratore del ciclo valutazione-correzione-apprendimento.

Gli Stati Uniti: il modello radicale di Alpha School

Il contesto statunitense ospita alcune delle sperimentazioni più audaci a livello mondiale, tra cui il modello della catena di scuole private Alpha School, fondata ad Austin, Texas, nel 2014 da MacKenzie Price. Alpha rappresenta un caso-limite nel panorama internazionale: l'apprendimento accademico è integralmente mediato da tutor IA personalizzati per le prime due ore del mattino, mentre il resto della giornata è dedicato a laboratori di competenze trasversali (public speaking, entrepreneurship, leadership). I fondatori dichiarano che, nonostante soli due ore di studio accademico quotidiano, gli studenti di Alpha si collocano nel top 2% nazionale per risultati di apprendimento (FOX 7 Austin, 2024), con dati interni che mostrano una velocità di apprendimento circa doppia rispetto alla media nazionale. I test MAP Growth di terze parti indicano una crescita media di 2,3 volte superiore alle norme nazionali statunitensi (Alpha School, 2025) e il modello punta sull'apprendimento mastery-based: nessuno studente avanza all'argomento successivo finché non ha dimostrato padronanza del precedente. Il modello Alpha è rilevante per il modello eziologico soprattutto come caso estremo di massimizzazione degli antecedenti algoritmici: la personalizzazione è totale, il ritmo è completamente adattivo, l'autonomia decisionale dello studente è strutturale. Gli outcome cognitivi a breve termine appaiono positivi secondo i dati interni, ma il caso pone con forza la questione dei moderatori: i critici osservano che i risultati dichiarati non sono stati verificati in modo indipendente, che non esistono studi peer-reviewed che validino il metodo e che non è chiaro se i progressi siano attribuibili al programma stesso o ad altri fattori, inclusa la selezione familiare implicita. Inoltre, la retta scolastica, che parte dai 40.000 dollari annui nella sede di Austin per arrivare a oltre 65.000 nelle metropoli costiere, pone una questione di equità e accessibilità (Greene, 2025) che il modello eziologico identifica esplicitamente tra i moderatori contestuali rilevanti: laddove l'accesso alla tecnologia è mediato dal reddito familiare, i benefici della personalizzazione basata

su l'IA rischiano di amplificare, anziché ridurre, i divari preesistenti.

La Spagna: SchoolGPT e il docente come sviluppatore di strumenti

Un approccio diverso, più vicino alla logica del tutor addestrato dal docente che il modello eziologico descrive tra i mediatori, emerge dalla Spagna, dove il sistema SchoolGPT è stato sperimentato nelle scuole secondarie di primo grado. SchoolGPT funziona come applicazione flessibile e personalizzabile: i docenti agiscono come sviluppatori di strumenti didattici, costruendo prompt specifici per diversi compiti disciplinari, in particolare nell'apprendimento linguistico. Il sistema non fornisce risposte preconfezionate, ma funge da partner di apprendimento che stimola l'apprendimento attivo dello studente e il lavoro collaborativo. I docenti ricevono formazione specifica per personalizzare i chatbot in base ai bisogni individuali dei propri alunni, mantenendo la propria autorità pedagogica mentre ampliano le possibilità di feedback personalizzato (Mørch, Ludvigsen & Gilje, 2025). Questo approccio incarna con precisione il costrutto del docente come orchestratore che il modello eziologico identifica come condizione necessaria per la piena efficacia dei sistemi di IA: la tecnologia non è un sostituto dell'insegnante, ma un moltiplicatore delle sue capacità di personalizzazione.

La Cina: SquirrelAI e la personalizzazione algoritmica su scala di massa

Il caso cinese rappresenta l'esperienza più sistematica al mondo in termini di scala e di profondità dell'attività algoritmica applicata alla scuola K-12. Squirrel IA (Yixue Group), fondata a Shanghai nel 2014, è il primo operatore specializzato nell'apprendimento adattivo basato su IA per la scuola dell'obbligo in Cina. La piattaforma scompone le materie in migliaia di micro-punti di conoscenza e valuta in tempo reale i progressi individuali, identificando le lacune e adattando i percorsi di studio. Un esperimento condotto su 1.662 studenti in cinque scuole ha mostrato che le quinte elementari che usavano il sistema ottenevano una media di 87,58 punti negli esami finali contro 78,80 dei gruppi di controllo, con un differenziale di quasi 9 punti (AIHOLA, 2025). Un'analisi precedente pubblicata su Interactive Learning Environments (Wang et al., 2020) e condotta con ricercatori dell'SRI International aveva già documentato che studenti cinesi di terza media assegnati casualmente a Squirrel

reIA mostravano progressi maggiori in matematica rispetto a quelli seguiti da insegnanti esperti in classi tradizionali. La piattaforma conta oggi oltre 3.000 centri di apprendimento e 24 milioni di studenti registrati. Dal punto di vista del modello eziologico, SquirrelAI rappresenta il caso di massima espressione della componente algorithm-centered degli antecedenti: la granularità della decomposizione dei contenuti, la precisione del tracciamento degli errori e la velocità del ciclo adattivo sono senza paralleli nelle esperienze occidentali. Il sistema funge al contempo da antecedente tecnico, mediatore cognitivo (feedback immediato sull'errore) e moderatore (accessibilità economica relativa, grazie a un modello di ingresso gratuito per i primi 18-24 mesi). Il limite più significativo, dal punto di vista del trasferimento ad altri contesti, riguarda la natura dell'ecosistema in cui opera: un sistema educativo ad alta pressione valutativa, orientato alla performance standardizzata, in cui la personalizzazione basata sull'IA rischia di amplificare la logica del "teaching to the test" anziché promuovere apprendimento profondo e sviluppo dell'agency, esattamente la tensione che il modello eziologico identifica come uno degli outcome rischio più rilevanti della personalizzazione algoritmica non adeguatamente bilanciata.

Il Nord Europa: governance responsabile e integrazione sistemica

I paesi nordici offrono un paradigma alternativo a quelli americano e cinese, caratterizzato da un'adozione più cauta e da un investimento prioritario nella formazione etica degli insegnanti e nella tutela della privacy degli studenti. In Islanda, Google ha avviato un progetto pilota con il Ministero dell'Istruzione coinvolgendo 300 insegnanti nell'integrazione di Gemini for Education e Notebook LM, con l'obiettivo di migliorare la personalizzazione dell'apprendimento e l'IA literacy, identificando allo stesso tempo le risorse necessarie per un uso etico degli strumenti. In Svezia, una partnership con Google ha portato Gemini for Education a quasi 30.000 studenti e docenti in diversi distretti scolastici. In Norvegia, il focus è stato sulla sicurezza dei dati: grazie alla partnership con Google, il paese ha garantito un ambiente di apprendimento sicuro per gli studenti, riducendo significativamente il carico amministrativo sui responsabili IT delle scuole (Ahtiainen, nd).

La Finlandia rappresenta un caso peculiare all'interno del quadro nordico: storicamente leader mondiale in literacy e pensiero critico, il paese ha scelto di non

accelerare l'integrazione dell'IA in modo indiscriminato, ma di mettere al centro la comprensione critica degli strumenti. Le autorità educative finlandesi ritengono che gli studenti abbiano bisogno di competenze per capire cosa sia l'IA e come funzioni (Desmarais, 2025), prima ancora di utilizzarla come strumento didattico. Questo orientamento si allinea con l'outcome strategico di lungo periodo che il modello eziologico identifica come il più rilevante, ovvero lo sviluppo dell'agency degli studenti, e con il rischio opposto: che una maggiore esposizione strumentale all'IA, senza adeguata educazione critica, produca dipendenza piuttosto che autonomia cognitiva.

Sintesi comparativa delle esperienze internazionali

I cinque contesti esaminati restituiscono un quadro coerente con le previsioni del modello eziologico IA-Ed K-12 e ne articolano le implicazioni in modi complementari. I sistemi ad alta adattività algoritmica (Squirrel IA, Alpha School) producono outcome cognitivi di breve periodo statisticamente significativi, ma sollevano interrogativi sull'equità di accesso e sul rischio di comprimere lo sviluppo dell'agency. I sistemi che bilanciano adattività e teacher agency (Oak/Aila, SchoolGPT) mostrano risultati più sostenibili e trasferibili, ma richiedono investimenti formativi rilevanti per il corpo docente. I sistemi nordici, pur meno spettacolari nei risultati immediati, offrono la governance più robusta e la maggiore attenzione agli outcome affettivi e all'IA literacy come competenza trasversale. Il dato più ricorrente, e più coerente con il modello teorico, è che nessuno di questi casi ha prodotto risultati positivi stabili in assenza di un docente attivamente coinvolto nel processo: la teacher agency non è accessoria, ma la condizione necessaria perché la personalizzazione algoritmica si traduca in apprendimento profondo e duraturo.

Sperimentazioni nazionali

La Sperimentazione Ministeriale "IMPARAI"

La sperimentazione ministeriale denominata IMPARAI rappresenta il primo intervento strutturato e istituzionalmente promosso dal Ministero dell'Istruzione e del Merito (MIM) per introdurre l'IA nelle scuole secondarie italiane di primo e secondo grado. Annunciata dal Ministro Giuseppe Valditara al Forum Ambrosetti di Cernobbio nel settembre 2024, la sperimentazione ha preso avvio nell'anno scolastico 2024/2025, con

una durata programmata di due anni e una valutazione finale affidata all'INVALSI. Il suo disegno ricalca strutturalmente la logica degli antecedenti della personalizzazione descritta nel modello eziologico IA-Ed K-12: raccogliere dati sistematici sulle conoscenze pregresse e sulle difficoltà degli studenti per calibrare gli interventi didattici in modo mirato e progressivo. Il progetto ha coinvolto inizialmente 15 istituti distribuiti in quattro regioni: Lazio, Lombardia, Toscana e Calabria. Le scuole partecipanti includono sia istituti secondari di secondo grado, sia istituti di primo grado, con l'intenzione esplicita di confrontare l'efficacia degli strumenti su fasce d'età differenti e su profili di utenza eterogenei. La scelta di includere scuole medie risponde alla consapevolezza, ribadita dal modello eziologico, che le disomogeneità nei prerequisiti cognitivi si stratificano precocemente e che intervenire prima può produrre effetti più duraturi sulle traiettorie di apprendimento.

Il disegno metodologico della sperimentazione prevede, per ciascun istituto partecipante, la selezione di due classi il più possibile omogenee per numerosità, composizione del corpo docente e livelli di partenza: una classe sperimentale, che utilizza gli strumenti di IA, e una classe di controllo, che prosegue con la didattica tradizionale. Questa struttura, mutuata dalla logica del gruppo di controllo tipica degli studi sperimentali di riferimento, tra cui il noto lavoro di Bloom (1984) sull'efficacia del tutoraggio individuale, consente di isolare l'effetto netto dell'intervento tecnologico e di confrontare le performance su prove comuni e standardizzate, compresi i test INVALSI previsti al quinto anno. Essa incarna direttamente la funzione dei moderatori nel modello IA-Ed K-12: il contesto istituzionale, il profilo della classe e la qualità della mediazione docente vengono controllati per rendere interpretabile l'effetto degli antecedenti tecnologici sui risultati.

Sul piano operativo, il progetto IMPARAI si è avvalso dell'ecosistema Google Workspace, integrando tre tipologie di strumenti a complessità crescente. Gli Esercizi Guidati di Google costituiscono il livello base: il docente predispone esercizi strutturati e il sistema, interpretando le domande, suggerisce automaticamente risorse di recupero quali video, appunti, contenuti multimediali, nel momento in cui lo studente sbaglia, invitandolo a ritentare e tenendo traccia del numero di tentativi. Il report generato al termine della sessione offre al docente un quadro analitico degli errori ricorrenti e delle aree di maggiore fragilità per ciascun alunno: si tratta di una forma di feedback formativo algoritmico che, nel lessico del modello

eziologico, opera come mediatore cognitivo tra l'input (l'errore dello studente) e l'outcome atteso (il consolidamento dell'apprendimento). NotebookLM, secondo strumento introdotto, consente invece al docente di caricare fonti proprie e di generare da esse contenuti diversificati: mappe concettuali, riassunti audio, quiz adattivi, dialoghi, timeline. Infine, i Gem, agenti conversazionali basati su Gemini, addestrabili con materiali e istruzioni stilistiche personalizzate dal docente, sono stati introdotti nella fase più avanzata della sperimentazione, limitatamente agli studenti maggiorenni, in conformità alle indicazioni del Garante della Privacy sull'uso di IA generativa con utenti minorenni. Le finalità dichiarate del progetto sono molteplici e rispecchiano le dimensioni degli outcome identificate nel modello eziologico IA-Ed K-12. Sul piano cognitivo, l'obiettivo prioritario è la personalizzazione del percorso di apprendimento: attraverso il monitoraggio sistematico degli errori e la proposta di risorse calibrate sulle lacune individuali, il sistema aspira a ridurre la disomogeneità nelle conoscenze pregresse, documentata dalle rilevazioni INVALSI, che penalizza in particolare gli studenti con bisogni educativi speciali (BES) e quelli provenienti da contesti socioeconomici svantaggiati. Sul piano affettivo, la sperimentazione mira a contrastare la dispersione scolastica e la demotivazione, con attenzione specifica al gender gap nelle materie STEM. Sul piano comportamentale, l'introduzione di tutor virtuali addestrati dal docente, capaci di guidare il ragionamento senza fornire direttamente la soluzione, intende promuovere un apprendimento attivo e metacognitivo, coerente con quanto il modello prevede a proposito dello sviluppo dell'agency degli studenti come outcome strategico di lungo periodo.

I primi risultati presentati dal Ministro al Summit internazionale Next Gen IA di Napoli nell'ottobre 2025 indicano un impatto positivo nelle classi sperimentali: una media generale superiore rispetto alle classi di controllo (7,63 contro 6,90) e un tasso di non ammissione azzerato nelle classi che hanno adottato gli strumenti IA, a fronte di un 16% nelle classi tradizionali. Il dato è incoraggiante, ma va letto con cautela metodologica: il campione presentato è circoscritto a poche classi di un unico istituto, le dimensioni dei gruppi non erano sempre comparabili, e alcune classi sperimentali non hanno evidenziato differenze significative rispetto ai controlli. L'INVALSI è chiamato a restituire una valutazione sistematica e trasparente che permetta di generalizzare le evidenze. Sulla scia dei risultati preliminari, il governo ha annunciato un piano di formazione da 100M€ rivolto a docenti e studenti su tutto il territorio nazionale, nonché uno stanziamento

mento aggiuntivo per lo sviluppo di applicazioni di IA destinate agli studenti con disabilità visive e uditive. Dal punto di vista della teacher agency, costruito centrale nel modello eziologico, la sperimentazione IMPARAI assegna al docente un ruolo tutt'altro che residuale. È il docente a progettare gli esercizi, a selezionare e caricare le fonti, ad addestrare i Gem con il proprio stile linguistico e i propri criteri pedagogici, a interpretare i report e a rimodulare la didattica in risposta ai dati.

In prospettiva, la sperimentazione IMPARAI costituisce un laboratorio nazionale di particolare rilevanza per testare empiricamente le previsioni del modello IA-Ed K-12 in un contesto istituzionalmente regolato. La sua architettura con classe sperimentale vs. classe di controllo, strumenti a complessità crescente, valutazione INVALSI standardizzata, coinvolgimento di ordini scolastici e profili territoriali differenziati, permette, se condotta con piena trasparenza dei dati, di produrre evidenze ecologicamente valide sulla catena causale che connette antecedenti tecnologici, mediatori psico-pedagogici e outcome di apprendimento. Se i risultati definitivi confermeranno le tendenze preliminari, il progetto potrebbe fornire le basi empiriche per una diffusione sistematica a scala nazionale a partire dal 2026, trasformando una sperimentazione pilota in una politica educativa strutturale.

Il progetto di ricerca-azione "ImparAI a scuola con l'IA"

Il progetto di ricerca-azione "ImparAI a scuola con l'IA"¹⁶, coordinato dal Centro Studi Impara Digitale con la partnership tecnica di Edulia Treccani Scuola e ScuolaZoo nell'anno scolastico 2023/2024, costituisce uno dei casi nazionali più articolati disponibili per testare empiricamente il modello eziologico IA-Ed K-12 in un contesto scolastico reale. La sperimentazione ha coinvolto 328 docenti, 112 Consigli di Classe distribuiti in 50 scuole italiane di ordine e grado differenti, articolandosi in due percorsi didattici distinti: il Percorso 1, centrato sulla progettazione del Consiglio di Classe, e il Percorso 2, orientato al protagonismo degli studenti. La ricchezza del corpus, quantitativo e qualitativo, multidisciplinare e multi-istituzionale, consente di mappare con granularità le quattro macro-aree del modello concettuale: Input, Mediatori, Moderatori e Outcome, restituendo un quadro empirico che conferma alcune delle previsioni teoriche e ne problematizza altre.

Gli Input della personalizzazione

La sperimentazione ha operazionalizzato gli antecedenti della personalizzazione in modo selettivo. La rilevazione delle conoscenze pregresse è avvenuta attraverso un sistema di doppia valutazione, all'inizio e alla fine del percorso, che ogni Consiglio di Classe era tenuto a condurre su ciascun studente: una forma di diagnosi iniziale che potrebbe avere consentito di calibrare gli obiettivi formativi sulle reali condizioni di partenza delle classi. I risultati mostrano un impatto differenziato per ordine di istruzione: la percentuale di studenti nella fascia "Insufficiente" si riduce in tutti i segmenti, con effetti particolarmente marcati negli Istituti Tecnico-Professionali (dal 13,6% al 2,2%) e nei Licei (dal 12,3% al 2,5%), confermando che la calibrazione dei contenuti in funzione del livello di partenza costituisce un prerequisito efficace per l'intervento IA.

Sul versante degli interessi e delle preferenze individuali, il Percorso 2 incarna la forma più esplicita di questo costrutto: nato dall'ascolto diretto delle esperienze degli studenti con l'IA nella vita quotidiana, ha previsto una co-progettazione di obiettivi, strumenti, setting e criteri di valutazione. La partecipazione congiunta alla scelta dello strumento di IA si è realizzata nel 60% dei casi, indicando l'incorporazione di alcune preferenze studentesche nel disegno didattico. Tuttavia, l'autonomia completa decisionale degli studenti nella selezione degli strumenti è rimasta limitata al 9% dei casi, con il 30% delle scelte gestite unilateralmente dai docenti, per garantire conformità con gli obiettivi di apprendimento.

Il nodo più critico riguarda la componente algorithm-centered della personalizzazione. Gli strumenti prevalentemente adottati, ChatGPT (33%), Canva (26%), Gemini (13%), e Copilot (8%), sono sistemi di IA generativa general-purpose, non piattaforme adattive. Non si registrano riferimenti a cicli interni di adattamento in tempo reale, a sistemi di raccomandazione personalizzata né a meccanismi di sequenziazione automatica dei contenuti. L'adattività osservata è di natura prevalentemente umana: sono i docenti a modulare difficoltà, rielaborare spiegazioni, semplificare concetti tecnici con approcci modulari e progressivi. Questo gap strutturale rispetto all'adattività algoritmica vera e propria non vanifica i risultati osservati, ma segnala che il potenziale tecnico dei sistemi IA-Ed resta ancora largamente inutilizzato nel contesto scolastico italiano, dove la qualità della personalizzazione dipende tuttora in misura determinante dalla mediazione professionale del docente.

I mediatori psicologici: interesse situazionale diffuso, autonomia fragile

L'interesse situazionale è il mediatore più vivacemente documentato nei risultati. Il dato dell'84% di studenti "abbastanza partecipi" o "entusiasti e coinvolti" è particolarmente significativo, considerato che emerge in un campione ampio e diversificato per ordine scolastico e disciplina. Gli strumenti di IA funzionano come attivatori di novità e rilevanza percepita: Canva stimola la creazione visiva e il brainstorming, Gemini la riflessione su soluzioni progettuali, ChatGPT genera discussioni attraverso risposte che invitano a valutare l'affidabilità delle informazioni. La varietà degli atteggiamenti stimolati dai diversi strumenti, come attenzione, confronto, riflessione, e ascolto, suggerisce che l'interesse situazionale si manifesta in forme qualitativamente differenti a seconda del contesto d'uso, coerentemente con quanto la letteratura descrive a proposito delle sue fonti: novità, complessità cognitiva, interattività e rilevanza rispetto alla vita reale.

Tuttavia, il corpus rivela con chiarezza la discontinuità teoricamente più rilevante: questa partecipazione non si traduce automaticamente in apprendimento profondo. Come la ricerca sull'interesse situazionale avverte, l'attivazione momentanea della curiosità non garantisce lo sviluppo di un interesse individuale stabile né il consolidamento di competenze trasversali. Il dato dell'84% di studenti partecipi o entusiasti non trova corrispondenza nei livelli di competenza raggiunti alla fine del progetto. Nelle aree della consapevolezza, il saper progettare mostra livelli finali inferiori a quelli di partenza in quasi tutti i contesti; il problem-solving registra un andamento analogo, con miglioramenti solo marginali per studenti più capaci in partenza. Il senso critico presenta difficoltà persistenti nei livelli più bassi, con progressi concentrati nelle fasce alte. La partecipazione attiva degli studenti, pur diffusa, non si è quindi tradotta automaticamente in uno sviluppo proporzionale delle competenze trasversali.

La self-efficacy mostra un profilo dicotomico. Sul piano strumentale, il 73,3% degli studenti dichiara di essere in grado di ripercorrere le procedure del progetto, e il 55% riferisce di saper gestire adeguatamente le tecnologie: indicatori di una discreta fiducia nell'uso degli strumenti. Sul piano epistemico, come la capacità di valutare criticamente gli output algoritmici, riconoscere errori concettuali generati dall'IA, e di verificare le fonti, la self-efficacy si indebolisce significativamente.

L'autonomy satisfaction mostra la tensione teoricamente più attesa. Il Percorso 2 ha formalmente attribuito agli studenti spazi di scelta e protagonismo, confermando un'autonomia strutturale nel 91,3% dei casi. Tuttavia, come emerge dall'autovalutazione, molti studenti non si sono rivelati in grado di gestire efficacemente questa responsabilità, incontrandosi con difficoltà di progettazione, gestione del tempo e verifica delle fonti. Questo pattern è coerente con la Self-Determination Theory: l'autonomy satisfaction non coincide automaticamente con la capacità di esercitare autonomia. Quando l'autonomia viene attribuita senza adeguato supporto, può generare frustrazione e disorientamento anziché motivazione intrinseca, come si osserva in modo particolarmente nitido nel caso dei Licei, dove il Percorso 2 ha prodotto risultati negativi sull'autonomia nonostante l'elevata partecipazione formale.

Il carico cognitivo emerge attraverso molteplici indicatori. Canva e ChatGPT sono percepiti come gli strumenti più difficili (rispettivamente 19,3% e 26,1% delle segnalazioni di difficoltà), non per oscurità delle procedure, giudicate chiaramente comprensibili da tutti e quattro gli strumenti principali, ma per la complessità funzionale delle loro interfacce, che richiede competenze di prompt engineering e di progettazione grafica non uniformemente distribuite tra gli studenti. Questo pattern segnala la prevalenza di un carico cognitivo estraneo legato al design degli strumenti più che al contenuto, riducendo le risorse disponibili per l'elaborazione significativa dei materiali disciplinari. Le scuole che hanno adottato approcci modulari e progressivi per la semplificazione dei concetti tecnici, ad esempio rielaborando le spiegazioni con esempi concreti e ripetendo i passaggi critici, hanno tradotto in pratica, pur senza nominarla esplicitamente, la logica della gestione del carico cognitivo descritta nel modello.

I moderatori: la teacher agency come variabile di sistema dominante

La teacher agency emerge come il moderatore più strutturalmente rilevante dell'intera sperimentazione, confermando il suo ruolo di filtro umano essenziale nell'integrazione dei sistemi IA. La variabilità degli esiti, per ordine scolastico, percorso scelto, disciplina coinvolta e singolo istituto, dipende in larga misura dalle competenze, dalla motivazione e dalla flessibilità professionale dei docenti, più che dalle caratteristiche tecniche degli strumenti adottati.

Tre dimensioni di teacher agency emergono con par-

¹⁶ <https://www.imparadigitale.it/impariamo/>

tiolare nitidezza. La prima riguarda la selezione degli strumenti: nel 30% dei casi i docenti hanno assunto unilateralmente la decisione, e anche nelle situazioni di scelta condivisa lo hanno fatto dopo aver osservato come gli studenti già usavano l'IA, configurando una strategia protettiva consapevole. La seconda riguarda l'adattamento metodologico in risposta alle difficoltà: dal Convitto "G.B. Vico", capace di rimodulare il progetto in corso d'opera con grande flessibilità, alle scuole che hanno progressivamente semplificato i concetti tecnici con approcci reiterativi, la capacità di personalizzare l'esperienza didattica alle esigenze specifiche delle classi rappresenta la forma più efficace di adattività disponibile nella sperimentazione. La terza dimensione riguarda i limiti: la scarsa attenzione al problem solving (12% degli obiettivi formativi) e al senso critico (3%) non è attribuibile agli studenti, ma a una scelta dei docenti che rivela un confine non ancora superato nell'integrazione IA-Ed. Come la letteratura avverte, senza una solida teacher agency anche i sistemi tecnicamente avanzati rischiano di non tradurre il loro potenziale in risultati didattici sostenibili. Nel caso ImparlAmo, questa affermazione vale in senso opposto: è proprio la teacher agency che, supplendo all'assenza di adattività algoritmica, ha reso possibili i miglioramenti osservati nella performance accademica.

Il tasso di completamento del 47% dei Consigli di Classe (53 su 112) costituisce un indicatore composto di questa variabile: riflette non solo barriere organizzative e tecniche, ma differenziali reali di IA literacy e self-efficacy professionale tra i docenti coinvolti. I programmi di sviluppo professionale continuo si confermano, anche in questo caso, come una condizione necessaria, e non ancora sufficiente, per un'integrazione sistemica dell'IA nella scuola.

Sul fronte dell'explainability del sistema (XAI), il corpus offre evidenze indirette ma significative. La trasparenza algoritmica degli strumenti non è mai stata esplicitamente tematizzata come oggetto di riflessione critica con gli studenti, e i suoi effetti sono visibili nelle difficoltà incontrate: l'incertezza nel riconoscere errori concettuali generati dall'IA segnala che gli studenti non comprendono perché il sistema produce un determinato output, e dunque non sono attrezzati per valutarne criticamente l'affidabilità. Il paradosso documentato è teoricamente istruttivo: il senso critico è citato come obiettivo formativo solo nel 3% dei casi, eppure Gemini e ChatGPT sono indicati come i principali stimolatori del pensiero critico. Si usano strumenti che richiederebbero un elevato livello di valutazione critica per essere padroneggiati responsabilmente,

senza che tale competenza sia stata adeguatamente coltivata. Una contraddizione che la letteratura sulla XAI descrive come effetto diretto della opacità algoritmica: se il sistema non si spiega da solo, deve essere il docente a fornire le chiavi interpretative, e questo richiede una teacher agency che includa anche la capacità di tematizzare i limiti degli strumenti.

Il moderatore relativo al learning style e agli obiettivi di apprendimento è quello che produce la varianza più ampia negli outcome. Gli Istituti Tecnico-Professionali, abituati a un apprendimento per applicazione pratica e risoluzione di problemi concreti, mostrano i risultati maggiori in autonomia, problem solving e comunicazione, specialmente nel Percorso 2. I Licei, con un curriculum fortemente teorico e abitudini di studio individuali, producono paradossalmente risultati negativi sull'autonomia nel Percorso 2, perché lo spazio aperto e non strutturato si scontra con modalità di apprendimento abituate alla guida progressiva. Le Secondarie di Primo grado mostrano effetti straordinari sulla performance nelle conoscenze, ma difficoltà nella pianificazione autonoma. Questo pattern conferma che la pertinenza dell'adattamento, algoritmico o umano che sia, varia significativamente in funzione del profilo istituzionale: il modello IA-Ed deve essere declinato in modo differente a seconda del contesto, evitando l'applicazione uniforme di soluzioni che presuppongono stili di apprendimento e obiettivi formativi omogenei.

Gli outcome: performance robusta, agency ancora incompiuta

La performance accademica è l'outcome più solido e consistente della sperimentazione. In tutti gli ordini scolastici, l'introduzione dell'IA ha ridotto drasticamente i casi di insufficienza e spostato la distribuzione verso le fasce superiori: in una valutazione sintetica, la categoria "Ottimo" passa dal 13,9% al 28,2%, mentre la fascia "Insufficiente" si riduce dall'11,1% all'1,9%. Questi dati sono coerenti con le metanalisi citate nel modello concettuale, che documentano dimensioni dell'effetto significative per i sistemi di apprendimento IA-supportati, anche quando, come nel caso ImparlAmo, la componente adattiva è prevalentemente umana piuttosto che algoritmica. L'engagement è il secondo outcome positivo, con l'84% degli studenti "abbastanza partecipi" o "entusiasti e coinvolti". La personalizzazione tramite l'IA ha reso l'apprendimento più rilevante personalmente, trasformando la relazione degli studenti con i contenuti disciplinari in un'esperienza più attiva e partecipa-

tiva. Tuttavia, come il modello avverte, massimizzare l'engagement non equivale a garantire apprendimento profondo: la sperimentazione documentata con precisione questo scarto, diventando un caso di studio emblematico del rischio di ottimizzare indicatori affettivi a scapito di outcome cognitivi più profondi.

L'user agency è l'outcome che mostra il divario più ampio tra aspettative progettuali e risultati conseguiti, e che conferma nel modo più diretto le previsioni teoriche del modello sulla non-neutralità algoritmica e sul rischio di sostituzione. La capacità di pianificazione autonoma si riduce alla fine del percorso rispetto ai livelli iniziali in quasi tutti i contesti; il 65% degli studenti si colloca nei livelli più bassi di propensione a farsi domande e identificare contraddizioni; il problem solving mostra risultati negativi nei Licei e miglioramenti solo marginali altrove. Questo pattern è interpretabile attraverso il concetto di "effetto di automazione" descritto nella letteratura: l'accesso facilitato alle risorse di IA ha ridotto la necessità percepita di pianificare e ragionare autonomamente, erodendo i mediatori chiave, autonomy satisfaction e self-efficacy epistemica, su cui l'agency si fonda. L'IA, nel

tentativo implicito di semplificare e supportare, ha operato in alcuni casi come sostitutiva del processo cognitivo piuttosto che come sua amplificatrice, disattivando anziché potenziare l'agenzia degli studenti.

Il self-assessment mostra un profilo incoraggiante sul piano operativo. Il 73,3% degli studenti dichiara di saper ripercorrere le procedure del progetto, e si osserva un'attenzione diffusa all'autocorrezione del prodotto finale. Tuttavia, rimane prevalentemente concentrato sull'accuratezza esecutiva anziché sulla profondità della comprensione. La dissonanza sistematica tra autovalutazione degli studenti e valutazione dei docenti riflette questa limitazione: gli studenti tendono a giudicare il proprio lavoro sulla base dello sforzo percepito e dei miglioramenti soggettivi, mentre i docenti applicano criteri riferiti agli obiettivi formativi e alla qualità tecnica del prodotto. Questa divergenza segnala che la capacità di autovalutarsi come indicatore dell'apprendimento autoregolato, uno degli outcome strategici del modello, è ancora in fase di costruzione, e richiede un investimento didattico esplicito che la sperimentazione ha solo parzialmente avviato.

5.6 Implicazioni per il modello concettuale

L'analisi del caso ImparlAmo consente di formulare alcune considerazioni che arricchiscono il modello IA-Ed K-12, a partire dalle evidenze documentate nella sperimentazione.

In primo luogo, i dati mostrano che miglioramenti significativi nella performance accademica sono conseguibili anche in assenza di adattività algoritmica vera e propria. Nel caso ImparlAmo, l'adattività è stata prevalentemente umana: sono stati i docenti a modulare difficoltà, rielaborare spiegazioni e semplificare concetti tecnici con approcci progressivi. Questo non ridimensiona l'importanza della componente algorithm-centered del modello, ma segnala che il suo effetto è fortemente moderato dalla qualità della mediazione professionale del docente: laddove la teacher agency è sufficientemente sviluppata, essa può supplire, almeno parzialmente, all'assenza di cicli adattivi algoritmici, rendendo possibili risultati positivi sulla performance anche in contesti tecnicamente limitati.

In secondo luogo, la sperimentazione documentata con precisione la tensione descritta nel modello tra gestione del carico cognitivo e autonomy satisfaction. Da un lato, la complessità funzionale degli strumenti, in particolare Canva e ChatGPT, che concentrano rispettivamente il 19,3% e il 26,1% delle segnalazioni di difficoltà, ha generato un carico cognitivo estraneo che ha sottratto risorse all'elaborazione dei contenuti disciplinari. Dall'altro, nei contesti in cui il supporto degli strumenti IA è stato utilizzato senza un design didattico intenzionale, si osserva una riduzione della capacità di pianificazione autonoma e del problem solving al termine del percorso, coerentemente con quanto il modello prevede a proposito del rischio di sostituzione: un supporto non calibrato può disattivare anziché potenziare l'agenzia degli studenti.

In terzo luogo, il caso evidenzia come la varianza dei risultati dipenda in misura determinante dal profilo istituzionale, confermando il ruolo del moderatore re-

lativo allo stile di apprendimento e agli obiettivi di apprendimento. Gli Istituti Tecnico-Professionali mostrano i risultati maggiori in autonomia, problem solving e comunicazione nel Percorso 2; i Licei producono risultati negativi sull'autonomia nello stesso percorso, nonostante l'elevata partecipazione formale; le Secondarie di Primo grado mostrano effetti positivi sulla performance nelle conoscenze ma difficoltà nella pianificazione. Questo pattern suggerisce che il modello IA-Ed non possa essere applicato in modo uniforme, ma debba essere declinato in funzione delle caratteristiche istituzionali, delle abitudini di apprendimento prevalenti e degli obiettivi formativi specifici di ciascun contesto.

In quarto luogo, la sperimentazione mette in luce un disallineamento tra gli strumenti adottati e le competenze necessarie per utilizzarli responsabilmente. Il senso critico è citato come obiettivo formativo solo nel 3% dei casi, mentre Gemini e ChatGPT sono indicati come i principali stimolatori del pensiero critico tra gli studenti. L'utilizzo di strumenti che richiedono valutazione critica degli output algoritmici, in un con-

testo in cui questa competenza non è stata esplicitamente coltivata, ha prodotto incertezza nel riconoscere errori concettuali generati dall'IA e difficoltà nella verifica delle fonti. Questo dato rafforza l'indicazione del modello sull'interdipendenza tra explainability del sistema e teacher agency: quando la trasparenza algoritmica degli strumenti non è tematizzata didatticamente, la capacità degli studenti di esercitare un giudizio critico sugli output rimane limitata, indipendentemente dal livello di engagement registrato.

Complessivamente, il caso ImparlAmo conferma che la personalizzazione IA produce effetti robusti sul piano della performance accademica e del coinvolgimento, ma che lo sviluppo dell'agency degli studenti richiede condizioni più specifiche: un design didattico che bilanci esplicitamente supporto e sfida, una teacher agency orientata non solo alla gestione degli strumenti ma alla coltivazione del pensiero critico, e un'attenzione alla coerenza tra gli obiettivi formativi dichiarati e le competenze effettivamente richieste dall'uso degli strumenti adottati.

5.7 Casi primari

Nota metodologica

L'analisi si basa su otto interviste condotte tra febbraio e marzo 2026 con un totale di 11 figure chiave del sistema scolastico italiano e dell'ecosistema di supporto all'innovazione educativa. Il corpus include docenti sperimentatori attivi nel segmento secondario superiore (due casi), coordinatori e dirigenti scolastici di istituti tecnico-professionali e licei (tre casi), una formatrice ministeriale con incarico nazionale sulla formazione di IA nelle scuole K-12, due coordinatori didattici di un liceo paritario con scuola media integrata che non ha ancora avviato un'implementazione sistemica, e un fornitore privato di tecnologie edtech operante con scuole secondarie internazionali. Il campione è stato costruito per massimizzare la varietà contestuale: sono rappresentati istituti tecnico-professionali, licei scientifici e classici, scuole

secondarie di primo grado, scuole paritarie con progetto educativo esplicito e scuole internazionali con curriculum IB. Le scuole si distribuiscono geograficamente tra il centro-nord (Veneto, Emilia-Romagna, Toscana, Lazio) e la Sardegna, includendo sia contesti urbani dotati di infrastrutture digitali adeguate, sia realtà periferiche con criticità connettive significative. Chi ha implementato l'IA ha seguito le sperimentazioni descritte sopra: due casi la sperimentazione ministeriale ImparAI e due casi la sperimentazione di Impara Digitale ImparlAmo. Due degli istituti rappresentati non hanno mai implementato strumenti di IA in modo sistematico e permettono quindi di osservare le dinamiche della non-adozione accanto ai casi di sperimentazione attiva.

Schede sintetiche dei casi

In questa sezione sono riportate brevemente le informazioni di base per ogni caso analizzato, con indicazione del profilo degli intervistati, il tipo di contesto di analisi e le aree tematiche prevalenti di discussione, in relazione alle variabili del modello eziologico IA-Ed K-12 di riferimento.

Caso 1 – Adozione IA

Profilo intervistato: Insegnante di Matematica e Fisica, Collaboratore del Dirigente presso Liceo Scientifico Internazionale del Lazio.

Contesto: progetto ministeriale sperimentale IMPARAI, classi IV→V liceo scientifico internazionale, strumenti Google (Esercizi Guidati, Notebook LM, GEM/Gemini).

Aree tematiche prevalenti: Adattività del sistema, ruolo del docente, feedback algoritmico, rischi di abuso/dipendenza, vincoli normativi/privacy, engagement degli studenti, performance comparativa.

Caso 2 – Non Adozione IA

Profilo intervistato: Dirigente Scolastico e Animatore Digitale. Liceo in Emilia-Romagna (multi-indirizzo: classico, linguistico, scienze umane, economico-sociale). Circa 1220 studenti e 120 docenti.

Contesto: Nessuna partecipazione a sperimentazioni nazionali, Google Workspace con accesso a Gemini e Notebook LM già attivi; in fase di costruzione di un regolamento IA e di corsi di formazione docenti.

Aree tematiche prevalenti: Governance e regolamentazione dell'IA, autonomia dei docenti, rischio di uso non consapevole da parte di studenti, inclusione/diseguaglianze, IA come mezzo non come fine, formazione docenti, pensiero critico come obiettivo educativo.

Caso 3 – Adozione IA

Profilo intervistato: Dirigente Scolastica, Istituto Tecnico-Professionale in Toscana (indirizzo economico-turistico, tecnologico grafica e comunicazione, professionale servizi commerciali/web community

manager, corsi AFP con la Regione per estetista e acconciatore, corso serale). Utenza proveniente da tutta la provincia.

Contesto: Scuola fondatrice delle Avanguardie Educative (INDIRE) da 11 anni. Partecipante al progetto IMPARAI con due classi (una quinquennale, una quadriennale).

Aree tematiche prevalenti: Personalizzazione dell'apprendimento come filosofia istituzionale, ruolo del docente come orchestratore, IA come "compagno di studio", inclusione/BES, spirito critico verso l'IA, limiti normativi e finanziari, formazione docenti continua.

Caso 4 – Adozione IA

Profilo intervistato: Docente di Lingua e Letteratura Francese, Animatore Digitale (da 10 anni), Referente di IA di Istituto, membro dello staff della dirigente, formatore Google for Education per le scuole toscane IMPARAI. Liceo multi-indirizzo (linguistico, scienze umane, scientifico internazionale, economico-sociale, made in Italy) con circa 1500 studenti, Toscana.

Contesto: Scuola partecipante alla sperimentazione IMPARAI.

Aree tematiche prevalenti: Formazione degli studenti come gap sistematico, feedback algoritmico come leva didattica, IA come "amplificatore" del docente, spirito critico verso i sistemi IA, inclusione (BES/L104), sicurezza e monitoraggio delle conversazioni in classe, produzione creativa multimodale con IA.

Caso 5 – Adozione IA

Profilo intervistato: Docente di Matematica (biennio liceo scientifico e linguistico), membro del gruppo di innovazione di istituto. Scuola con 7 indirizzi (scientifico, linguistico, classico, scienze umane, artistico, geometri, informatico) in Sardegna. Centro piccolo (<4000 abitanti), alto tasso di dispersione scolastica, utenza pendolare su distanze fino a 30 km.

Contesto: Partecipante individuale alla sperimentazione IMPARAI (non sistemica).

Aree tematiche prevalenti: Uso dell'IA come compagno di studio/tutor per studenti in contesti remoti,

educazione al prompting come competenza, senso critico verso l'IA, rischi relazionali ed emotivi dell'uso spontaneo da parte degli adolescenti, vincoli normativi come freno all'esperienza diretta in classe, resistenza del corpo docente all'IA, infrastruttura digitale carente, gap geografico come motivazione all'adozione.

Caso 6 – Adozione IA

Profilo intervistato: Docente di Informatica (con esonero totale dall'insegnamento da due anni), membro dell'Équipe Formativa Territoriale del Veneto (EFT), formatrice ministeriale per il progetto nazionale "Next Generation Labs" (formazione di IA nelle scuole K-12, su incarico delle Formazioni Territoriali Nazionali/PNRR), formatrice su Scuola Futura, collaboratrice universitaria nell'ambito di inclusione e tecnologie (Università di Verona).

Contesto: Ex docente con esperienza diretta di sperimentazione con IA generativa nel progetto ImparIAMo.

Aree tematiche prevalenti: Qualità e rischi della formazione docenti sull'IA, obsolescenza tecnologica come disorienta il sistema, formazione obbligatoria imminente, interesse docenti per uso personale più che per uso in classe, valutazione come problema principale percepito dai docenti, competenze "con scadenza" vs. competenze durature (etica, prompting, algoretica), UDL e personalizzazione per inclusione, IA come "elemento terzo" in classe, costruzione del "compagno di studio che mette in dubbio".

Caso 7 – Non Adozione IA

Profilo intervistato: Intervista collettiva con due partecipanti. Una Coordinatrice Didattica della scuola secondaria di primo grado e del Liceo Classico, docente di Filosofia e Storia al triennio di liceo classico e artistico e la Coordinatrice Didattica di un Liceo Artistico, Docente di Matematica e Fisica. Scuola paritaria con progetto educativo esplicito (crescita integrale della persona), multilivello (medie, liceo classico, liceo artistico), dotato di iPad e Mac.

Contesto: Nessun sistema di IA integrato sistematicamente. Progetto curricolare di Educazione Digitale trasversale ai licei (logica al biennio, informatica al triennio, educazione digitale quinquennale). Sperimentazioni di IA limitate e individuali.

Aree tematiche prevalenti: Mancanza di integrazione sistemica dell'IA (e ragioni), progetto educativo come bussola, delega cognitiva come rischio centrale, personalizzazione limitata ma presente (BES, mappe, schemi), ruolo del docente come "guida della ricerca", prudenza normativa ed etica, proposta di adozione graduale e disciplina-specifica, resistenza al cambiamento come dato di fatto da affrontare.

Caso 8 – Adozione IA

Profilo intervistati: Intervista duplice con CEO/Amministratrice Delegata di startup edtech e data science, ex docente universitaria di Machine Learning, e Co-founder/responsabile prodotto.

Contesto: Una società privata di formazione IA/Data Science e consulenza per aziende, ingaggiata da un gruppo scolastico privato (due scuole internazionali con curriculum IB con 500 studenti ciascuna, dalla scuola dell'infanzia alle superiori, sedi in Lazio e Emilia-Romagna). Stanno sviluppando due prodotti: (1) un LMS (Learning Management System) con IA integrata per la gestione della didattica e personalizzazione, (2) un gestionale scolastico. AB test in corso dall'a.s. 2024-25.

Aree tematiche prevalenti: LMS con IA per automazione e personalizzazione, approccio design-thinking "dal problema dell'utente", adozione graduale basata sui casi d'uso, formazione come prerequisito non obbligatorio, AB test come metodologia, XAI come funzione prevista ma non ancora implementata, accessibilità per BES come obiettivo in progress, vincoli delle LLM per utenti minorenni, coinvolgimento dei genitori nelle scuole private.

Discussione dei casi

La discussione dei casi si fonda sulle dimensioni principali del modello teorico, che comprendono gli input della personalizzazione, i mediatori, i moderatori e gli output/risultati. Tale struttura offre una cornice interpretativa chiara e articolata: analizzare ciascun caso secondo queste dimensioni consente di evidenziare con precisione come si configurano le pratiche, le scelte e le ricadute dell'adozione o della mancata adozione dell'IA nei contesti scolastici.

Questo approccio permette il confronto tra i casi stessi, le sperimentazioni internazionali e nazionali viste

precedentemente e i risultati emersi dalla review della letteratura. In tal modo, si corrobora la validità del modello eziologico IA-Ed K-12 proposto e si intrecciano le evidenze empiriche con le teorie di riferimento, favorendo una comprensione più ricca e approfondita dei processi che guidano l'adozione, la personalizzazione e l'efficacia dell'IA nella didattica.

Il legame tra IA e personalizzazione: finalità e motivazioni di adozione

Prima di entrare nell'analisi strutturata secondo il modello teorico, è utile ricostruire il quadro delle motivazioni che hanno spinto, o trattenuto, le scuole intervistate rispetto all'adozione dell'IA.

Nei casi di sperimentazione attiva, la finalità più esplicitamente condivisa è il contrasto alla disomogeneità nei livelli di partenza degli studenti, in particolare nelle materie STEM. Un docente di matematica e fisica di un liceo scientifico con sperimentazione ministeriale, descrive con precisione la motivazione originaria del progetto nazionale a cui partecipa: *"soprattutto nelle materie STEM si nota grande disomogeneità nella preparazione degli studenti, e questa disomogeneità è dovuta sia a fattori geografici, fattori di genere, estrazione sociale"*. L'IA viene introdotta in questo contesto come strumento di equità prima ancora che di innovazione didattica: l'obiettivo è replicare su scala, per ogni studente, gli effetti di un tutoraggio personalizzato che sarebbe impossibile garantire con risorse umane. *"L'idea è quella di non poter realizzare questo con dei tutor reali dei docenti, perché ci sarebbe impossibile realizzare dei tutor per ciascuno studente e quindi utilizzare, se possibile, l'IA per mimare un'assistente virtuale"*, chiarisce lo stesso docente. Una seconda finalità ricorrente, molto legata alla prima, è la preparazione alle valutazioni standardizzate. Diversi istituti descrivono l'utilizzo di GEM disciplinari come strumenti di allenamento personalizzato in vista delle prove INVALSI e dell'esame di Stato, con un meccanismo che replicato su scala individuale ciò che il tutoraggio tradizionale potrebbe offrire soltanto a pochi. *"Le quinte stanno facendo la preparazione all'esame di Stato con i GEM che li interrogano [...] non dandogli la risposta giusta quando sbagliano, ma facendocelo arrivare con suggerimenti"*, descrive la dirigente dell'istituto tecnico-professionale toscano, sottolineando come la personalizzazione dell'interrogazione, dove ciascuno studente si confronta con i propri dubbi specifici e non con una lista standardizzata di domande, sia il valore aggiunto principale rispetto alle forme tradizionali di preparazione collet-

tiva. L'inclusione degli studenti con bisogni educativi speciali rappresenta il terzo driver di adozione, e il più unanimemente condiviso tra tutti gli istituti intervistati, inclusi quelli in fase pre-implementazione. Questa finalità è percepita come la meno controversa e la più immediatamente praticabile, indipendentemente dal livello di maturità digitale dell'istituto. La generazione di materiali differenziati per stile e livello, la produzione di prove equipollenti, la creazione di mappe concettuali personalizzate per studenti con DSA sono citate trasversalmente come applicazioni concrete, efficaci e già disponibili. Un fornitore edtech privato che opera con scuole internazionali descrive la logica del proprio prodotto in questi termini: *"se io faccio un esercizio o qualsiasi difficoltà e in piattaforma sono segnalato a riguardo, avrò un esercizio specifico per me che l'IA genera in automatico, ma che è lo stesso che fa il resto della classe, è solo adatto al mio livello"*. Gli istituti che non hanno ancora implementato strumenti IA in modo sistematico mostrano un orientamento alla personalizzazione già radicato nelle proprie pratiche, ma realizzato attraverso la relazione educativa piuttosto che la tecnologia. Un coordinatore didattico di un liceo classico descrive con precisione questo modello alternativo: *"i ragazzi li conosciamo uno ad uno e quindi questo nella pratica didattica fa sì che il docente a mano a mano che cresce la conoscenza dei ragazzi nell'affidare dei compiti o delle responsabilità specifiche che riguardano proprio il loro modo di stare davanti agli oggetti di studio"*. In questi contesti, l'IA non viene rifiutata ma valutata con cautela, subordinando la sua introduzione alla costruzione di una competenza professionale sufficiente da parte dei docenti per garantire che lo strumento sia coerente con il progetto educativo dell'istituto. La postura non è di chiusura ideologica ma di sospensione riflessiva: *"ritengo di doverlo ancora esplorare per bene per poterne fare un uso adeguato nella didattica"*, afferma un docente di filosofia e storia, *"sento l'esigenza di evidentemente integrare anche un uso [...] sono anche più cauta, perché io stessa vorrei conoscerlo meglio."*

Gli input della personalizzazione

Il corpus delle interviste (corpus) conferma con nitidezza che la personalizzazione effettivamente praticata nelle scuole italiane analizzate è di natura prevalentemente umana, non algoritmica. Nessuna delle scuole intervistate ha adottato sistemi di apprendimento adattivo in senso tecnico, ovvero piattaforme capaci di modulare automaticamente la sequenza dei contenuti o il livello di difficoltà in cicli interni di adatta-

mento in tempo reale. Gli strumenti in uso sono principalmente sistemi generativi general-purpose della suite Google (Gemini, Notebook LM, Esercizi Guidati, GEM), che offrono forme di adattività esclusivamente mediate dalla progettazione del docente.

Sul fronte delle conoscenze pregresse, le interviste documentano una consapevolezza diffusa del ruolo diagnostico dell'IA come abilitatore della calibrazione iniziale. Un docente di un liceo scientifico con sperimentazione ministeriale in corso descrive come il sistema di esercizi guidati permetta di tracciare il profilo di errori di ogni studente, restituendo al docente informazioni aggregate sulla classe: *“il sistema tiene traccia del numero di tentativi e alla fine fa un report al docente in cui diciamo traccia un quadro della classe e dice questo studente ha bisogno di più attenzioni, oppure su questo argomento ci sono stati più errori”*. La diagnosi iniziale, tuttavia, rimane affidata alla regia del docente più che all'algorithm: è il professionista a interpretare i dati prodotti dal sistema e a tradurli in scelte didattiche. Questo implica che la qualità della personalizzazione dipende in misura determinante dalla competenza professionale del docente. La personalizzazione invece esiste sulle diverse modalità di apprendimento. Difatti, strumenti come NotebookLM sono in grado di preparare materiali per lo studio differenti: presentazioni, podcast, video, riassunti e mappe mentali, che permettono agli studenti di apprendere attraverso lo strumento che trovano più congeniale.

Sul versante degli interessi e delle preferenze individuali, il caso più articolato è offerto da un istituto tecnico-professionale toscano con lunga tradizione nelle avanguardie educative, dove la personalizzazione è concettualizzata come principio fondante della didattica da oltre un decennio: *“tutte le tecnologie personalizzano l'apprendimento se usate nel modo giusto, questa è ancora più potente, può farla ancora meglio se utilizzata bene”*. In questo contesto la dirigente descrive una visione dell'IA come strumento che porta a compimento una filosofia didattica preesistente, non come innovazione esogena da integrare.

La personalizzazione per studenti con bisogni educativi speciali (BES) emerge in modo trasversale come il caso d'uso più condiviso e meno controverso: la generazione di prove equipollenti per studenti con disabilità in tempi compatibili con quelli delle prove ministeriali è citata da più istituti come applicazione concreta, efficace e immediatamente replicabile. *“In tre secondi ti tira fuori la prova equipollente [...] nel tempo che fanno le fotocopie agli altri, il bimbo ha*

la sua prova equipollente”, osserva la dirigente dell'istituto tecnico-professionale, descrivendo un caso in cui l'IA rimuove una barriera organizzativa con implicazioni dirette sull'equità d'esame.

L'autonomia decisionale degli studenti è il costrutto meno operazionalizzato nel corpus. Emerge con maggiore chiarezza nella filosofia didattica dell'istituto tecnico-professionale, dove la formula *“la barriera è nell'attività, poi come la scopre è l'utilizzo dello strumento”* sintetizza con precisione un approccio con obiettivo fisso e percorso libero. La stessa struttura è evocata dal docente di lingue del liceo scientifico internazionale nella descrizione di un'attività in cui gli studenti producono autonomamente il testo di un jingle pubblicitario prima di ricevere il riscontro della GEM, preservando la produzione creativa come atto interamente proprio. Negli istituti in fase di pre-implementazione, invece, il tema dell'autonomia decisionale degli studenti è quasi assente dal discorso, sostituito dalla preoccupazione per la delega cognitiva già in atto.

I mediatori psicologici

L'interesse situazionale è il mediatore documentato con maggiore vivacità nel corpus. Le descrizioni di aumento del coinvolgimento in risposta all'introduzione degli strumenti di IA sono presenti in quasi tutte le interviste relative a scuole con sperimentazione attiva. Il dato più emblematico è offerto dall'istituto tecnico-professionale sardo, dove la dirigente descrive una situazione inedita per un contesto con forte pendolarismo e orario pomeridiano difficile: *“io sono rimasta scioccata che l'altro giorno ne avevo 23 la mattina e 24 il pomeriggio”*, riferendosi all'attività di preparazione all'esame di Stato tramite GEM disciplinari. Il fatto che ci fossero più studenti presenti il pomeriggio che la mattina, in un contesto logisticamente sfavorevole, costituisce un indicatore comportamentale di engagement raro negli studenti e coerente con quanto la letteratura descrive in termini di relazione tra interesse situazionale e partecipazione sostenuta. Tuttavia, il corpus mette in luce con altrettanta nitidezza la discontinuità teoricamente più rilevante: l'attivazione dell'interesse situazionale non garantisce apprendimento profondo. Questa consapevolezza è presente in tutti i profili intervistati, inclusi quelli che non hanno ancora implementato l'IA. Un coordinatore didattico di un liceo classico-artistico paritario formula questa tensione in modo filosoficamente preciso: *“lo spirito critico non è nonostante, ma anche con”*. Il

pericolo, in altri termini, non è l'IA in sé ma il rischio di ottimizzare indicatori affettivi come coinvolgimento, entusiasmo, partecipazione, senza che questi si traducano in sviluppo delle competenze più profonde.

L'autoefficacia mostra nel corpus un profilo fortemente orientato ai docenti più che agli studenti, che riflette il campione intervistato. In quasi tutte le interviste la self-efficacy del docente emerge come variabile critica: alta nei profili con lunga esperienza di sperimentazione, bassa o bloccante nei profili in fase pre-implementazione. Una docente di matematica descrive il suo posizionamento con onestà: *“sono sempre molto timorosa adesso nell'uso diciamo diffuso, nel senso che non so bene che rischio attribuire a una certa attività”*. Il timore non è resistenza ideologica ma incertezza normativa che inibisce l'azione: la bassa self-efficacy è in questo caso un effetto del quadro regolatorio opaco piuttosto che di una competenza tecnologica insufficiente. La formatrice ministeriale offre una diagnosi sistemica analoga: *“quello che stiamo vedendo insieme a loro [i docenti, ndr] non è tanto cosa vorrebbero fare ma cosa hanno paura di fare perché pensano di non esserne in grado”*.

Sul fronte dell'autonomy satisfaction, il corpus documenta con regolarità la tensione teoricamente più attesa. Il paradosso emerge in modo diretto nelle narrazioni di studenti che, di fronte a sistemi che guidano senza fornire la risposta, reagiscono con frustrazione iniziale. Un docente del liceo scientifico internazionale lo descrive come resistenza al cambiamento di abitudini: *“loro percepiscono inizialmente il sistema come se fosse meno potente [...] loro vogliono la risposta pronta, invece in questo caso gli dà una risorsa da seguire”*. La paradossalità del fenomeno è completa: gli studenti che hanno sviluppato un'abitudine di delega cognitiva agli LLM generici trovano il sistema guidante più oneroso di quello che sostituisce. Il corpus suggerisce che questo pattern non sia marginale ma costituisca la modalità d'uso prevalente degli studenti quando non guidati: secondo i dati dell'istituto tecnico-professionale toscano, circa l'87% degli studenti utilizza già strumenti IA in modo autonomo e non supervisionato, spesso per finalità di delega diretta.

La gestione del carico cognitivo e il rischio di sostituzione

Il paradosso del supporto eccessivo, quando l'IA riduce il carico cognitivo fino al punto di erodere l'autonomia, è il tema più trasversale dell'intero corpus,

presente in forma esplicita in sei interviste su otto. La formulazione più sintetica è offerta dalla docente di matematica dell'istituto sardo: *“più lasciamo fare l'IA, meno cresciamo noi, meno impariamo noi”*. Il docente di matematica del liceo paritario romano ricorre all'analogia della calcolatrice per articolare lo stesso concetto con precisione pedagogica: lo strumento non è deleterio in sé, ma lo diventa quando introdotto prima che lo studente abbia sviluppato le competenze cognitive che lo strumento intende supportare, perché *“quello attiva delle aree del cervello che poi può riportare all'interno di contesti più reali”*.

Il corpus introduce una variante originale del paradosso, non documentata nella letteratura esaminata: il carico cognitivo estraneo generato non dall'IA stessa ma dall'abbondanza di materiali differenziati prodotti grazie all'IA. Un docente di lingua francese di un liceo scientifico descrive la reazione di studenti abituati a un unico formato di materiale di studio di fronte a un ventaglio di opzioni (dispensa, presentazione, audio, schemi, video): *“può spaventare, perché non sono abituati i ragazzi”, e la domanda ricorrente diventa “ma dobbiamo studiare su tutto?”*. Il paradosso della personalizzazione per abbondanza segnala che la differenziazione dei materiali richiede, come condizione necessaria, che gli studenti abbiano sviluppato competenze metacognitive di auto-orientamento sufficiente per gestire la libertà di scelta: in assenza di questa condizione, l'offerta differenziata produce disorientamento invece che personalizzazione autentica.

I moderatori: la teacher agency come variabile di sistema dominante

La teacher agency emerge come il moderatore più strutturalmente rilevante dell'intero corpus, confermando il ruolo di filtro umano essenziale. In tutte le interviste, la variabilità degli esiti dipende in modo determinante dalle competenze, dalla motivazione e dalla capacità professionale dei docenti, più che dalle caratteristiche tecniche degli strumenti adottati.

Il corpus arricchisce la comprensione di questo costrutto introducendo una distinzione non sempre esplicitata nella letteratura: quella tra teacher agency individuale e teacher agency di sistema. La prima è presente nelle scuole con sperimentazione attiva, dove si manifesta attraverso docenti isolati, definiti “docenti spot” dalla formatrice ministeriale, che sperimentano per passione o per iniziativa personale. La seconda, sistematica e collettiva, è significativa-

mente più rara. *“Chi un corso, chi dieci, chi nessuno, quindi c'è una grande disomogeneità”* descrive la formatrice, fotografando una situazione in cui la TA è distribuita in modo casuale nei corpi docenti e la sua scalabilità rimane problematica. Questa disomogeneità è riconoscibile anche nelle scuole con sperimentazione istituzionale: dove la presenza di docenti motivati in un istituto non implica necessariamente un avanzamento collettivo.

Il corpus documenta altresì una dimensione della teacher agency che il modello teorico non tematizza esplicitamente: la teacher agency come risposta difensiva alla delega spontanea già in atto. Diversi intervistati convergono sull'osservazione che la motivazione principale per introdurre l'IA in modo guidato non è l'entusiasmo per le sue potenzialità didattiche, ma la necessità di modificare un uso già consolidato e non governato da parte degli studenti. Il coordinatore del liceo romano lo articola con chiarezza: *“il motivo per cui per noi è interessante almeno aprirci a questa possibilità è proprio modificare il tipo di utilizzo che non deve essere quello di delegare all'IA il compito, quale che sia”*. Questa postura, di adottare l'IA per governarla anziché per innovare, rappresenta un driver di adozione che la letteratura non ha ancora adeguatamente concettualizzato, e che il corpus indica come probabilmente diffuso nel sistema scolastico italiano.

Il tema della formazione docenti attraversa tutte le interviste come condizione necessaria ma non sufficiente. La formatrice ministeriale distingue, con una precisione teoricamente rilevante, tra formazione che produce competenze a scadenza, orientata all'uso di strumenti specifici destinati all'obsolescenza, e formazione che produce competenze durature: *“bisogna prendersi tempo di dire che cos'è, che cosa non è, come ragiona, come impara, gli aspetti positivi e negativi. Un po' di filosofia, un po' di etica [...] quelle non scadono”*. L'analogia della patente che ricorre nella stessa intervista cattura questa idea efficacemente: prima si comprende il mezzo nella sua logica di funzionamento, poi si impara a guidarlo. Questa distinzione segnala un rischio sistemico: la proliferazione di corsi di formazione centrati sulle funzionalità degli strumenti anziché sulla comprensione dei principi, che produce una teacher agency apparente destinata a collassare al prossimo aggiornamento tecnologico. Un aspetto ulteriore, già presente nel modello concettuale ma particolarmente sviluppato nel corpus primario, riguarda i costi di transizione associati all'adozione. La formazione non è un investimento una tantum ma un onere strutturale e ricorrente, legato

all'alta rotazione del personale docente: *“ogni anno dobbiamo fare un riallineamento su queste cose [...] questa è una fatica grossa che dobbiamo fare tutti gli anni”*, osserva la dirigente dell'istituto tecnico-professionale toscano. Il costo di transizione permanente è un moderatore dell'adozione che la letteratura tende a sottostimare concentrandosi sulla fase di implementazione iniziale.

Il moderatore XAI e la sua interdipendenza con la teacher agency

L'explainability del sistema emerge nel corpus in forme qualitativamente più ricche di quanto il modello teorico descriva, e introduce alcune estensioni concettuali che meritano attenzione.

La prima forma documentata è la XAI tecnica come condizione della qualità dell'output didattico. Un docente del liceo scientifico descrive la differenza operativa tra Gemini generico, che *“dà delle risposte che prende dalla rete [...] magari la risposta è corretta, però il tipo di ragionamento magari esula dai programmi, oppure fa un uso di una notazione diversa o fuorviante”*, e la GEM addestrata sui propri appunti, che *“risponde usando la mia notazione”*. La XAI non è qui un valore astratto di trasparenza, ma una condizione pratica per garantire la pertinenza pedagogica degli output: un sistema comprensibile è un sistema che il docente può validare e correggere.

La seconda forma è la XAI come contenuto curricolare. Quattro istituti descrivono l'uso di Teachable Machine di Google come strumento didattico per spiegare agli studenti come si addestra un modello, visualizzando le distorsioni prodotte da dataset incompleti o sbilanciati. *“Ho cercato di far capire il funzionamento di base di un LLM. Perché risponde così? Cosa c'è a monte? Come è stato addestrato?”* afferma un docente di lingua francese, descrivendo un approccio in cui la XAI diventa leva per lo sviluppo del pensiero critico verso l'IA piuttosto che semplice garanzia di affidabilità tecnica. La terza forma, introdotta dal solo fornitore edtech, è la XAI processuale in classe: la possibilità per il docente di monitorare le interazioni degli studenti con il sistema di IA durante le attività, come avviene in alcune piattaforme statunitensi (Magic School, Brisk Teaching), e che negli strumenti Google non è ancora disponibile.

L'interdipendenza critica tra XAI e teacher agency, centrale nel modello teorico, trova piena conferma nel corpus con una precisione ulteriore: la TA può com-

pensare, almeno parzialmente, la bassa XAI del sistema. Il docente che addestra la GEM sui propri appunti non sta soltanto aumentando la qualità dell'output; sta costruendo, attraverso la sua competenza professionale, una forma di XAI che il sistema generico non fornisce automaticamente. Questo suggerisce che la XAI non sia esclusivamente una proprietà tecnica dei sistemi ma, in parte, una competenza professionale che i docenti con alta TA sono in grado di produrre attivamente. La direzione inversa, bassa XAI che blocca la TA, è altrettanto documentata, in particolare nei contesti in cui l'opacità del quadro normativo produce effetti paralizzanti analoghi a quelli dell'opacità algoritmica, dove il timore non riguarda il funzionamento del sistema IA ma l'incertezza sulle implicazioni regolatorie del suo utilizzo in classe.

Gli outcome: performance, engagement e agency

Sul piano della performance accademica, il corpus è unanime nella prudenza epistemica: nessun intervistato dichiara evidenze solide di miglioramento dei risultati di apprendimento. *“credo che ci voglia decisamente più tempo per poter dire di aver ottenuto dei risultati”*, afferma esplicitamente un docente. Le osservazioni disponibili sono di natura qualitativa: mantenimento delle prestazioni su prove di livello avanzato post-utilizzo IA (liceo scientifico internazionale), riduzione dei tempi di esecuzione e maggiore propositività nell'esposizione orale (segnalata da una collega di lingua inglese dello stesso istituto), incremento della frequenza pomeridiana volontaria (istituto tecnico-professionale). Il dato più sistematicamente atteso dai casi in sperimentazione ministeriale è quello delle prove INVALSI, i cui risultati non erano ancora disponibili al momento delle interviste.

L'engagement è l'outcome affettivo più documentato. Il corpus aggiunge una dimensione non rilevata nella sperimentazione quantitativa: l'engagement come risposta particolare degli studenti timidi o fragili, che beneficiano dello “spazio di prova” sicuro offerto dall'IA. *“Ha favorito un po' il feedback degli studenti, la diciamo soprattutto in quelli inizialmente più timidi, poiché il sistema li aveva un po' indotti a un certo tipo di ragionamento”*, osserva un docente del liceo scientifico internazionale, descrivendo un effetto sulla partecipazione orale in classe che trascende la semplice misura quantitativa del coinvolgimento.

L'user agency è il risultato che genera le narrazioni più ricche e le preoccupazioni più diffuse nel corpus. Coerentemente con quanto il modello teorico preve-

de, è il risultato più difficile da ottenere e il rischio più frequentemente evocato. La sua centralità è tale da costituire, paradossalmente, la principale motivazione per l'introduzione dell'IA in modo guidato anche nelle scuole che non l'hanno ancora implementata: *“il motivo per cui per noi è interessante almeno aprirci a questa possibilità è proprio modificare il tipo di utilizzo”* descrive il coordinatore del liceo paritario romano, dove la User Agency non è l'obiettivo di un percorso didattico già avviato ma la ragione stessa per cui un percorso andrebbe avviato.

Il corpus documenta tre rischi per l'User Agency che estendono il framework teorico. Il primo è la delega cognitiva da abitudini consolidate: gli studenti hanno già sviluppato pratiche di uso non critico dell'IA (riassunti, versioni di latino, risoluzioni di esercizi fotografati) che la scuola deve contrastare attivamente, non prevenire. Il secondo, più sottile, è la delega relazionale: diversi intervistati segnalano studenti che utilizzano chatbot IA come confidenti su questioni personali, attratti dall'assenza di giudizio e dalla validazione incondizionata. *“L'altra parte è proprio relazionale: se la persona ha dovuto ricorrere all'IA e non a un compagno, forse teme il confronto? Perché tanto l'IA in qualche modo capisce sempre, cioè dà sempre ragione”*, osserva una docente di matematica dell'istituto sardo, descrivendo un fenomeno che segnala non solo una carenza di User Agency cognitiva ma un possibile impoverimento delle competenze sociali e relazionali degli studenti. Il terzo rischio, documentato da un episodio concreto nel liceo romano, è la User Agency compromessa dall'incapacità di interpretare gli output algoritmici: uno studente che fotografa un esercizio di matematica e copia la soluzione dell'IA commette errori derivanti dall'ambiguità notazionale del sistema, *“perché la ragazza invece di considerare una parte e l'altra di quel numero li ha sommati”*. In questo caso l'IA non ha sostituito il processo cognitivo ma lo ha distorto producendo una comprensione errata e non rilevata.

5.8 Implicazioni e buone pratiche

L'analisi del corpus di interviste consente di compiere un ulteriore passo interpretativo, orientato non solo a confermare le relazioni previste dal modello IA-Ed K-12, ma anche a identificarne alcune aree di estensione e specificazione. In particolare, le evidenze qualitative permettono di far emergere nuove dimensioni e condizioni che, pur non essendo esplicitamente incluse nel modello originario, risultano decisive per comprenderne il funzionamento nei contesti applicativi reali.

In primo luogo, il corpus suggerisce di articolare il costruito della teacher agency in due dimensioni distinte: la TA individuale, propria del singolo docente sperimentatore, e la TA di sistema, che richiede condizioni istituzionali di supporto, formazione continua e governance condivisa. La prima può produrre risultati localmente significativi ma non scala; la seconda è la condizione per un'integrazione sistemica sostenibile, e richiede investimenti di lungo periodo che trascendono la responsabilità del singolo docente. In secondo luogo, l'analisi evidenzia come la XAI non sia esclusivamente una proprietà tecnica dei sistemi ma anche una competenza professionale che i docenti con alta TA sono in grado di produrre attivamente. Questa estensione suggerisce di considerare non solo la trasparenza algoritmica degli strumenti, ma anche la capacità del docente di costruire contesti di uso spiegabile anche in assenza di XAI nativa del sistema, e di usare la XAI come leva didattica per lo sviluppo del pensiero critico degli studenti.

In terzo luogo, il corpus introduce un tema che il modello non contempla esplicitamente: i rischi psicologici e relazionali dell'uso non supervisionato dell'IA da parte degli studenti minorenni, che includono non solo la delega cognitiva ma la delega affettiva e relazionale a sistemi di validazione incondizionata. Questo fenomeno, segnalato con preoccupazione da diversi intervistati, richiede un'attenzione sui risultati particolare, per catturare l'impatto dell'IA sul benessere relazionale e sullo sviluppo delle competenze sociali degli studenti.

Infine, il corpus mette in luce una condizione di sistema che il modello non include tra i moderatori: la sostenibilità economica e normativa dell'ecosistema IA-educativo. La dipendenza da fondi straordinari come il PNRR, l'incertezza regolatoria e il costo ricorrente della formazione su corpi docenti con alta

rotazione costituiscono moderatori strutturali che condizionano l'efficacia di tutti gli altri elementi, indipendentemente dalla qualità degli strumenti adottati o dalla motivazione dei docenti. La loro inclusione nelle condizioni necessarie per l'implementazione dell'IA appare quindi essenziale per una lettura realistica delle condizioni di scalabilità dell'IA nell'educazione K-12 italiana. In riferimento a questo ultimo aspetto possiamo approfondire rispetto alla due direzioni: la governance e l'ecosistema abilitante.

La governance: il quadro normativo come acceleratore e freno simultaneo

Un elemento trasversale che attraversa quasi tutte le interviste, e che il modello teorico non contempla esplicitamente tra i moderatori, è l'impatto del quadro normativo recentemente introdotto sull'adozione dell'IA nelle scuole italiane. Il Decreto ministeriale del 2 agosto 2025 ha stabilito l'obbligo per tutte le istituzioni scolastiche di dotarsi, entro il 2 agosto 2026, di un regolamento interno sull'uso dell'IA approvato dagli organi collegiali, di inserire nel Piano dell'Offerta Formativa Triennale le modalità di adozione previste, e di predisporre, con il supporto del DPO d'istituto, un'analisi del rischio relativa all'utilizzo di strumenti IA con studenti minorenni. A partire dall'anno scolastico successivo sono attesi finanziamenti considerevoli per la formazione didattica, sul modello dei DM 65 e 66 che hanno finanziato i percorsi PNRR precedenti.

Questo intervento normativo produce nel corpus effetti contraddittori. Da un lato, rappresenta un riconoscimento istituzionale della rilevanza del tema e un impulso alla strutturazione delle pratiche: scuole che avevano rinviato ogni riflessione sull'IA si trovano ora obbligate ad affrontarla. La formatrice ministeriale descrive un interesse senza precedenti da parte degli istituti: *"c'è molta richiesta anche da parte delle scuole di fare una formazione su misura [...] ci sarà già adesso una grandissima richiesta a livello proprio di istituto come formazione, perché se io ho nella mia scuola 100 docenti, ognuno frequenta un corso diverso, non posso avere poi un livello coerente"*. Dall'altro lato, la complessità procedurale associata all'analisi dei rischi ha prodotto in molti istituti un effetto

di paralisi, in particolare nei dirigenti meno esperti. La dirigente dell'istituto tecnico-professionale toscano, che pure ha una lunga esperienza di innovazione digitale alle spalle, descrive l'impatto della normativa con un'immagine netta: *"le linee guida hanno ammantato tante scuole [...] hanno spaventato tanto, no, se ne andiamo a leggere tutta quella richiesta di documenti"*.

Il problema non è la norma in sé, che la maggioranza degli intervistati riconosce come necessaria, ma la sua implementazione in assenza di un accompagnamento adeguato. Le scuole non sono attrezzate per condurre autonomamente un'analisi dei rischi conforme al GDPR e all'IA Act europeo: questa attività richiede competenze specialistiche di protezione dei dati che raramente fanno parte del patrimonio professionale dei docenti o dei dirigenti. *"Servirebbe un intervento secondo me del ministero con cui sicuramente viene regolato a livello normativo l'utilizzo in modo uniforme sul territorio nazionale, dando delle direttive chiare perché a volte viene lasciata alla singola scuola [...] alcune di queste analisi, perché magari esulano dalle possibilità"*, osserva un docente del liceo scientifico romano. Il risultato è che scuole con risorse e reti professionali adeguate hanno già completato la documentazione e possono procedere, mentre quelle senza queste risorse si trovano bloccate da un adempimento burocratico che le espone al rischio di ampliare ulteriormente il divario già esistente nell'adozione dell'IA.

La normativa introduce anche una distinzione tecnico-legale rilevante tra IA non generativa, accessibile agli studenti minori di 18 anni senza particolari procedure aggiuntive, e IA generativa, per la quale è richiesta l'analisi dei rischi e, nel caso di studenti tra i 14 e i 18 anni, ulteriori autorizzazioni. Questa distinzione, che non sempre è chiara ai docenti, ha prodotto situazioni di incertezza diffusa: *"i nostri sopra i 14 anni possono usare tranquillamente l'IA non generativa [...] però sempre verifichi bene questa cosa"*, afferma un docente, segnalando come anche chi ha familiarità con il tema fatica a orientarsi con certezza. Una conseguenza pratica documentata nel corpus è il ricorso all'account istituzionale del docente come soluzione transitoria: diversi insegnanti mostrano le funzionalità degli strumenti IA attraverso il proprio account, senza che gli studenti accedano direttamente, in attesa del completamento della documentazione da parte dell'istituto.

Ecosistema abilitante

Il corpus registra con altrettanta chiarezza un insieme di criticità strutturali che condizionano la qualità e la sostenibilità dell'integrazione dell'IA nelle scuole italiane. Queste criticità fanno parte del cosiddetto ecosistema abilitante di cui si parlava all'inizio del report.

La prima criticità riguarda la disomogeneità infrastrutturale. La disponibilità di connettività adeguata, di dispositivi in numero sufficiente e di ambienti digitali stabili varia considerevolmente tra istituti e territori. Un caso estremo è offerto dall'istituto periferico sardo, dove la rete insufficiente rappresenta una barriera concreta all'uso collettivo in classe: *"noi abbiamo proprio un problema di rete [...] questo è da un punto di vista tecnologico una mancanza molto grave, limita tantissimo"*. Il problema non è isolato: la dipendenza da fondi straordinari (PNRR) per l'acquisizione di tecnologie crea una fragilità strutturale, perché le tecnologie invecchiano velocemente e i finanziamenti ordinari non sono dimensionati per sostenerne il rinnovo. *"L'unica mia preoccupazione rimarrà, finiti i fondi del PNRR, come riusciremo poi a conservare questa cosa"*, osserva la dirigente dell'istituto tecnico-professionale toscano, identificando nella sostenibilità economica di lungo periodo il rischio principale per la continuità delle sperimentazioni più avanzate.

La seconda criticità riguarda la resistenza al cambiamento da parte di segmenti significativi del corpo docente. Questa resistenza non è uniforme né necessariamente ideologica: si manifesta in forme diverse che vanno dalla reticenza tecnologica dei docenti meno giovani alla difficoltà di abbandonare un modello didattico consolidato che funziona. Un coordinatore del liceo paritario romano ne offre una diagnosi illuminante: *"il docente che è anche quello più disponibile a cambiare, però comunque tende a stare in una sua zona di comfort [...] in una scuola come la nostra la cosa bella è che veramente i ragazzi tendenzialmente si fidano e le lezioni sono belle, per cui è difficile far spostare il docente da un modello in cui sono io sul mio palcoscenico"*. Il problema, in altri termini, non è la cattiva volontà ma il fatto che i modelli didattici esistenti funzionano: l'IA non offre un vantaggio percepito sufficientemente immediato da giustificare il costo di transizione per docenti che già ottengono buoni risultati. Né l'imposizione dall'alto si rivela una soluzione praticabile: la stessa fonte osserva che *"forzare l'utilizzo di uno strumento è finita male [...] è finita che non l'hanno utilizzato, l'hanno utilizzato male creando danni, quindi hanno smesso di farlo"*.

La terza criticità riguarda il rischio di amplificazione delle disuguaglianze. L'IA potrebbe avvantaggiare ulteriormente gli studenti già avvantaggiati, più intraprendenti, con maggiori competenze di base, con un retroterra familiare culturalmente ricco, a scapito degli studenti fragili, che potrebbero beneficiare meno delle opportunità offerte dagli strumenti generativi. Il dirigente di un liceo multi-indirizzo emiliano lo formula esplicitamente: *“potrei tranquillamente vedere anche un inasprimento delle differenze dove ci sono vincitori di questo processo, le persone intraprendenti, autonome, magari già abbastanza brave [...] e le persone che invece restano dietro”*. Questo rischio è amplificato dalla disuguaglianza geografica nell'accesso alle infrastrutture e dalla disomogeneità nella disponibilità di famiglie in grado di supportare un uso consapevole degli strumenti a casa, variabile particolarmente rilevante in contesti rurali e periferici.

La quarta criticità, emersa con forza dalle interviste relative agli studenti più giovani, inclusi quelli della scuola secondaria di primo grado che rientrano nel perimetro di alcune sperimentazioni, riguarda i rischi psicologici e relazionali di un uso non supervisionato dei chatbot IA. Diversi intervistati segnalano episodi in cui gli studenti utilizzano i sistemi di IA per confidarsi su questioni personali, affidando a un sistema che *“dà sempre ragione”* il ruolo di confidente che in condizioni normali sarebbe svolto da un pari o da un adulto di riferimento. Il dirigente del liceo emiliano cita casi di psicosi indotte da conversazioni con chatbot ed episodi di suicidio guidato da strumenti di IA documentati a livello internazionale, concludendo che *“i ragazzi che non sono adulti non siano indifesi davanti a questo”*. Questa dimensione segnala che il rischio associato all'IA in educazione non è esclusivamente cognitivo o performativo, ma investe lo sviluppo relazionale e il benessere psicologico degli studenti in modi che richiedono attenzione specifica e strumenti di presidio che attualmente le scuole non hanno.

Buone pratiche

Nonostante le criticità documentate, il corpus raccoglie un insieme di pratiche che gli intervistati identificano come trasferibili e replicabili in altri contesti scolastici. Queste pratiche non sono necessariamente tecnologicamente sofisticate: molte di esse riguardano il metodo di introduzione degli strumenti, le condizioni organizzative e le strategie pedagogiche, più che le funzionalità specifiche delle piattaforme adottate.

La prima buona pratica riguarda la **sequenza di adozione**: prima i docenti, poi gli studenti. Tutti i casi di sperimentazione riuscita documentano una fase iniziale di formazione e sperimentazione personale da parte dei docenti, prima che gli strumenti vengano portati in classe. L'istituto tecnico-professionale toscano ha dedicato anni alla formazione del corpo docente sull'IA come strumento professionale per la progettazione didattica, la produzione di materiali differenziati, la costruzione di griglie di valutazione personalizzate, prima di orientare l'attenzione sull'utilizzo con gli studenti. Questo approccio non è solo una cautela procedurale: è la condizione pratica perché il docente possa esercitare la propria autonomia professionale sullo strumento anziché subirlo.

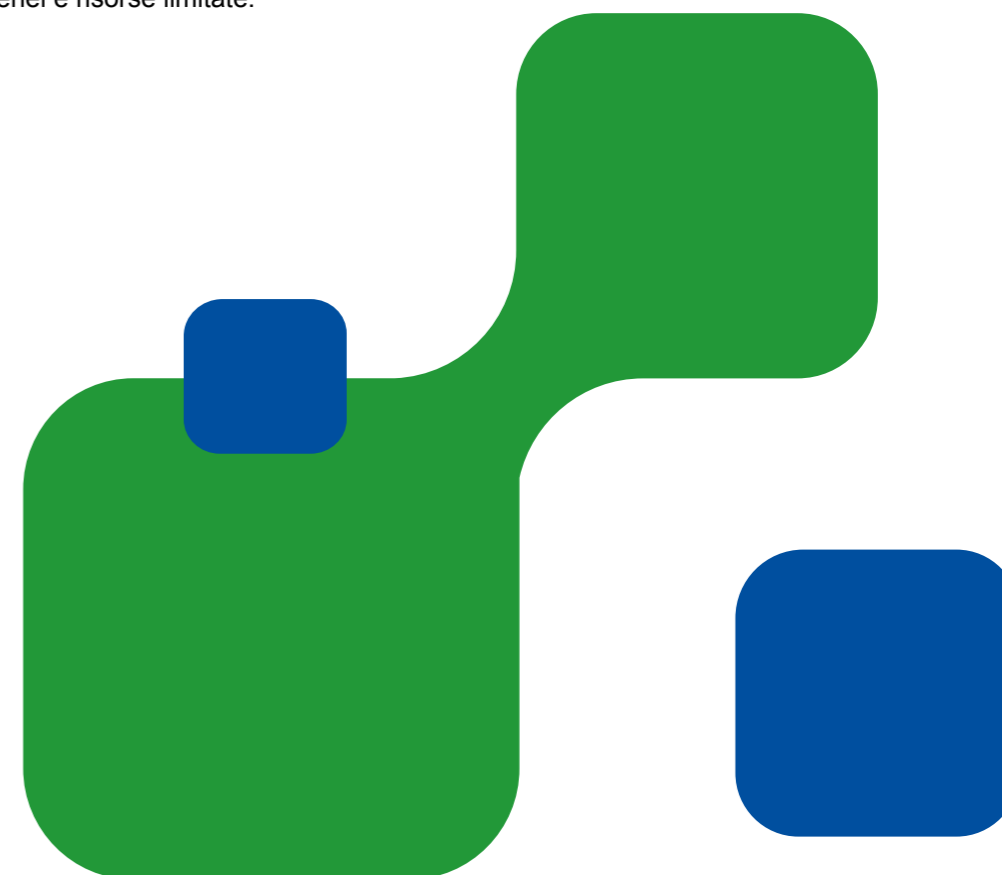
La seconda buona pratica è l'**integrazione curricolare**. Le sperimentazioni più solide documentate nel corpus sono quelle in cui l'IA è stata introdotta all'interno di un obiettivo disciplinare o di un progetto curricolare preesistente, anziché come attività aggiuntiva o dimostrazione tecnologica. Un'attività sulla creazione di un jingle pubblicitario in lingua francese, un Silent Book sull'Agenda 2030, la preparazione alle prove Cambridge di matematica in inglese: in tutti questi casi l'IA è lo strumento, non il fine. Questo allineamento tra finalità curricolare e strumento tecnologico è, secondo gli intervistati, la condizione che rende l'esperienza sostenibile nel tempo e trasferibile ad altri docenti.

La terza buona pratica è il **design del feedback come guida, non come risposta**. Le esperienze più efficaci descritte nel corpus condividono un principio comune: i sistemi di IA vengono configurati in modo da orientare il ragionamento degli studenti senza fornire la soluzione. La GEM disciplinare che interroga lo studente sull'esame di Stato *“non dandogli la risposta giusta quando sbagliano, ma facendocelo arrivare con suggerimenti”*, gli esercizi guidati che propongono risorse invece di correzioni, il docente che programma la GEM esplicitamente per dare *“una correzione gentile sempre”* e soprattutto un feed forward - indicare come migliorarsi, non solo segnalare l'errore - sono declinazioni pratiche dello stesso principio pedagogico: il feedback come catalizzatore del ragionamento, non come sostituto di esso.

La quarta buona pratica è la **formazione degli studenti prima dell'uso autonomo**. Diversi istituti hanno organizzato sessioni dedicate come bootcamp di una mattinata intera, moduli di educazione civica digitale, analisi del funzionamento dei modelli con Teachable Machine, per costruire negli studenti una

comprensione minima del funzionamento dell'IA prima di consentirne un uso esteso. *“Non possiamo lasciare i ragazzi da soli con questi strumenti e sperare che imparino a utilizzarli da soli”*, afferma un docente, identificando questa lacuna come il principale divario sistematico nelle politiche scolastiche attuali, che investono massicciamente nella formazione dei docenti e molto poco nella formazione degli studenti come utenti consapevoli.

La quinta buona pratica è l'**uso dell'IA per l'inclusione come punto di ingresso a bassa resistenza**. La generazione di prove equipollenti, la produzione di materiali a livelli di difficoltà differenziati, la creazione di percorsi personalizzati per studenti con BES sono le applicazioni che raccolgono il consenso più ampio tra i docenti e i dirigenti, indipendentemente dal loro livello di familiarità con l'IA. Questi casi d'uso hanno il vantaggio di essere immediatamente comprensibili nella loro utilità pedagogica, di ridurre significativamente il carico di lavoro del docente su attività a basso valore aggiunto, e di produrre benefici tangibili per gli studenti più fragili. Avviare l'integrazione dell'IA da questi casi d'uso, per poi estenderla progressivamente ad applicazioni più complesse, è la strategia che il corpus suggerisce come più sostenibile per contesti con corpi docenti eterogenei e risorse limitate.



Riferimenti bibliografici

FRAMEWORK

1. OECD. (2023). *Digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*. OECD Publishing.
2. OECD. (2023). *Digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*. OECD Publishing.
3. OECD. (2023). *Digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*. OECD Publishing.
4. U.S. Department of Education, Office of Educational Technology. (2023). *Artificial intelligence and the future of teaching and learning: Insights and recommendations*. U.S. Department of Education.
5. OECD. (2023). *Digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*. OECD Publishing.
6. U.S. Department of Education, Office of Educational Technology. (2023). *Artificial intelligence and the future of teaching and learning: Insights and recommendations*. U.S. Department of Education.
7. UNESCO Institute for Information Technologies in Education, Shanghai Open University & Huashi Education Group. (2022). *Analytical report on the technical and educational challenges, capacities and readiness of schools to use the potential of digital innovations and IA*. UNESCO IITE.
8. OECD. (2023). *Digital education outlook 2023: Towards an effective digital education ecosystem*. OECD Publishing.
9. UNESCO Institute for Information Technologies in Education, Shanghai Open University & Huashi Education Group. (2022). *Analytical report on the technical and educational challenges, capacities and readiness of schools to use the potential of digital innovations and IA*. UNESCO IITE.
10. U.S. Department of Education, Office of Educational Technology. (2023). *Artificial intelligence and the future of teaching and learning: Insights and recommendations*. U.S. Department of Education.

LITERATURE REVIEW

1. Jose, B., Kumar, M., Udayabanu, T., & Nagalakshmi, M. (2024). Assessing the effectiveness of adaptive learning systems in K-12 education. *International Journal of Advanced IT Research and Development*.
2. Liu, X., Guo, B., He, W., & Hu, X. (2025). Effects of generative artificial intelligence on K-12 and higher education students' learning outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Computing Research*, 63(5), 1249–1291. <https://doi.org/10.1177/07356331251329185>
3. Zhang, J., Jantakoon, T., & Laoha, R. (2025). Meta-analysis of artificial intelligence in education. *Higher Education Studies*, 15(2), 189–210.
4. Divanji, R. A., Bindman, S., Tung, A., Chen, K., Castaneda, L., & Scanlon, M. (2024). A bibliometric analysis of adaptive learning in K-12 education. *The Eastasouth Journal of Learning and Educations*.
5. Létourneau, A., Deslandes Martineau, M., Charland, P., Karran, J. A., Boasen, J., & Léger, P. M. (2025). A systematic review of IA-driven intelligent tutoring systems (ITS) in K-12 education. *npj Science of Learning*, 10, 29. <https://doi.org/10.1038/s41539-025-00320-7>
6. Kwak, M. (2025). The effectiveness of IA-driven tools in improving student learning outcomes compared to traditional methods. *Issues in Information Systems*, 26(4), 233–247. https://doi.org/10.48009/4_iis_2025_120
7. Katiyar, N., Awasthi, V. K., Pratap, R., Mishra, K., Shukla, N., Singh, R., & Tiwari, M. (2024). IA-driven personalized learning systems: Enhancing educational effectiveness. *Educational Administration: Theory and Practice*, 30(5), 11514–11524. <https://doi.org/10.53555/kuey.v30i5.4961>

8. Niemiec, C. P., & Ryan, R. M. (2009). Autonomy, competence, and relatedness in the classroom: Applying self-determination theory to educational practice. *Theory and Research in Education*, 7(2), 133–144. <https://doi.org/10.1177/1477878509104318>
9. Honicke, T., Broadbent, J., & Fuller-Tyszkiewicz, M. (2023). The self-efficacy and academic performance reciprocal relationship: The influence of task difficulty and baseline achievement on learner trajectory. *Higher Education Research & Development*, 42(8), 1936–1953. <https://doi.org/10.1080/07294360.2023.2197194>
10. Niemiec, C. P., & Ryan, R. M. (2009). Autonomy, competence, and relatedness in the classroom: Applying self-determination theory to educational practice. *Theory and Research in Education*, 7(2), 133–144. (uguale al n. 8 — versione PDF ospitata su selfdeterminationtheory.org)
11. McLeod, S. A. (n.d.). *Self-efficacy*. Simply Psychology. <https://www.simplypsychology.org/self-efficacy.html>
12. Alfarwan, A. (2025). Generative IA use in K-12 education: A systematic review. *Frontiers in Education*, 10, 1647573. <https://doi.org/10.3389/educ.2025.1647573>
13. Du, H., Sun, Y., Jiang, H., et al. (2024). Exploring the effects of IA literacy in teacher learning: An empirical study. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 559. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03101-6>
14. Swathi, K., Yuvatez, R., & Kovid, S. (n.d.). Enhancing trust in IA-powered learning: The role of explainable IA in the education field. *International Journal on Science and Technology (IJSTAT)*.
15. du Plooy, E., Casteleijn, D., & Franzsen, D. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*, 10(21), e39630. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630>
16. Claned. (n.d.). *The role of learner agency and autonomy*. Claned. <https://claned.com/the-role-of-learner-agency-and-autonomy/>
17. Samo, N. A., Shah, S. S., & Ramsha. (2025). The effect of IA-based learning tools on academic performance of secondary school students: A quantitative study from Shaheed Benazirabad. *Journal of Political Stability Archive*.
18. Chernikova, O., Sommerhoff, D., Stadler, M., Holzberger, D., Nickl, M., Seidel, T., Kasneci, E., Küchemann, S., Kuhn, J., Fischer, F., & Heitzmann, N. (2025). Personalization through adaptivity or adaptability? A meta-analysis on simulation-based learning in higher education. *Educational Research Review*, 46, 100662.
19. Bayly-Castaneda, K., Ramirez-Montoya, M.-S., & Morita-Alexander, A. (2024). Crafting personalized learning paths with IA for lifelong learning: A systematic literature review. *Frontiers in Education*, 9, 1424386. <https://doi.org/10.3389/educ.2024.1424386>
20. Brite Minds. (n.d.). *Understanding different learning styles and how to adapt*. Brite Minds. <https://brite minds.com/understanding-different-learning-styles-and-how-to-adapt/>
21. Yotta, E. G. (2023). Accommodating students' learning styles differences in English language classroom. *Heliyon*, 9(6), e17497. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17497>
- 22/23. School IA. (2025). *How IA is changing student motivation and engagement in classrooms*. School IA Blog. <https://schoolai.com/blog/ai-changing-student-motivation-engagement-classrooms>
24. Zerkouk, M., Mihoubi, M., & Chikhaoui, B. (2025). *A comprehensive review of IA-based intelligent tutoring systems: Applications and challenges*. arXiv preprint.
25. Gowrie NSW. (2025). *Vygotsky's theory*. Gowrie NSW. <https://www.gowriensw.com.au/thought-leadership/vygotsky-theory>
26. McLeod, S. A. (2024). *Lev Vygotsky*. Simply Psychology. <https://www.simplypsychology.org/vygotsky.html>
27. Park University. (2025). *IA in education: The rise of intelligent tutoring systems*. Park University Blog. <https://www.park.edu/blog/ai-in-education-the-rise-of-intelligent-tutoring-systems/>
28. Ngamwilaidee, P. (2024). *How IA can improve student engagement and motivation*. LinkedIn Pulse. <https://www.linkedin.com/pulse/how-ai-can-improve-student-engagement-motivation-ngamwilaidee-tjfc>

29. Qadir, H. M., Khan, R. A., Rasool, M., et al. (2025). An adaptive feedback system for the improvement of learners. *Scientific Reports*, *15*, 17242. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-01429-w>
30. Liu, H.-L., Wang, T.-H., Lin, H.-C. K., Lai, C.-F., & Huang, Y.-M. (2022). The influence of affective feedback adaptive learning system on learning engagement and self-directed learning. *Frontiers in Psychology*, *13*, 858411. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.858411>
31. Council for Aid to Education (CAE). (2026). *Formative assessment*. CAE. <https://cae.org/solutions-new/formative-assessment/>
32. Upthink. (2026). *How to implement formative assessments for real-time feedback in the classroom*. Upthink Blog. <https://upthink.com/blog/how-to-implement-formative-assessments-for-real-time-feedback-in-the-classroom/>
33. BlueGen IA. (2026). *How does data bias affect machine learning model performance?* BlueGen IA. <https://bluegen.ai/how-does-data-bias-affect-machine-learning-model-performance/>
34. Yin, Z., Zhang, W., Chinta, S. V., Wang, Z., & Gonzalez, M. (2025). FairAIED: Navigating fairness, bias, and ethics in educational IA applications. arXiv preprint arXiv:2407.18745v2.
35. Boateng, O., & Boateng, B. (2025). Algorithmic bias in educational systems: Examining the impact of IA-driven decision making in modern education. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, *25*(1), 2012–2017.
36. Baker, R. S. (2023). *Algorithmic bias in education and steps towards fairness*. University of Pennsylvania.
37. Kizilcec, R. (2022). *Fairness in IA*. [PDF]. <https://rene.kizilcec.com/wp-content/uploads/2023/06/kizilcec2022fairness.pdf>
38. EBSCO. (2026). *Intelligent tutoring systems*. EBSCO Research Starters. <https://www.ebsco.com/research-starters/education/intelligent-tutoring-systems>
39. Wang, et al. (2019). *Competence and autonomy*. [PDF]. https://selfdeterminationtheory.org/wp-content/uploads/2021/02/2019_WangEtAl_CompetenceAutonomy.pdf
40. Usher, E. L., & Pajares, F. (2006). *Sources of academic and self-regulatory efficacy beliefs of entering middle school students*. *Contemporary Educational Psychology*, *31*(2), 125–141.
41. Basileo, L. D., Otto, B., Lyons, M., Vannini, N., & Toth, M. D. (2024). *The role of self-efficacy, motivation, and perceived support of students' basic psychological needs in academic achievement*. *Frontiers in Education*, *9*. <https://doi.org/10.3389/educ.2024.1385442>
42. Alrawashdeh, G. S., Fyffe, S., Azevedo, R. F. L., & Castillo, N. M. (2024). *Exploring the impact of personalized and adaptive learning technologies on reading literacy: A global meta-analysis*. *Educational Research Review*, *42*, 100587.
43. Kashihara, A. et al. (Eds.) (2024). *Proceedings of the 32nd International Conference on Computers in Education*. Asia-Pacific Society for Computers in Education
44. UCSD. (2025). *Multimedia learning best practices*. University of California San Diego. <https://multimedia.ucsd.edu/best-practices/multimedia-learning.html>
45. SFASU. (2026). *Cognitive load*. Stephen F. Austin State University CTL. <https://www.sfasu.edu/ctl/resources/learning-design/cognitive-load>
46. Sun, Y., & Zheng, Z. (2025). *Optimising multimedia learning materials based on cognitive load and collaborative CAD*. *Computer-Aided Design & Applications*, *22*(S5), 192–204. <https://doi.org/10.14733/cadaps.2025.S5.192-204>
47. Linnenbrink-Garcia, L., Patall, E. A., & Messersmith, E. E. (2012). *Antecedents and consequences of situational interest*. *British Journal of Educational Psychology*, *83*(4), 591–614. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.2012.02080.x>
48. Guo, Z., & Fryer, L. K. (2024). *What really elicits learners' situational interest in learning activities: A scoping review of six most commonly researched types of situational interest sources in educational settings*. *Current Psychology*, *44*, 587–601. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-07176-x>

49. Seifert, K., & Sutton, R. (n.d.). *Educational psychology*. The Saylor Foundation. <https://courses.lumenlearning.com/educationalpsychology>
50. Guo, J., & An, F. (2025). *Exploring the categories of students' interest and their relationships with deep learning in technology-supported environments*. *Scientific Reports*, *15*, 10370. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10370-x>
51. Alghabban, W. G., & Hendley, R. (2022). *Perceived level of usability as an evaluation metric in adaptive e-learning: A case study with dyslexic children*. *SN Computer Science*, *3*(3), 238. <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01138-5>
52. McLeod, S. A. (n.d.). *Zone of proximal development*. Simply Psychology. <https://www.simplypsychology.org/zone-of-proximal-development.html>
53. European Digital Education Hub's squad on explainable IA in education. (2025). *Explainable IA in education: Fostering human oversight and shared responsibility*.
54. Sunny, A. D. (2025). *Trust in transparency: How explainable IA shapes user perceptions*. arXiv preprint arXiv:2510.04968v1. <https://arxiv.org/abs/2510.04968>
55. Oreški, P. (2021). *Prospective Teachers' attitudes Towards Educational Robots In Primary Education*. In *Iceri2021 Proceedings* (Pp. 2322-2331). IATED.
56. Xia, Q., Li, W., Yang, Y., Weng, X., & Chiu, T. K. F. (2025). A systematic review and meta-analysis of the effectiveness of generative artificial intelligence (GenAI) on students' motivation and engagement. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *9*, 100455.
57. Ajani, O. A. (2024). The role of educational technology in enhancing professional development and teaching competence among secondary school teachers. *International Journal of Development and Sustainability*, *13*(7), 588–606.
58. Divanji, R. A., Bindman, S., Hoffman, M., & Casteneda, L. (2025). *The impacts of adaptive learning technologies on K-12 teachers' sense of autonomy, competence, and relatedness with their students*. In *Proceedings of the 24th Interaction Design and Children (IDC '25)* (pp. 255–275). <https://doi.org/10.1145/3713043.3727062>
59. EU JAMRAI. (2026). *Intelligent tutoring systems*. EU JAMRAI. <https://eu-jamrai.eu/intelligent-tutoring-systems/>
60. SPH. (2026). *Types of learning styles*. SPH. <https://sph.edu/blogs/types-of-learning-styles/>
61. Athabasca University. (2026). *Individual differences, learning styles and CELL*. In *Cell (Computer-enhanced language learning)*. <https://www.athabascau.ca>
62. SMU Learning Sciences. (2026). *Designing adaptive learning technologies*. Southern Methodist University. <https://learningsciences.smu.edu/blog/designing-adaptive-learning-technologies>
63. Can, V. D., & Nguyen, V. H. (2025). The relationship between perceived usability and perceived credibility of Middle school teachers in using IA chatbots. *Cogent Education*, *12*(1). <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2473851>
64. Oprean, D., & Balakrishnan, B. (2026). *From engagement to user experience: A theoretical perspective towards immersive learning*. In *Models and design frameworks for LX*.
65. PD by Mien. (2025). *Learner autonomy in education*. <https://pdbymien.com/learner-autonomy-in-education/>
66. Ma, N., & Zhong, Z. (2025). A meta-analysis of the impact of generative artificial intelligence on learning outcomes. *Journal of Computer Assisted Learning*. <https://doi.org/10.1111/jcal.70000>
67. Learnlife. (2025). *Learner autonomy*. Learnlife. <https://www.learnlife.com/hubfs/Learner%20Autonomy.pdf>
68. Ultralytics. (2025). *Dataset bias*. *Ultralytics Glossary*. <https://www.ultralytics.com/glossary/dataset-bias>
69. EdCafe IA. (2026). *Intelligent tutoring systems*. *EdCafe IA Blog*. <https://www.edcafe.ai/blog/intelligent-tutoring-systems>

70. du Plooy, E., Casteleijn, D., & Franzsen, D. (2024). Personalized adaptive learning in higher education: A scoping review of key characteristics and impact on academic performance and engagement. *Heliyon*, 10(21), e39630. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39630> (uguale al n. 15)
71. The Case HQ. (2025). *The rise of intelligent tutoring systems: A new era in education*. The Case HQ. <https://thecasehq.com/the-rise-of-intelligent-tutoring-systems-a-new-era-in-education/>
72. Adaptemy. (2025). *How to evaluate adaptive learning systems: The metrics that matter*. Adaptemy. <https://www.adaptemy.com/how-to-evaluate-adaptive-learning-systems-the-metrics-that-matter/>
73. Lee, D., & Kwon, H. (2024). *Meta-analysis on effects of artificial intelligence education in K-12 South Korean classrooms*. *Education and Information Technologies*, 29(17).
74. Guay, F. (2022). *Applying self-determination theory to education: Regulation types, psychological needs, and autonomy-supporting behaviors*. *Canadian Journal of School Psychology*, 37(1), 75–92. <https://doi.org/10.1177/08295735211055355>
75. Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). *Cognitive load theory and instructional design: Recent developments*. *Educational Psychologist*, 38(1), 1–4. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_1
76. Davis, W. S. (2022). *Autonomy, competence, relatedness, and beneficence: Exploring the interdependence of basic needs satisfaction in postsecondary world language education*. *Journal for the Psychology of Language Learning*, 4(1), e415422. <https://doi.org/10.52598/jpll/4/1/2>
77. Mutlu-Bayraktar, D., Cosgun, V., & Altan, T. (2019). *Cognitive load in multimedia learning environments: A systematic review*. *Computers & Education*, 141, 103618. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103618>
78. Pajares, F. (2003). Self-efficacy beliefs, motivation, and achievement in writing: A review of the literature. *Reading & Writing Quarterly*, 19(2), 139–158.
79. Cherry, K. (2025). *What is self-determination theory?* Verywell Mind. <https://www.verywellmind.com/what-is-self-determination-theory-2795387>
80. Mayer, R. E., & Moreno, R. (2003). *Nine ways to reduce cognitive load in multimedia learning*. *Educational Psychologist*, 38(1), 43–52. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_6
81. Artino, A. R., Jr. (2012). *Academic self-efficacy: From educational theory to instructional practice*. *Perspectives on Medical Education*, 1(2), 76–85. <https://doi.org/10.1007/s40037-012-0012-5>
82. University of Rochester Medical Center. (2025). *Self-determination theory*. URM. <https://www.urmc.rochester.edu/community-health/patient-care/self-determination-theory>
83. NC State University DELTA. (2025) *Applying cognitive load theory to multimedia in your class*. NC State University. <https://teaching-resources.delta.ncsu.edu/applying-cognitive-load-theory-to-multimedia-in-your-class/>
84. Patil, Dimple, *Explainable Artificial Intelligence (XAI): Enhancing Transparency And Trust In Machine Learning Models* (November 12, 2024). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5057400> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5057400>
85. Liu, Q., Chou, J., & Feng, H. (2025). Effect of teachers' self-efficacy with generative IA and reflection on students' second language achievement. *Computer Assisted Language Learning*. <https://doi.org/10.1080/09588221.2025.2498095>

CASI

1. Ministero dell'Istruzione e del Merito (MIM), *IA, al via la sperimentazione nelle scuole*: <https://www.mim.gov.it/web/guest/-/intelligenza-artificiale-al-via-la-sperimentazione-nelle-scuole>
2. IMPARAI Sito istituzionale del progetto: <https://imparai.notion.site/Attivit-Didattiche-1a6bf397eb1580d492b1f26796babb6e>
3. Euronews Next *Italy pilots AI in schools, looking to boost tech-based learning* (26 settembre 2024): <https://www.euronews.com/next/2024/09/26/italy-pilots-ai-in-schools-looking-to-boost-tech-based-learning>
4. Euronews (it.) *IA per migliorare la didattica: il progetto pilota in 15 scuole italiane* (25 settembre 2024): <https://it.euronews.com/next/2024/09/25/intelligenza-artificiale-per-migliorare-la-didattica-il-progetto-pilota-in-15-scuole-itali>
5. Studentville *IA: parte la sperimentazione in 15 scuole italiane*: <https://www.studentville.it/intelligenza-artificiale-parte-la-sperimentazione-in-15-scuole-italiane/>
6. Trovato, D. (2025) *Sperimentazione dell'IA nelle scuole: primi esiti, interrogativi e prospettive*. *Scuola7*, n. 458, 13 dicembre 2025: <https://www.scuola7.it/2025/458/sperimentazione-dellia-nelle-scuole/>
7. Bloom, B.S. (1984) The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring. *Educational Researcher*, 13(6), 4–16.
8. Oak National Academy / Education Endowment Foundation - *Aila Teacher Choices Trial* (2025): <https://educationendowmentfoundation.org.uk/projects-and-evaluation/projects/aila-teacher-choices-trial>
9. GOV.UK - *New support for teachers powered by Artificial Intelligence* (30 ottobre 2023): <https://www.gov.uk/government/news/new-support-for-teachers-powered-by-artificial-intelligence>
10. GOV.UK - *Algorithmic Transparency Record: Oak National Academy Aila* (2024): <https://www.gov.uk/algorithmic-transparency-records/oak-national-academy-aila-oaks-ai-lesson-assistant>
11. Schools Week - *Meet Aila, Oak Academy's new AI Assistant* (5 settembre 2024): <https://schoolsweek.co.uk/meet-aila-oak-academy-new-ai-assistant-2/>
12. New America - *How Oak National Academy Is Transforming Classrooms with IA and OER*: <https://www.newamerica.org/education-policy/edcentral/how-oak-national-academy-is-transforming-classrooms-with-ai-and-oer/>
13. DigitalDefynd - *Use of IA in Schools: 25 Case Studies* (2025–2026): <https://digitaldefynd.com/IQ/ai-in-schools-case-studies/> [Canterbury High School – Case Study 11; Oak National Academy – Case Study 6]
14. Alpha School - Sito istituzionale: <https://alpha.school/>
15. FOX 7 Austin - *Alpha School uses IA to teach students academics for just two hours a day* (22 settembre 2024): <https://www.fox7austin.com/news/alpha-school-two-hour-learning-ai-tutor-austin-texas>
16. CBS News - *Inside the \$40,000 a year school where IA shapes every lesson, without teachers* (ottobre 2025): <https://www.cbsnews.com/news/alpha-school-artificial-intelligence/>
17. Peter Greene, 2025. *Texas Businesswoman Wants to Open IA-Driven, Teacherless Cyber Charter School in Pennsylvania*, <https://web.archive.org/web/20250214154549/https://buckscountybeacon.com/2025/01/texas-businesswoman-wants-to-open-ai-driven-teacherless-cyber-charter-school-in-pennsylvania/>
18. SchoolGPT - Sito istituzionale: <https://schoolgpt.co.uk/>
19. Anders I. Mørch1,* , Sten Ludvigsen1 and Øystein Gilje, 2025. *Teachers as End-User Developers: Two Case Studies of Adapting Language Models for Education* CEUR Workshop Proceedings (Vol. 3978): <https://ceur-ws.org/Vol-3978/short-s2-07.pdf>
20. SquirrelIA Learning / Yixue Group - Sito istituzionale: <https://squirrelai.us/>

21. IA Hola SquirrelAI Claims Guinness Record for Largest IA vs Human Teaching Experiment (29 dicembre 2025): <https://aihola.com/article/squirrel-ai-guinness-teaching-experiment>
22. HUNDRED.org SquirrelAI Learning: innovation profile: <https://hundred.org/en/innovations/squirrel-ai-learning>
23. Wang, Y. et al. (2020) Optimizing Learning in Online Environments: SquirrelAI Adaptive Learning System. Published in *Interactive Learning Environments* (SRI International, in collaborazione con Yixue Group).
24. Alexandra Ahtiainen, 2025. *Transforming Nordic classrooms through responsible IA partnerships*: <https://blog.google/around-the-globe/google-europe/transforming-nordic-classrooms-through-responsible-ai-partnerships/>
25. Anna Desmarais, 2025. *Finland's war on fake news starts in schools. IA could make that a lot harder*: <https://www.euronews.com/next/2025/08/19/finlands-war-on-fake-news-starts-in-schools-ai-could-make-that-a-lot-harder>
26. GOV.UK - *AI in schools and further education: insights from early adopters* (giugno 2025): <https://www.gov.uk/government/publications/ai-in-schools-and-further-education-findings-from-early-adopters/>
27. Velandar, J. et al. (2024) - Artificial Intelligence in K-12 Education: eliciting and reflecting on Swedish teachers' understanding of IA. *Education and Information Technologies*, 29, 4085–4105. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11990-4>
28. Ropek, L. / Austin Scholar Substack - *The science behind Alpha's amazing results* (13 luglio 2025): <https://austinscholar.substack.com/p/austin-scholar-173-the-science-behind>

6

Il Modello GENIALE: una teoria evidence-based dell'Augmented Learning



Le evidenze convergenti dei diversi filoni di ricerca suggeriscono l'affermarsi di un nuovo paradigma — l'Augmented Learning — che si distingue dalle narrative precedenti per una specificità fondamentale: l'IA non è un potenziatore universale dell'apprendimento, ma un amplificatore contingente, il cui valore emerge o svanisce in funzione della complessità del compito, del profilo dell'utente e del design dell'interazione.

Augmented Learning non significa apprendimento assistito dall'IA. Significa sviluppare la capacità umana di pensare con e contro i sistemi intelligenti: sapere quando affidarsi all'IA, quando resistere alla delega, e come preservare l'autonomia cognitiva nei contesti in cui essa genera il valore maggiore.

Questo paradigma implica la progettazione di modelli formativi capaci di integrare IA literacy, collaborazione uomo-macchina e competenze etiche e riflessive, rafforzando al contempo giudizio umano, autonomia e responsabilità. Le tre competenze chiave sono:

- **IA literacy:** capacità di comprendere i meccanismi di funzionamento, i limiti e le implicazioni etiche dei sistemi algoritmici.
- **Human-IA collaboration:** capacità di progettare e gestire interazioni efficaci con sistemi intelligenti, distinguendo quando il supporto aggiunge valore e quando lo sottrae.
- **Competenze etiche e riflessive:** capacità di interpretare criticamente le implicazioni delle decisioni automatizzate e di governarne l'impatto organizzativo e sociale.

L'obiettivo non è sostituire l'apprendimento umano, ma potenziarlo costruendo ambienti educativi in cui tecnologia e capacità umane operino in modo complementare e non sostitutivo. Il profilo dei Converter Razionali — emerso dall'analisi cluster dell'esperimento — rappresenta la versione osservata di questo paradigma in azione.

Le evidenze empiriche raccolte dal progetto EDUNext suggeriscono che il valore dell'intelligenza artificiale nei processi di apprendimento non sia universale né

automatico. L'efficacia dell'IA emerge in modo contingente, variando in funzione della complessità del compito, del grado di autonomia del discente e del design dell'interazione.

Per interpretare questi risultati, la ricerca propone il **Modello GENIALE:**

G.E.N.I.A.L.E. **Generative Ecosystems for New Intelligent Augmented Learning Education**

Il modello descrive i sistemi educativi capaci di integrare l'AI senza impoverire il capitale cognitivo umano.

I sei principi del modello:

G – Generative

L'AI deve generare nuove capacità umane, non solo automatizzare compiti.

E – Engagement

Nei task semplici, l'eccesso di delega riduce coinvolgimento e apprendimento profondo.

N – Need-based use

L'AI genera valore soprattutto quando il compito richiede supporto reale.

I – Intelligence integration

Il vantaggio nasce dall'integrazione tra giudizio umano e capacità computazionale.

A – Autonomy

La finalità educativa resta preservare autonomia cognitiva e decisionale.

L – Learning design

Il design pedagogico conta più della semplice disponibilità tecnologica.

E – Ethics

Ogni integrazione richiede trasparenza, responsabilità e inclusione.

Looking 4ward: implicazioni e prospettive

Per le imprese

I dati suggeriscono tre priorità operative. La prima è distinguere tra adozione dell'IA e sviluppo delle competenze: i due processi non si implicano automaticamente — il 44% delle imprese adottanti non investe in formazione strutturata. La seconda è progettare il supporto IA in modo contingente alla complessità del task, evitando implementazioni indiscriminate che possono ridurre l'apprendimento e l'autonomia decisionale. La terza è misurare: solo il 28% delle imprese misura i risultati della formazione, e di queste solo il 12% ritiene di farlo in modo efficace.

Per il sistema educativo e formativo

Le evidenze sperimentali suggeriscono che introdurre l'IA nei percorsi di apprendimento senza un design pedagogico consapevole rischia di produrre effetti contrari agli obiettivi dichiarati. I modelli formativi efficaci nell'era dell'IA sono quelli che alternano deliberatamente momenti di autonomia cognitiva a momenti di supporto tecnologico, in funzione della complessità e degli obiettivi di apprendimento. La pedagogia deve precedere la tecnologia, non seguirla.

Per policy maker e istituzioni

La cluster analysis rivela che quasi la metà delle imprese italiane (Cluster 3) si trova in una condizione di 'preparazione formale senza esecuzione sostanziale'. Politiche uniformi di promozione dell'IA rischiano di consolidare questa distanza. Servono strumenti differenziati per cluster: attivazione per chi è ancora fermo, consolidamento per chi ha già avviato percorsi operativi, e sostegno all'accesso per le imprese più piccole che — come mostrano i dati — possono essere più dinamiche di quelle grandi nella transizione operativa.

Verso un nuovo patto education-industry-società

Il futuro dell'education nell'era dell'IA dipende dalla capacità di costruire un ecosistema di collaborazione tra imprese, sistemi formativi e istituzioni, capace di sviluppare competenze tecniche, cognitive ed etiche che consentano di integrare l'intelligenza artificiale in

modo critico, selettivo e consapevole. Le evidenze di questo progetto offrono le basi empiriche per orientare questa costruzione.



