

**CONTRIBUTO TEORICO**

# GenAI Literacy: Rottura Epistemologica o Continuità Trasformativa?

## GenAI Literacy: epistemological break or transformative continuity?

Andrea Laudadio, TIM SpA.

### ABSTRACT ITALIANO

L'esplosione di pubblicazioni sulla Generative AI Literacy (GenAIL) tra 2023 e 2024 solleva una questione fondamentale: si tratta di un costrutto genuinamente nuovo o di un'evoluzione dell'AI Literacy (AIL) classica? Questo articolo propone un'analisi storica stratificata in tre fasi: archeologia dell'AIL (pre-2016), sviluppo e diffusione (2016-2022) e svolta generativa (post-2022). L'analisi comparativa dei framework rivela una risposta dialettica: discontinuità operativa all'interno di continuità epistemologica. Cinque dimensioni persistono (comprensione tecnica, utilizzo pratico, valutazione critica, consapevolezza etica, dimensione contestuale), mentre tre emergono come radicalmente nuove: prompt engineering, metacognizione collaborativa e creatività aumentata. La GenAIL rappresenta una riconfigurazione integrativa che conserva nuclei fondamentali dell'AIL, trasformandoli attraverso nuove modalità di interazione con sistemi generativi conversazionali.

### ENGLISH ABSTRACT

The proliferation of Generative AI Literacy (GenAIL) publications between 2023 and 2024 raises a fundamental question: does it constitute a genuinely novel construct or an evolution of AI Literacy (AIL)? This article proposes a historical analysis stratified into three phases: AIL archaeology (pre-2016), development and diffusion (2016-2022), and generative turn (post-2022). Comparative framework analysis reveals a dialectical answer: operational discontinuity within epistemological continuity. Five dimensions persist: technical understanding, practical use, critical evaluation, ethical awareness, and contextual dimension. Three emerge as radically novel: prompt engineering, collaborative metacognition, and augmented creativity. GenAIL represents an integrative reconfiguration preserving AIL's fundamental cores while transforming them through new interaction modes with conversational generative systems.

### Introduzione

Tra il 2023 e il 2024 si è assistito a un'esplosione di pubblicazioni contenenti "GenAI literacy" o "Generative AI literacy" (GenAIL), inesistenti fino al 2022. Ma questa proliferazione riflette davvero l'emergere di un nuovo costrutto?

La letteratura recente evidenzia una tensione significativa. Da un lato, lavori di sintesi come la revisione sistematica di Almatrafi *et al.* (2024) consolidano i costrutti fondamentali dell'AI Literacy (AIL) generale, analizzando il periodo 2019-2023 e sintetizzando l'AIL attorno a sei costrutti chiave: Riconoscere, Conoscere e Capire, Usare e Applicare, Valutare, Creare e Navigare Eticamente. Dall'altro lato, nello stesso anno, Annapureddy *et al.* (2024) sostengono che questa visione generale non sia più sufficiente.

Essi argomentano a favore dell'emergere di un costrutto distinto, la GenAIL, reso necessario dal fatto che "la recente esplosione dell'IA generativa [...] ha creato la necessità di un insieme più definito di abilità, capacità e conoscenze, specifiche per l'ambito e le applicazioni dell'IA generativa" (Annapureddy *et al.*, 2024, p. 2). Secondo questi autori, i framework di AIL esistenti sono "piuttosto generici, non riuscendo ad affrontare le specificità degli strumenti di IA generativa" (*ibidem*, p. 7) e non riescono a "differenziare tra modelli generativi e predittivi" (*ibidem*, p. 5).

L'ironia epistemologica è profonda: i framework di AIL ci hanno preparato a comprendere l'intelligenza artificiale proprio quando l'AI ha smesso di essere comprensibile. I Large Language Models sono "stochastic parrots" (Bender *et al.*, 2021) che producono output la cui logica interna sfugge persino ai loro creatori (Burrell, 2016). La competenza richiesta si è spostata dall'epistemologia alla prassi: non più *"come funziona"* ma *"come interagisco efficacemente con l'opacità"*, sviluppando nuove pratiche decisionali basate sull'interazione piuttosto che sulla spiegazione (Amling & Pöppel, 2023). Questo riflette la natura stessa dei sistemi a "scatola nera", definiti "esclusivamente in termini di input e output. Non è necessario capire nulla di ciò che accade all'interno" (UNESCO, 2024, para. 5). Come ha sostenuto Pasquale (2015), quando gli algoritmi diventano opachi e segreti, la nostra capacità di agire si sposta dalla comprensione del meccanismo alla regolamentazione dei suoi effetti. Non si tratta più di comprendere il modello, ma di gestire l'output. Alcuni studiosi propongono la necessità di sviluppare una "Competenza Interazionale Critica" (*Critical Interactional Competence*), focalizzata sul "processo di interazione" e sulla capacità umana di "navigare le supposizioni e i bias presenti nelle risposte" (Dai, Zhu & Chen, 2025).

Questo spostamento richiama la distinzione deweyana tra *learning about* e *learning through*: l'AIL classica enfatizzava l'apprendimento sull'AI, la GenAIL richiede un apprendimento attraverso la collaborazione con sistemi generativi. È un passaggio dalla competenza dichiarativa alla competenza procedurale situata.

Recentemente, con una prospettiva di ricerca diversa, Liu e Shen (2025) tracciano l'evoluzione dell'interazione uomo-macchina nelle organizzazioni, identificando tre fasi distinte tra loro (attraverso un'analisi bibliometrica condotta su 305 pubblicazioni dal Web of Science dal 1970 al 2024):

*Fase 1 - Prima del 2020 - Collaborazione pratica Uomo-Macchina (Industry 4.0).* La quarta rivoluzione industriale trasferisce parzialmente il potere decisionale dagli esseri umani ai computer, realizzando automazione e ottimizzazione dei processi decisionali attraverso tecnologie emergenti.

*Fase 2 - Dal 2020 al 2021 - Intelligentizzazione e Automazione dell'AI (Industry 5.0).* La seconda fase si colloca nell'ambito della quinta rivoluzione industriale, concentrandosi sull'armonizzazione della collaborazione uomo-macchina e ponendo il benessere di molteplici stakeholder (società, azienda, dipendenti, clienti) al centro dell'attenzione. Manca una discussione completa su come l'AI possa riconfigurare routine lavorative, flussi di lavoro e competenze pratiche, oltre a come i lavoratori percepiscano e reagiscano a questi cambiamenti.

*Fase 3 - Dal 2022 ad oggi - Intelligenza Artificiale Generativa.* La terza fase rappresenta l'emergere dell'intelligenza artificiale generativa (GenAI), con ChatGPT come esempio applicativo. La data del 30 novembre 2022 segna un momento spartiacque.

Questa distinzione, a mio avviso, non si presta per descrivere l'evoluzione e trasformazione del concetto di AIL. La mia proposta è di analizzare i tre "punti di gomito" della curva di diffusione delle pubblicazioni su AIL, per analizzare l'evoluzione del costrutto, le sue definizioni, prossimità e differenze con la GenAIL. Nel tentativo di fare chiarezza, nel primo e secondo paragrafo analizzo le posizioni seminali rispetto all'AIL, fornendo una panoramica dei primi utilizzi terminologici e definitori.

*Fase 1 - Prima del 2016 - Archeologia dell'AI Literacy.* Riferimenti pionieristici presenti in letteratura al tema dell'AIL, prima che questa fosse definita in modo univoco.

*Fase 2 - dal 2016 al 2022 - Sviluppo e diffusione dell'AIL.* Dai primi tentativi definitori di ambito o di contenuto dell'AIL al lancio di ChatGPT. Un numero crescente di contributi tende a identificare, definire e strutturare l'AIL.

*Fase 3 - dal 2022 ad oggi - La Svolta Generativa.* Il lancio di ChatGPT non introduce semplicemente un nuovo strumento tecnologico, ma inaugura quella che Bozkurt (2023) definisce una vera "*inevitable paradigm shift*" nella letteratura relativa all'AIL e apre una stagione di accesso (quasi) senza barriere ai potenti applicazioni di IA (Bick *et al.*, 2024). La rapida adozione di ChatGPT non ha precedenti. Ha raggiunto 100 milioni di utenti attivi mensili nel gennaio 2023, appena due mesi dopo il suo lancio, diventando l'applicazione consumer con la crescita più rapida della storia (Dwivedi *et al.*, 2023, p. 10).

## Fase 1 - Archeologia dell'AI Literacy

Il termine AIL viene utilizzato per la prima volta da Philip E. Agre, con un riferimento alle competenze professionali relative all'AI, nel 1982, erroneamente attribuito - anche recentemente da alcuni autori cinesi, come ad esempio: Ning *et al.* (2025) o Zhong & Liu (2025) - all'anno 1972.

Il testo è essenzialmente un *working paper*, una guida bibliografica commentata per principianti nel campo dell'intelligenza artificiale. Agre lo definisce esplicitamente come "parziale" (*biased*), ammettendo che riflette i suoi interessi personali e un forte orientamento verso le prospettive e le idee sviluppate al MIT. Nel 1982, Agre era uno studente di dottorato al MIT AI Lab. Il documento riflette lo stato dell'arte dell'intelligenza artificiale con interessanti e arguti consigli di lettura. Il testo di Agre del 1982 viene citato (desJardins, 2008) come esempio di una guida di lettura utile per chi è all'inizio degli studi in un nuovo campo di ricerca, in particolare l'Intelligenza Artificiale (AI). Il termine "AI literacy" utilizzato nel titolo ha un significato diverso da quello che il termine ha acquisito negli ultimi anni. All'epoca, si riferiva alla competenza professionale dei ricercatori di IA: la conoscenza della letteratura fondamentale, delle tecniche principali e dei dibattiti centrali nel campo. Non si trattava ancora del concetto moderno di AIL come competenza generale per i cittadini nel comprendere e interagire criticamente con i sistemi di intelligenza artificiale, concetto che emergerà solo alcuni decenni dopo.

Nel 1989, William C. Hill presenta su "AI Magazine" uno dei primi contributi sistematici sul concetto di AIL, ponendo al centro una questione ancora oggi radicale: l'intelligenza artificiale non riguarda la costruzione di intelligenze artificiali, ma l'istituzione di nuovi mezzi rappresentazionali basati sulla computazione. Hill articola la questione rappresentazionale dell'AI attraverso cinque osservazioni generali sui media rappresentazionali:

*Prima osservazione:* i poteri e gli usi dei nuovi media rappresentazionali vengono inizialmente misconosciuti in termini di media più vecchi e familiari. Il termine "intelligenza artificiale" funziona come una "*pristechnolocution*": espressioni come "carrozza senza cavalli" o "scrittura artificiale" che descrivono tecnologie nuove usando categorie obsolete. Questa etichetta dirige l'attenzione verso somiglianze superficiali con l'intelligenza umana, distogliendo dalla sostanza tecnica reale: la creazione di nuovi mezzi per rappresentare la conoscenza. L'etichetta "intelligenza artificiale" invita a pensare alla nuova tecnologia in termini familiari inadeguati al compito, sollevando questioni feroci dalla filosofia della mente che, per quanto profonde, possono fare poco per chiarire i poteri e i limiti propri della tecnologia rappresentazionale emergente basata sulla computazione.

*Seconda osservazione:* tutti i media rappresentazionali rendono alcuni compiti rappresentazionali facili e altri difficili. Hill illustra questo principio attraverso l'esempio delle clausole di Horn nel tentativo di formalizzare il British Nationality Act del 1981. Le clausole di Horn rendevano facile esprimere certe parti dell'atto ma non riuscivano a gestire conclusioni negative, condizioni classicamente negate, condizionali controfattuali, conclusioni non-monotoniche e giudizio.

*Terza osservazione:* tutti i media rappresentazionali stabiliscono due caratteri di esperienza, uno per gli osservatori e uno per i lavoratori nel medium. Hill prevede che la competenza nell'esperire artefatti AI evolverà per accomodare inconsistenze nelle immagini di sistema degli artefatti, senza assumere che l'esperienza risultante debba essere un insieme coerente, similmente a come sospendiamo l'incredulità nella letteratura di finzione.

*Quarta osservazione:* tutti i media rappresentazionali comunicano le visioni e i valori dei loro utenti, sebbene imperfettamente, con modalità specifiche e regolari di imperfezione. Le computazioni dimostrano condizioni mal specificate. Passare a un diverso modello di computazione evita un'imperfezione acquisendone un'altra: le imperfezioni regolari dettate dal modello di computazione utilizzato continueranno a manifestarsi.

*Quinta osservazione:* tutti i media rappresentazionali influenzano i pensieri dei loro utenti, e poiché i media rappresentazionali sono tipicamente condivisi, queste influenze sono solitamente sociali. Hill identifica cinque nuove forme di forza socioergonomica liberate dalle tecniche co-rappresentazionali dell'AI: *stare decisis* (requisito inevitabile di prendere decisioni sulle categorie primitive e attenersi alla decisione), "*rock in the lawn*" (inerzia acquisita dalle basi di conoscenza condivise), controllo privilegiato e coerenza forzata, spostamento terminologico (processo di accettare una categorizzazione stabilita), tirannia dell'esplicito (spostamento dei criteri di soddisfazione verso maggiore esplicitezza).

Sulla base di queste osservazioni, ipotizza un'AIL che sia essenzialmente consapevolezza dei limiti e delle potenzialità dell'AI. Con straordinaria attualità, Hill colloca l'AIL in stretta prossimità al rapporto con un media e non solo - come accadrà negli anni successivi - nello spazio interstiziale tra *computational literacy* (Magana *et al.*, 2016), *digital literacy* (Gilster, 1997) e *data literacy* (Wolff *et al.*, 2016).

L'anno successivo, nel 1990, troviamo tracce interessanti di AIL in un report tecnico finale redatto dallo U.S. Army Electronic Proving Ground (USAEPG) per il U.S. Army Test and Evaluation Command (TECOM). Il report descrive la Fase III di un'indagine sull'applicazione delle tecniche di Intelligenza Artificiale (AI), in particolare sistemi esperti e ipertesti, per creare strumenti software automatizzati di supporto ai "Test Officers" (ufficiali collaudatori). L'obiettivo era aiutarli a gestire la crescente complessità del collaudo dei moderni sistemi C3I (Comando, Controllo, Comunicazioni e Intelligence). Il documento illustra la metodologia di sviluppo (focalizzata su microcomputer), i prototipi di sistemi esperti sviluppati (come strumenti per la valutazione dell'impatto ambientale o per la stesura di piani di test), l'esplorazione di nuove tecnologie AI (come l'elaborazione del linguaggio naturale e le reti neurali) e le strategie per la formazione del personale. Il report identifica l'AIL come una sfida e un obiettivo chiave dell'intero progetto di inserimento tecnologico e la pone allo stesso livello di importanza rispetto allo sviluppo tecnologico. Il report evidenzia che si tratta di uno sforzo continuo per due motivi principali: la tecnologia è in costante evoluzione e aspetti legati al personale. In particolare, evidenzia come alcune persone rischiano di mantenere una "prospettiva del 1985" sull'IA, portandole a scartare l'AI come soluzione a causa di percezioni obsolete. Si parla di "literacy" anche in riferimento alla necessità per il team di sviluppo AI di mantenere il proprio livello di competenza il più vicino possibile allo stato dell'arte. In pratica, un'AIL d'uso e un'AIL "esperta".

Dobbiamo arrivare al 1997 per trovare un nuovo riferimento all'AIL degno di nota. Il contesto descritto nell'articolo è quello di fine anni '80 e inizio anni '90. L'articolo (Tenorio *et al.*, 1997) descrive il modello di formazione *in-house* (interno all'azienda) sviluppato dalla compagnia petrolifera brasiliana Petróleo Brasileiro S.A. (PETROBRÁS) in collaborazione con Synergetics Science and Technology Inc., come un'alternativa più efficiente, in termini di costi e tempo, rispetto alle soluzioni tradizionali, quali assumere costosi esperti esterni o inviare i dipendenti a lunghi corsi universitari. L'AIL viene menzionata all'inizio, quando si descrive il processo per valutare come integrare al meglio l'IA. Un comitato interno, composto da tecnici, manager e personale delle risorse umane, fu incaricato di definire le politiche aziendali in materia. L'AIL emerge come una delle cinque raccomandazioni chiave di questo comitato. Nello specifico, la raccomandazione era: "definire un livello generale di AIL da fornire ai professionisti dei sistemi informatici neoassunti". Ciò che emerge è una chiara distinzione strategica, anche in questo caso, tra due livelli di competenza: Specializzazione (per pochi) e Alfabetizzazione (per molti) ma in particolare per i nuovi professionisti dell'area IT.

## Fase 2 - Sviluppo e diffusione dell'AIL

Finalmente, a gennaio del 2016 (alcuni la fanno risalire a dicembre 2015) abbiamo la prima definizione completa e specifica del concetto di AIL e la dobbiamo a Yoko Konishi (2015), pubblicato come parte della serie speciale RIETI sulle priorità per l'economia giapponese, un'economista giapponese affiliata al *Research Institute of Economy, Trade and Industry* (RIETI).

Secondo l'autrice, l'AIL non consiste nella capacità tecnica di creare algoritmi di deep learning. Piuttosto, si riferisce alla consapevolezza di quali compiti e processi possono essere automatizzati dall'IA e quali no. Nello specifico, Konishi la definisce come: essere consapevoli se esistono compiti standardizzati o formattati che non sono ancora stati affidati all'IA (magari a causa del grande volume di dati). Riconoscere se si impiega eccessivo lavoro, denaro o tempo per attività in cui l'IA eccelle, come "categorizzazione, ripetizione, esplorazione, organizzazione e ottimizzazione". Prendere l'abitudine di pensare a cosa può e non può essere applicato all'IA.

La definizione operativa di AIL offerta da Konishi è pragmatica e orientata all'azione: nella vita quotidiana, nessuno di noi (probabilmente) creerebbe un algoritmo di *deep learning* né ci si aspetta che abbia tale capacità. L'AIL si riferisce all'essere consapevoli se ci sono compiti standardizzati/formattati che non sono stati applicati all'IA a causa del grande volume di dati, e se viene speso lavoro, denaro o tempo eccessivo per "categorizzazione, ripetizione, esplorazione, organizzazione e ottimizzazione". Konishi suggerisce che dovremmo rendere un'abitudine pensare a cosa può e non può essere applicato all'IA. L'IA può apprendere molto più dei semplici dati quantitativi: registrare una gamma di informazioni inclusi testo, suono e immagini è prezioso. La conclusione dell'articolo di Konishi è orientata all'azione e visionaria. Sottolinea che dovremmo costantemente esaminare se le informazioni che possediamo hanno il potenziale di generare alto valore aggiunto, essere emotivamente preparati a lasciare andare i compiti che l'IA può svolgere al nostro posto, e iniziare a imparare e investire nei nostri punti di forza che "loro" non possono svolgere.

In questa prospettiva, l'AIL "si aggiunge a una lunga serie di alfabetizzazioni proposte con l'intento di simboleggiare la comprensione di uno specifico costrutto tecnologico" (Laupichler *et al.*, 2022, p. 1).

Senza entrare in ambiti definitori, tre autori (Burgsteiner, Kandlhofer & Steinbauer, 2016) presentano quello che è il primo progetto di formazione scolastico che emerge dalla letteratura sul tema dell'AI. Il progetto si chiama "*iRobot*" finalizzato a trasmettere i concetti fondamentali dell'AI agli studenti delle scuole superiori. L'articolo sostiene che l'AIL diventerà cruciale in futuro, al pari dell'alfabetizzazione classica e che l'attuale istruzione informatica nelle scuole non affronta questi temi in modo adeguato. Il corso copre argomenti chiave come la risoluzione di problemi, la ricerca, la pianificazione, gli automi, i sistemi di agenti e il machine learning, utilizzando sia componenti teoriche che pratiche (*hands-on*). Queste alfabetizzazioni combinano il concetto originale di alfabetizzazione (cioè l'alfabetizzazione alfabetica, la capacità di leggere e scrivere) con un ulteriore costrutto tecnico o culturale come i media. La combinazione dei due termini ha lo scopo di sottolineare che le competenze in questo settore sono competenze di base che

ogni cittadino istruito dovrebbe possedere, paragonabili alla capacità di leggere e scrivere (cfr. Berkman *et al.*, 2010).

Nello stesso anno, il gruppo di lavoro del progetto iRobot pubblica (Kandlhofer *et al.*, 2016a) e presenta ad un convegno (Kandlhofer *et al.*, 2016b) un lavoro più specifico e ampio che non solo promuove l'AIL, ma ne costruisce un'impalcatura teorica e pratica.

Gli autori sviluppano un nuovo concetto educativo per l'IA che prevede moduli educativi specifici per diverse fasce d'età, partendo dall'asilo (*Kindergarten*) e proseguendo attraverso le scuole primarie, medie, superiori, fino all'università. Ogni modulo si basa su quello precedente, introducendo argomenti fondamentali (come grafi, ordinamento, ricerca) in modo via via più approfondito e aggiungendo temi avanzati (come il machine learning) nei livelli successivi. La metodologia privilegia l'apprendimento attivo e *hands-on*, utilizzando robotica educativa, esercizi *unplugged* (senza computer) e giochi.

Nell'articolo sono presentati i risultati preliminari di quattro progetti pilota (*proof-of-concept*) per ciascun livello. I risultati indicano che il concetto funziona:

*Asilo*: I bambini sono stati in grado di esplorare e comprendere concetti di IA molto semplificati (come l'ordinamento o la ricerca in un grafo) in modo ludico.

*Scuola Media*: I risultati sono stati parziali. Gli studenti hanno compreso i concetti base, ma hanno faticato a vedere la connessione tra questi e le applicazioni reali (es. come un algoritmo di ricerca si collega a Google Maps).

*Scuola Superiore*: (Il progetto "iRobot") Il progetto ha avuto successo, fornendo agli studenti una solida comprensione di quasi tutti gli argomenti dell'AIL.

*Università*: Il modulo ha avuto successo, portando gli studenti a una comprensione più profonda e a un livello di astrazione più elevato.

In conclusione, gli autori ritengono che questo approccio basato sull'analogia con l'alfabetizzazione classica sia valido e intendono usarlo come base per migliorare ed estendere i moduli, con l'obiettivo a lungo termine di promuovere l'AIL.

La definizione più importante data dall'articolo è quella concettuale, basata sull'analogia con la lettura: "L'alfabetizzazione classica permette alle persone di leggere e comprendere un testo nuovo, invece di imparare un testo solo a memoria. Lo stesso vale per l'AIL: permette alle persone di comprendere le tecniche e i concetti dietro i prodotti e i servizi di IA, invece di imparare solo come usare determinate tecnologie o applicazioni attuali."

In sintesi, non si tratta di saper usare un'app di IA, ma di capire come funziona a un livello concettuale. L'articolo definisce poi l'AIL elencando gli argomenti fondamentali di IA e informatica che una persona "alfabetizzata" dovrebbe comprendere: *Automi* (Per illustrare i processi decisionali), *Agenti Intelligenti* (Per dimostrare la modellazione del processo di prendere ed eseguire decisioni), *Grafi*, *Strutture Dati e Basi dell'Informatica* (stack, code, alberi, ecc. che costituiscono la base per qualsiasi compito in IA), *Ordinamento* (algoritmi come bubble sort, ecc.), *Risoluzione di problemi tramite ricerca* (Problem solving by search, es. algoritmi di ricerca breadth-first, depth-first), *Pianificazione Classica e Logica* (Modellare problemi, prendere decisioni, valutare piani e comprendere il ragionamento logico), *Machine Learning* (Apprendimento per rinforzo, alberi decisionali, reti neurali, ecc.).

Come si può evincere facilmente dal grafico (Fig.1) fornito da dimensions.ai, il 2018 segna l'anno della svolta numerica delle pubblicazioni, che non si è più arrestato, arrivando a oltre 15.000 pubblicazioni su questa materia disponibili in letteratura. Anche se, di strettamente pertinenti, il numero non supera le circa 1.000 unità.

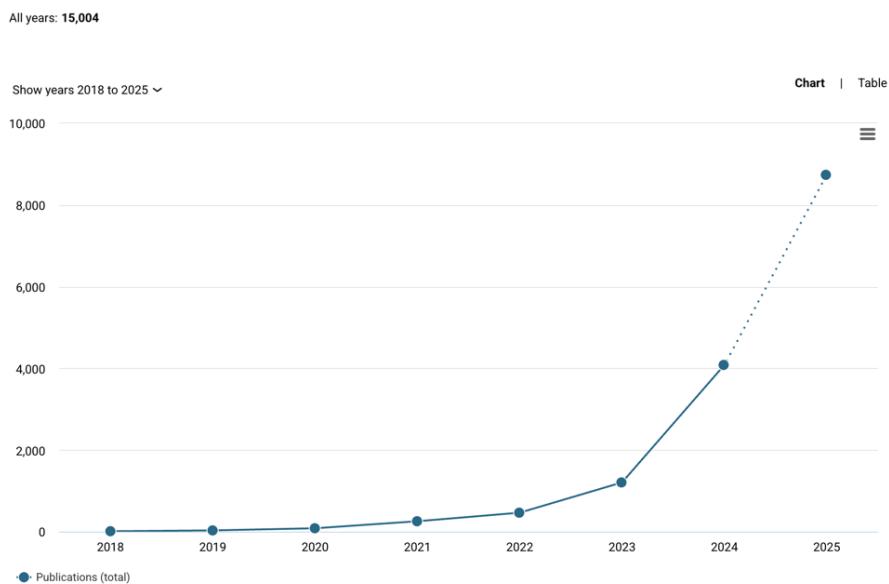


FIG. 1: CURVA DELLE PUBBLICAZIONI SU “AI LITERACY”

Long e Magerko (2020), rilevando una penuria di studi e definizioni di AIL, propongono la definizione più citata di AIL: "un insieme di competenze che consentono agli individui di valutare criticamente le tecnologie di IA, comunicare e collaborare efficacemente con l'IA e utilizzare l'IA come strumento online, a casa e sul posto di lavoro". Long e Magerko (2020) hanno proposto un framework concettuale, come risultato di una rassegna della letteratura interdisciplinare ed è organizzato attorno a cinque temi principali, formulati come domande fondamentali sull'intelligenza artificiale. Per ciascuno di questi temi, il framework delinea una serie di competenze specifiche che gli individui dovrebbero sviluppare, unitamente a considerazioni di design (*design considerations*) rivolte a sviluppatori ed educatori per facilitare l'apprendimento.

La prima domanda, "Cos'è l'IA?" (*What Is AI?*), affronta la confusione che circonda la definizione di IA e il fatto che spesso non venga riconosciuta dagli utenti. Le competenze chiave in quest'area includono la Competency 1 (*Recognizing AI*), ossia distinguere gli artefatti tecnologici che usano l'IA da quelli che non la usano, e la Competency 2 (*Understanding Intelligence*), che implica l'analisi critica delle caratteristiche che rendono "intelligente" un'entità e le differenze tra intelligenza umana, animale e artificiale. A ciò si aggiunge la Competency 3 (*Interdisciplinarity*), riconoscendo che esistono molti modi per sviluppare macchine "intelligenti" e identificando tecnologie che spaziano tra sistemi cognitivi, robotica e machine learning (ML). Infine, la Competency 4 (*General vs. Narrow*) consiste nel distinguere tra IA generale e IA ristretta (narrow).

Il secondo tema è "Cosa può fare l'IA?" (*What Can AI Do?*). Questo ambito esplora la fiducia dipendente dal compito che le persone ripongono nell'IA e la necessità di comprendere accuratamente le sue capacità attuali. La Competency 5 (*AI's Strengths & Weaknesses*) riguarda l'identificazione dei tipi di problemi in cui l'IA eccelle e quelli che sono più impegnativi per essa, aiutando a determinare quando è appropriato usare l'IA e quando affidarsi alle capacità umane. La Competency 6 (*Imagine Future AI*) è la capacità di immaginare possibili applicazioni future dell'IA e considerare i loro effetti sul mondo.

La terza domanda, "Come funziona l'IA?" (*How does AI work?*), affronta la necessità di superare le "folk theories" (teorie popolari) che le persone sviluppano per formare modelli mentali più accurati. Questa sezione è suddivisa per aree. Per i Sistemi Cognitivi, le competenze includono la Competency 7 (*Representations*), ossia comprendere cosa sia una rappresentazione della conoscenza e descriverne alcuni esempi e la Competency 8 (*Decision-Making*), riconoscendo e descrivendo esempi di come i computer ragionano e prendono decisioni. Per supportare l'apprendimento, viene proposta la Design Consideration 1 (*Explainability*), che suggerisce di includere visualizzazioni grafiche, simulazioni o spiegazioni dei processi decisionali dell'agente.

Per il Machine Learning, è importante la Competency 9 (*ML Steps*), ossia comprendere le fasi coinvolte nel machine learning e le sfide di ciascuna fase. È cruciale anche la Competency 10 (*Human Role in AI*), riconoscendo che gli esseri umani svolgono un ruolo importante nella programmazione, scelta dei modelli e messa a punto dei sistemi di AI. Gli autori suggeriscono la Design Consideration 2 (*Embodied Interactions*), che considera interventi in cui gli individui possono "mettersi nei panni dell'agente", ad esempio attraverso simulazioni incarnate o sperimentazione fisica. Seguono competenze legate ai dati: la Competency 11 (*Data Literacy*), che implica la comprensione dei concetti base concernenti i dati; la Competency 12 (*Learning from Data*), riconoscendo che i computer spesso imparano dai dati (inclusi i propri); e la Competency 13 (*Critically Interpreting Data*), capendo che i dati richiedono interpretazione e come i dati di addestramento influenzino i risultati. A supporto, la Design Consideration 3 (*Contextualizing Data*) incoraggia a indagare chi ha creato il dataset, come i dati sono stati raccolti e quali sono i loro limiti, ad esempio utilizzando dataset "messy" (non puliti) o personalmente rilevanti.

Per la Robotica, la terza branca dell'AI, le competenze specifiche includono la Competency 14 (*Action & Reaction*), ossia capire che alcuni sistemi di AI possono agire fisicamente sul mondo, sia in modo diretto che reattivo, e la Competency 15 (*Sensors*), comprendendo cosa siano i sensori e riconoscendo che i computer li usano per percepire il mondo.

Il quarto tema è "Come dovrebbe essere usata l'IA?" (*How Should AI Be Used?*), che si concentra sulle crescenti preoccupazioni etiche, come privacy, impatto sul lavoro, disinformazione, bias, trasparenza e accountability. La competenza associata è la Competency 16 (*Ethics*), che consiste nell'identificare e descrivere diverse prospettive sulle questioni etiche chiave che circondano l'IA.

L'ultimo tema, "Come percepiscono le persone l'IA?" (*How Do People Perceive AI?*), sottolinea l'importanza di comprendere le concezioni pubbliche esistenti per sviluppare interventi efficaci. Nell'interpretazione dei sistemi di IA, possono emergere effetti come

l'effetto *Eliza* (attribuire più intelligenza di quanta ce ne sia) o l'effetto *Tale-Spin* (un sistema complesso che appare semplice). Per contrastare le percezioni errate, viene introdotta la Design Consideration 4 (*Promote Transparency*), promuovendo la trasparenza in tutti gli aspetti del design dell'AI e la Design Consideration 5 (*Unveil Gradually*), che suggerisce di svelare i componenti del sistema gradualmente per evitare il sovraccarico cognitivo, ad esempio dando agli utenti l'opzione di ispezionarli o introducendo *scaffolding*.

Una sottosezione è dedicata alle percezioni dei bambini. Si nota che i bambini tendono a personificare gli agenti e che il riconoscimento della programmabilità è fondamentale. Questo porta alla Competency 17 (*Programmability*), ossia comprendere che gli agenti sono programmabili. Per favorire ciò, la Design Consideration 6 (*Opportunities to Program*) suggerisce di fornire modi per programmare gli agenti AI, mantenendo al minimo i prerequisiti di coding. Altre considerazioni includono la Design Consideration 7 (*Milestones*), che invita a considerare come le tappe dello sviluppo (es. teoria della mente), l'età e l'esperienza pregressa influenzino le percezioni; la Design Consideration 8 (*Critical Thinking*), per incoraggiare i discenti (specialmente i giovani) a essere consumatori critici dell'AI; la Design Consideration 9 (*Identity, Values, & Backgrounds*), considerando come identità, valori e background culturali influenzino le percezioni e l'interesse; la Design Consideration 10 (*Support for Parents*), per fornire supporto ai genitori nell'aiutare l'apprendimento dei figli; e la Design Consideration 11 (*Social Interaction*), progettando esperienze che favoriscano l'interazione sociale e la collaborazione.

Vengono poi analizzate le percezioni nei media, che spesso riflettono preoccupazioni pubbliche, possono essere politicizzate o distopiche. Questo porta alla Design Consideration 13 (*Acknowledging Preconceptions*), riconoscendo che i discenti possono avere preconcetti sensazionalistici derivanti dai media e alla Design Consideration 14 (*New Perspectives*), che suggerisce di introdurre prospettive meno rappresentate nei media.

Infine, riguardo alle percezioni sull'apprendimento dell'AI, si nota che molti studenti percepiscono barriere, come la necessità di competenze matematiche o la percezione che l'informatica sia "fredda". Questo motiva la Design Consideration 12 (*Leverage Learners' Interests*), che suggerisce di far leva sugli interessi dei discenti (es. giochi, musica, sport), e la Design Consideration 15 (*Low Barrier to Entry*), che invita a considerare come comunicare i concetti di IA a discenti senza un background esteso in matematica o informatica.

Tuttavia, pur nella ricchezza del framework, come nota Laupichler *et al.* (2023), il modello presenta enfasi eccessiva sulle competenze di comprensione tecnica, a scapito delle dimensioni metacognitive e collaborative. In altre parole, Long e Magerko concepiscono l'AI come oggetto da comprendere, non come partner con cui co-creare.

Il framework di Ng *et al.* (2021) struttura l'AIL secondo Bloom: *Know and Understand AI*, *Use and Apply AI*, *Evaluate and Create AI*, *AI Ethics*. La forza è l'operatività: quattro dimensioni misurabili, progressive, pedagogicamente implementabili (Ning *et al.*, 2025). La debolezza emerge - a mio avviso - quando applicato alla GenAI: "Evaluate and Create" assumono significato profondamente diverso con agenti conversazionali generativi. Valutare un algoritmo di raccomandazione richiede competenze diverse dal valutare un testo ChatGPT che contiene "allucinazioni" plausibili. In modo simile, anche altri autori,

come Casal-Otero *et al.*, ad esempio, definiscono AIL come un insieme di competenze che consentono una solida comprensione dell'IA attraverso tre assi prioritari: imparare a conoscere l'IA, imparare come funziona l'IA e imparare a vivere con l'IA (Casal-Otero *et al.*, 2022).

Ng *et al.* (2024) estendono poi il framework introducendo la dimensione affettiva (ABCE: *Affective, Behavioural, Cognitive, Ethical*). Riconoscono che l'alfabetizzazione all'AI non è fenomeno puramente cognitivo. Gli autori criticano i precedenti strumenti di misurazione perché si concentrano principalmente sui domini cognitivi ed etici e non prendono in considerazione le caratteristiche attitudinali e comportamentali degli studenti. Introducendo le dimensioni Affettiva e Comportamentale nel loro framework ABCE, riconoscono implicitamente ed esplicitamente che l'AIL va oltre la sola cognizione. Nei contesti organizzativi, l'adozione di AI genera ansie, resistenze, aspettative che non possono essere ignorate (Kaya & Çelebi, 2025). Ma anche questo ampliamento resta all'interno di una concezione dell'AI come strumento da utilizzare, non partner con cui collaborare.

Un ulteriore esempio di framework è alla base del MAISL (*Meta AI Literacy Scale*) di Carolus *et al.* (2023) che introduce una prospettiva completamente diversa: enfatizza meta-competenze psicologiche: (1) disposizione ad apprendere continuamente, (2) flessibilità cognitiva e (3) resilienza ai cambiamenti tecnologici. Pur senza nominarla, il modello MAILS pone al centro del rapporto con AI la capacità di apprendere ad apprendere che, a mio giudizio, diventerà fondamentale nel rapporto con la GenAI.

Pur considerando l'evoluzione rapida che stava rapidamente spostando il focus della AIL, i framework classici di alfabetizzazione all'IA (sviluppati prima del 2023) condividono tre limitazioni strutturali fondamentali, evidenziate dall'ascesa della GenAI. In primo luogo, questi framework si concentravano su algoritmi di IA tradizionali come "alberi decisionali" e "reti neurali convoluzionali (CNN)", enfatizzando di conseguenza una comprensione passiva (sapere cos'è un classificatore) piuttosto che l'interazione attiva e dialogica richiesta dalla GenAI. In secondo luogo, sottovalutano la necessità di una valutazione critica continua degli output. Le linee guida esistenti non affrontano le caratteristiche distinte della GenAI, come la sua capacità di produrre "contenuti dannosi, inappropriati, ingannevoli e fuorvianti" o "fatti falsificati (spesso chiamati allucinazioni) in scala". In terzo luogo, manca una teoria della collaborazione cognitiva umano-IA. Come evidenziato da Zhang & Magerko (2025), i modelli precedenti concepiscono l'IA come uno strumento da utilizzare non come un partner collaborativo. Gli utenti applicano un "modello mentale inappropriato", derivato dall'esperienza umana. Si aspettano un partner dotato di comprensione sociale, ma l'IA generativa è priva di "cognizione sociale", "theory of mind (ToM)" e "costruzione di uno stato mentale condiviso", potendo al massimo esibire una "falsa empatia".

Infine, in quei framework manca completamente il prompt engineering. La ragione è semplice: nei sistemi AI tradizionali l'input era strutturato (dati, pixel), non linguistico. Oggi, questa è un'abilità fondamentale in cui gli utenti non esperti falliscono sistematicamente: sono opportunisticici ma non sistematici e si aspettano erroneamente che

l'IA interpreti i prompt come fanno gli umani, portando a frustrazione e risultati indesiderati.

### Fase 3 - La Svolta Generativa

Il novembre 2022 genera urgenza epistemologica (Dwivedi *et al.*, 2023): necessità di comprendere rapidamente le competenze richieste per questi sistemi.

Il prompt engineering è la competenza più distintiva. Lo (2023) la definisce come nuova literacy nell'era dell'informazione e Venerito (2024) parla di "*the next big skill*". Ma cosa la rende qualitativamente diversa dalla *query formulation* dell'era motori di ricerca?

Il prompt non è semplicemente query ma progettazione conversazionale. Quando formulo un prompt efficace per ChatGPT, non cerco informazioni pre-esistenti ma co-creo il contesto in cui l'AI genererà una risposta. Il prompt è simultaneamente istruzione, vincolo, esempio, scaffold cognitivo. Korzynski *et al.* (2023) identificano il prompt engineering come "nuova competenza digitale" che richiede comprensione dei modelli, capacità comunicative sofisticate, pensiero strategico iterativo. Non basta sapere cosa chiedere; occorre comprendere come la formulazione influenza il processo generativo, quali tecniche (*few-shot learning, chain-of-thought*) sono appropriate, come iterare sistematicamente. Annapureddy *et al.* (2024) nel loro framework delle dodici competenze GenAI dedicano tre competenze distinte in prossimità del prompt engineering: formulazione base, valutazione per guidare l'iterazione, adattamento a modelli in evoluzione. Questa granularità riflette il riconoscimento che non è competenza monolitica ma articolazione complessa di abilità linguistiche, tecniche, metacognitive. Il prompt engineering è *savoir-faire* situato: conoscenza procedurale che si acquisisce attraverso pratica riflessiva, non istruzione diretta. Significativo che nessun framework AIL pre-2023 menzioni questa competenza perché emerge solo quando l'interfaccia diventa conversazionale e generativa.

Il prompt engineering è molto più di una competenza tecnica; può essere concettualizzato come una forma di pensiero computazionale applicato. Quando un utente formula un prompt efficace, sta di fatto eseguendo un complesso processo cognitivo che rispecchia i pilastri del pensiero computazionale: deve scomporre un compito in passaggi gestibili (scomposizione), definire vincoli e contesto (astrazione), valutare l'output e iterare per affinare il risultato. Questo processo richiede l'adozione di una duplice postura cognitiva: l'utente deve pensare simultaneamente con il proprio obiettivo umano e, al contempo, anticipare come un modello di intelligenza artificiale interpreterà le istruzioni, costruendo di fatto una "teoria della mente" funzionale della macchina. È proprio questa complessità che ha spinto ricercatori come Korzyński *et al.* (2023) a definire il prompt engineering come una "nuova competenza digitale", sostenendo che non si tratta semplicemente di usare uno strumento, ma di pensare attraverso di esso, allineando il proprio processo mentale alla logica del sistema. Fortunatamente, questa competenza può essere insegnata in modo strutturato. La letteratura pedagogica ha iniziato ad applicare la Tassonomia di Bloom rivisitata come framework per classificare i prompt in base alla loro complessità cognitiva, da compiti di semplice rievocazione (recall) fino a quelli di analisi, valutazione e creazione (analysis, evaluation, create), fornendo un percorso di

apprendimento graduale. Tuttavia, la vera maestria si acquisisce attraverso una pratica riflessiva e iterativa. Si impara a "promptare" attraverso cicli continui di ipotesi, test e affinamento. Questo processo di apprendimento esperienziale si allinea perfettamente con il modello del "praticante riflessivo" di Donald Schön (1983). L'utente si impegna in una "conversazione con la situazione", dove ogni prompt è una mossa, l'output dell'IA è la reazione, e il successivo affinamento del prompt è un atto di "riflessione in azione" (*reflection-in-action*), attraverso cui si sviluppa gradualmente la propria expertise.

Se il prompt engineering è la competenza più visibile, la metacognizione collaborativa è la più sottile ma non meno fondamentale. Sidra e Mason (2025) validano due scale: *Collaborative AI Literacy* (competenze per collaborazione) e *Collaborative AI Metacognition* (consapevolezza riflessiva sul processo).

Discontinuità cognitiva profonda: mentre la metacognizione tradizionale riguarda il monitoraggio dei propri processi, la metacognizione collaborativa richiede di monitorare processo ibrido dove il confine tra contributo umano e AI diventa sfumato. Non solo "Ho capito?" ma "Quanto di questa comprensione è mia elaborazione e quanto scaffolding fornito dall'AI? Sto sviluppando competenze o dipendenze?"

L'interazione con l'Intelligenza Artificiale Generativa (GenAI) presenta un dualismo critico per la metacognizione, ponendosi come un potente strumento a doppio taglio. Da un lato, emerge il rischio che Fan *et al.* (2024) definiscono "pigrizia metacognitiva" (*metacognitive laziness*). Questo fenomeno non descrive una semplice svogliatezza, ma un insidioso processo di *offloading* cognitivo non consapevole, in cui la facilità con cui l'IA genera risposte articolate spinge a delegare i processi di pensiero più faticosi e formativi. La ricerca mostra una dicotomia preoccupante: sebbene l'uso di strumenti come ChatGPT possa migliorare drasticamente la performance misurabile di un compito, come il punteggio di un saggio, non si traduce in un aumento della motivazione intrinseca o in un reale trasferimento di conoscenza. In questo scenario, la competenza metacognitiva assume una funzione primariamente difensiva: sviluppare la sensibilità per riconoscere quando l'IA sta sostituendo il pensiero critico anziché supportarlo. D'altro canto, la metacognizione ha anche una dimensione proattiva e costruttiva. Anziché essere un "oracolo" che fornisce risposte preconfezionate, l'IA può essere riconfigurata come un "partner dialogico" o, più specificamente, come un "partner metacognitivo". Un paradigma innovativo in questo senso è quello dello "Specchio Cognitivo" (Cognitive Mirror) proposto da Tomisu *et al.* (2025), che inverte radicalmente la dinamica: l'IA viene posizionata come un "novizio istruibile" che, attraverso deficit programmati, riflette la qualità e la coerenza del pensiero dell'utente. Questo approccio costringe l'individuo a esternalizzare, strutturare e chiarire il proprio ragionamento per poter "insegnare" all'IA. Quando chiedo a un'IA di criticare un mio argomento, la sto impiegando proprio come uno specchio cognitivo esterno, uno strumento per rendere visibili le mie stesse assunzioni. Questa funzione positiva si allinea perfettamente con il quadro teorico vygotskiano. La GenAI può agire come un "altro più competente" (*more knowledgeable other*), fornendo uno scaffolding (un'impalcatura di supporto) che permette all'utente di operare nella sua Zona di Sviluppo Prossimale, svolgendo compiti che non saprebbe ancora completare in autonomia. Tuttavia, l'efficacia di questo supporto è condizionale.

Perché lo scaffolding promuova una crescita autentica, deve essere temporaneo e finalizzato all'internalizzazione delle competenze. Senza una costante consapevolezza metacognitiva da parte dell'utente, il rischio concreto è quello di una "eccessiva dipendenza" (*over-reliance*), che trasforma l'impalcatura in una stampella cognitiva permanente, inibendo lo sviluppo dell'autonomia e del pensiero critico.

All'interazione con l'IA si aggiunge la competenza, oggi distintiva, di navigare criticamente l'opacità dei modelli generativi. Questa capacità è radicalmente diversa dalla valutazione richiesta per l'IA tradizionale, poiché il tipo di errore prodotto è qualitativamente nuovo. Alkaissi e McFarlane (2023) documentano il fenomeno delle "allucinazioni artificiali", in cui i Large Language Models (LLM) generano informazioni palesemente false con una sicurezza linguistica e una coerenza narrativa che le rendono quasi indistinguibili da quelle accurate. Un esempio emblematico è la capacità di ChatGPT di inventare intere citazioni bibliografiche, combinando titoli plausibili, autori esistenti e riviste reali per creare articoli del tutto inesistenti, un rischio concreto per l'integrità accademica. Questo scenario impone un "pensiero critico basato sull'evidenza" (*evidence-based critical thinking*), come definito da Holzmann *et al.* (2025): la necessità di non fidarsi della plausibilità superficiale, ma di verificare sistematicamente ogni affermazione contro fonti primarie e indipendenti. A questa sfida tecnica si aggiunge un potente elemento psicologico. Markowitz e Hancock (2023) hanno dimostrato che i sistemi di GenAI manifestano un "*truth-bias*" (pregiudizio di verità) algoritmico, ossia una tendenza intrinseca a presentare le informazioni come fattuali, a meno che non siano esplicitamente istruiti a indicare incertezza. Questo bias, che nei modelli di IA è risultato significativamente più elevato rispetto a quello umano, interagisce pericolosamente con i bias cognitivi umani, come l'*automation bias* (l'eccessiva fiducia nei sistemi automatizzati) e il *confirmation bias* (la tendenza a favorire informazioni che confermano le proprie credenze), creando una "tempesta perfetta" di potenziale disinformazione. Per mitigare questi rischi, si stanno sviluppando strategie tecniche come la *Retrieval-Augmented Generation* (RAG), che "ancora" le risposte del modello a un corpus di dati esterni e verificati, riducendo la probabilità di fabbricazioni. Tuttavia, la competenza richiesta all'utente rimane multidimensionale: è tecnica (sapere che gli LLM sono probabilistici e inclini a generare falsi), metacognitiva (monitorare attivamente il proprio livello di fiducia e scetticismo) ed epistemica (comprendere che la plausibilità linguistica non è mai garanzia di verità). Esercitare questa vigilanza cognitiva continua è un'attività mentalmente costosa e difficile da sostenere, ma rappresenta la nuova frontiera del pensiero critico nell'era dell'IA.

Tutti gli elementi elencati in questo paragrafo convergono in una trasformazione profonda: dall'AI come strumento all'AI come partner, l'essenza della vera svolta che la GenAI ha impresso all'AI. Liu e Shen (2025) documentano l'emergere di un nuovo paradigma nella fase dell'AI generativa (2022-presente): la collaborazione con software che non è solo strumento per svolgere lavoro di conoscenza, ma diventa partner collaborativo. Beckers e Teubner (2022) propongono il concetto di "*human-algorithm hybrids*": associazioni umano-macchina dove la responsabilità decisionale è distribuita tra attori umani e sistemi AI. In questi ibridi, la competenza non risiede nell'individuo ma nell'ecosistema socio-

tecnico. Conseguenze epistemologiche: la conoscenza non è più qualcosa che possediamo ma che co-generiamo in partnership. Quando scrivo con ChatGPT, iterando prompt e integrando output, il prodotto finale non è né "mio" né "dell'AI": è artefatto ibrido. Robertson *et al.* (2024) parlano di "*knowledge co-construction*" e propongono protocolli di prompt per facilitare questa collaborazione. Ma sottolineano l'importanza della validazione critica e della consapevolezza dei bias: distinguere costantemente il proprio contributo da quello dell'AI attraverso valutazione riflessiva, per non cedere completamente controllo del processo intellettuale.

In ultimo, pur nella vastità dei modelli e nella certezza che la presente trattazione non sia esaustiva della ricchezza presente in letteratura, concludo con un ultimo framework di interesse: il KAT di Zhong e Liu (2025) che in sostituzione all'AIL promuove l'AI Competency. L'acronimo KAT sta per Knowledge-Affectivity-Thinking (Conoscenza-Affettività-Pensiero). La dimensione AI Knowledge si articola in tre fattori che rappresentano livelli crescenti di complessità cognitiva: AI Fundamentals (Comprensione dei concetti basilari dell'intelligenza artificiale, inclusi i principi fondamentali che governano il funzionamento dei sistemi AI), Elements of AI Technology (Conoscenza degli elementi tecnologici specifici che compongono i sistemi AI, come algoritmi di apprendimento supervisionato, non supervisionato e reti neurali) e Application of AI Technology (Capacità di comprendere come le tecnologie AI possono essere applicate per risolvere problemi nella vita reale). La dimensione AI Affectivity comprende due fattori che esplorano la relazione emotiva e sociale con l'AI: AI and Human (Percezioni, sentimenti e atteggiamenti personali degli studenti nei confronti dell'intelligenza artificiale e del suo impatto sulla dimensione umana individuale) e AI and Society (Comprensione delle implicazioni sociali, etiche e culturali dell'AI, incluse questioni di bias, trasparenza, responsabilità e impatto sociale delle decisioni automatizzate). La dimensione AI Thinking enfatizza le abilità cognitive di ordine superiore e comprende due fattori: Engineering Design Thinking (Capacità di affrontare problemi complessi attraverso un approccio progettuale ingegneristico, che include la definizione del problema, la generazione di soluzioni, la prototipazione e l'iterazione) e Computational Thinking (Abilità di decomposizione dei problemi, riconoscimento di pattern, astrazione e pensiero algoritmico applicato al contesto dell'AI).

### Anatomia Comparativa dei Framework

Per comprendere se la GenAIL costituisce nuovo costrutto, occorre esaminare sistematicamente i framework 2023-2025 e confrontarli con i modelli classici.

Cinque dimensioni persistono dall'AIL alla GenAIL, presenti in almeno dodici dei sedici framework validati:

Comprensione tecnica di base. Tutti includono conoscenza concettuale dei principi operativi. Il contenuto si è trasformato: da machine learning e algoritmi predittivi a Large Language Models, transformer, generazione probabilistica.

Utilizzo pratico. La capacità di interagire operativamente resta centrale. Le modalità sono cambiate radicalmente: da configurare parametri a formulare prompt, iterare, guidare conversazioni multi-turn.

Valutazione critica. Tutti enfatizzano analisi critica. L'oggetto si è spostato: da valutare bias in algoritmi predittivi a valutare accuratezza, rilevanza, "allucinazioni" in output generativi.

Consapevolezza etica. La dimensione etica permane ma si arricchisce: proprietà intellettuale dei contenuti generati, rischi di disinformazione, impatto sull'integrità accademica, attributionalità.

Dimensione contestuale. Sia i framework classici (Wang *et al.*, 2022) che GenAI (Gümüş & Kara, 2024) riconoscono che la literacy è situata in contesti specifici e richiede adattamenti.

Questo nucleo suggerisce continuità: la GenAIL riassorbe le competenze fondamentali dell'AIL. Tuttavia, emergono tre dimensioni che sono onnipresenti in numerosi framework dedicati alla GenAIL ma che erano in gran parte assenti nei modelli di AIL precedenti al 2023, segnando una discontinuità fondamentale.

Prompt engineering. Questa competenza è una componente centrale in quasi tutti i recenti framework sulla GenAIL (es., Annapureddy *et al.*, 2024; Gümüş & Kara, 2024; Korzyński *et al.*, 2023) ed era completamente assente nei framework classici. La sua centralità non indica solo un cambiamento di strumento, ma una trasformazione del modello di interazione da transazionale a dialogico, elevando il *prompting* a una nuova competenza digitale fondamentale (Korzyński *et al.*, 2023).

Metacognizione collaborativa. Sebbene Sidra e Mason (2024) ne facciano una dimensione esplicita, elementi di questa competenza appaiono in altri studi, come nell'"apprendimento autonomo" di Gümüş e Kara (2024) o nel "processo riflessivo" che la letteratura indica come cruciale per un uso efficace della GenAI. Mentre la metacognizione nella AIL tradizionale riguardava la consapevolezza delle proprie conoscenze rispetto a un sistema, nella GenAIL si riferisce alla consapevolezza e alla regolazione del processo collaborativo e dinamico tra l'uomo e l'IA (Sidra & Mason, 2024).

Creatività aumentata. Il concetto che l'IA possa agire come un partner per aumentare la creatività umana è un tema radicalmente nuovo (Eapen *et al.*, 2023). Questa idea è ulteriormente sviluppata in concetti come la "co-costruzione di conoscenza" (knowledge co-construction) (Robertson *et al.*, 2024) e i "modelli di collaborazione uomo-IA" (human-AI collaboration patterns) documentati in contesti di scrittura (Nguyen *et al.*, 2024). Questo sposta la percezione dell'IA da strumento di produttività a partner nel processo creativo.

Queste dimensioni costituiscono l'evidenza più forte della discontinuità: competenze che non esistevano prima dei sistemi generativi e che non possono essere "aggiunte" ai framework classici senza riconfigurarli.

## Tensioni non risolte tra i modelli

L'analisi rivela tensioni teoriche non risolte tra i framework.

Tensione cognitivo/socio-emotiva. Alcuni (Jin *et al.*, 2025; Zhang & Magerko, 2025) adottano approccio prevalentemente cognitivo. Altri (Zhong & Liu 2025; Ng *et al.*, 2024) includono dimensioni affettive o collaborative. Non è questione classificatoria ma sostanziale. Cengiz e Peker (2025) hanno dimostrato empiricamente che l'ansia da AI media la relazione tra literacy e intenzione d'uso: individui con alta literacy cognitiva ma

alta ansia mostrano evitamento. Ignorare la dimensione emotiva produce comprensione incompleta. Forse la dicotomia stessa è obsoleta. Nell'era della collaborazione umano-AI, la competenza è necessariamente calda: situata nell'interfaccia tra razionalità algoritmica e intuizione emotiva umana.

Tensione generalità/specificità. Alcuni propongono competenze GenAI generali (Annapureddy *et al.*, 2024; Zhong e Liu, 2025). Altri sviluppano modelli domain-specific: Gümüş e Kara (2024) per apprendimento, Ning *et al.* (2025) specificamente per insegnanti. Questa tensione pone una questione epistemologica: la GenAIL è costrutto unitario o famiglia di costrutti correlati? Lintner (2024) nota che "la questione se GenAIL sia costrutto generale o multipli costrutti *context-dependent* rimane aperta". La soluzione potrebbe essere di pensare la GenAIL come competenza a livelli annidati: nucleo generale (prompt engineering, valutazione critica, etica) circondato da strati *domain-specific*. Questa architettura potrebbe preservare generalità e specificità.

### Le 12 competenze: un caso esemplare

Il framework di Annapureddy *et al.* (2024) offre caso esemplare della tensione continuità-discontinuità. Il framework proposto da Annapureddy, Fornaroli e Gatica-Perez (2024) struttura la GenAIL attraverso dodici competenze organizzate secondo una progressione pedagogica deliberata. Gli autori definiscono la GenAIL come "un processo continuo a lungo termine mediante il quale diverse competenze fondamentali, che permettono di comprendere, valutare e lavorare efficacemente e responsabilmente con le tecnologie di intelligenza artificiale generativa, vengono identificate, acquisite, praticate e padroneggiate" (Annapureddy *et al.*, 2024, p. 7).

La struttura non è casuale: riflette un continuum di apprendimento che parte dalle conoscenze basilari per progredire verso capacità tecniche avanzate, culminando nelle dimensioni etico-legali e meta-cognitive. La competenza trasversale del continuous learning attraversa tutte le altre, riconoscendo l'estremo dinamismo del campo (*ibidem*, p. 16).

Primo Nucleo: Competenze Fondazionali (1-4). Le prime quattro competenze costituiscono il substrato necessario per qualsiasi interazione consapevole con sistemi generativi.

Competenza 1 (*Basic AI Literacy*) stabilisce il prerequisito: familiarità con i concetti generali di AI, distinguendo tra tipi diversi di sistemi intelligenti. Gli autori sottolineano che questa literacy non richiede competenze di programmazione, ma capacità di riconoscimento e valutazione dei sistemi AI (Long & Magerko, 2020, citati in Annapureddy *et al.*, 2024, p. 11).

Competenza 2 (*Knowledge of Generative AI Models*) introduce la specificità: comprendere che i modelli generativi sono sistemi statistici addestrati su grandi dataset, che producono contenuto originale piuttosto che recuperarlo. Gli autori enfatizzano la necessità di distinguere tra interfaccia utente e modello sottostante, e tra sistemi generativi e motori di ricerca tradizionali (*ibidem*, p. 11-12).

Competenza 3 (*Knowledge of Capacity and Limitations*) richiede consapevolezza critica: riconoscere capacità, vincoli, vulnerabilità dei sistemi generativi. Include comprensione

delle minacce (privacy, security, deepfakes, disinformazione) e delle limitazioni intrinseche come le allucinazioni (*ibidem*, p. 12).

Competenza 4 (*Skill to Use Generative AI Tools*) traduce conoscenza in abilità pratica: saper utilizzare strumenti specifici, selezionare il tool appropriato per obiettivi determinati, apprendere rapidamente nuovi sistemi. Gli autori notano che questa competenza è diventata rilevante nel mercato del lavoro (Budhwar *et al.*, 2023, citati in Annapureddy *et al.*, 2024, p. 12). Queste competenze rappresentano continuità riconfigurata rispetto all'AIL classica: i nuclei concettuali (comprendizione, valutazione, utilizzo) rimangono, ma vengono ricalibrati sulle specificità dei sistemi generativi.

Secondo Nucleo: Competenze Distintive (5-7). Il secondo blocco introduce capacità senza precedenti nei framework di AIL precedenti.

Competenza 5 (*Ability to Detect AI-Generated Content*) emerge come necessità inedita: distinguere contenuti umani da quelli sintetici, utilizzare software di detection. Gli autori documentano la crescente difficoltà del riconoscimento umano (Nightingale & Farid, 2022, citati in Annapureddy *et al.*, 2024, p. 13) e la proliferazione di detector specializzati (ZeroGPT, GPTZero, AI or Not), sottolineando però le loro divergenze e bias.

Competenza 6 (*Ability to Assess Output*) richiede valutazione critica sistematica: verificare contenuti mediante fonti affidabili, identificare allucinazioni, selezionare informazioni rilevanti, adattare output agli scopi. Gli autori la considerano propedeutica al prompt engineering (*ibidem*, p. 13).

Competenza 7 (*Skill in Prompting/Prompt Engineering*) costituisce la competenza più distintiva: padroneggiare tecniche per formulare input efficaci verso modelli text-based (LLM, text-to-image). Include metodi avanzati (Chain of Thoughts, Tree of Thoughts, multimodal prompting) e gestione di iperparametri (temperature, top\_k, top\_p). Gli autori citano ampia letteratura specialistica (Giray, 2023; Wang *et al.*, 2023) evidenziando la maturazione rapida del campo (Annapureddy *et al.*, 2024, p. 14). Questo nucleo rappresenta discontinuità radicale: competenze senza equivalenti nei framework precedenti a ChatGPT, generate dalle specificità funzionali dei sistemi generativi.

Terzo Nucleo: Competenze Espanse (8-12). L'ultimo blocco presenta dimensioni già presenti nell'AIL, ma significativamente ampliate e riconfigurate.

Competenza 8 (*Ability to Program and Fine-Tune*) riguarda capacità tecniche avanzate: progettare architetture, utilizzare librerie di deep learning, fine-tuning di modelli esistenti. Gli autori riconoscono che la maggioranza degli utenti non necessita di questa competenza per essere AI-literate, ma la includono per completezza (*ibidem*, p. 14).

Competenza 9 (*Knowledge of Contexts*) richiede sensibilità situazionale: valutare appropriatezza dell'uso di GenAI in contesti specifici (professionali, sociali, istituzionali). Gli autori citano l'esempio delle linee guida universitarie divergenti sull'uso di LLM nei compiti accademici (*ibidem*, p. 15).

Competenza 10 (*Knowledge of Ethical Implications*) impone analisi critica da prospettiva umana e sociale: comprendere come sistemi generativi interagiscono con società, allineare uso con valori etici, considerare implicazioni in tutte le fasi (programmazione, deployment, utilizzo). L'esempio fornito riguarda immagini AI-generate usate in campagne elettorali senza dichiarazione esplicita (*ibidem*, p. 15).

Competenza 11 (*Knowledge of Legal Aspects*) richiede consapevolezza del framework normativo: conoscere regolamentazioni AI (European AI Act, Executive Order 14110 USA), comprendere diritti e garanzie. Gli autori sottolineano la rapida evoluzione legislativa (Annapureddy *et al.*, 2024, p. 15).

Competenza 12 (*Ability to Continuously Learn*) è competenza trasversale meta-cognitiva: mantenere aggiornamento costante su strumenti, funzionalità, problematiche, regolamentazioni. Pur non specifica della GenAI, l'estremo dinamismo del campo la rende cruciale (*ibidem*, p. 16).

Queste competenze costituiscono espansione e riconfigurazione: dimensioni già presenti nell'AIL (etica, diritto, technical skills) ma amplificate in portata e complessità dalle caratteristiche dei sistemi generativi.

La categorizzazione in continuità-discontinuità-espansione permette lettura stratificata del framework. Le competenze 1-4 garantiscono ancoraggio ai principi consolidati dell'AIL, evitando tabula rasa concettuale. Le competenze 5-7 rispondono a sfide inedite poste dalla capacità generativa (*detection, valutazione output, prompting*). Le competenze 8-12 estendono territori già mappati verso profondità maggiori.

Gli autori esplicitano implicazioni positive (acquisizione competenza) e negative (mancata acquisizione) per ciascuna dimensione (Annapureddy *et al.*, 2024, p. 9-11). L'approccio speculativo è dichiarato come necessario data la novità del campo.

Il framework presenta progressione non solo pedagogica ma anche di impegno cognitivo: dalle capacità ricettive (conoscere, riconoscere) a quelle operative (usare, valutare, creare) fino a quelle riflessive (contestualizzare, problematizzare eticamente e giuridicamente, meta-apprendere). Questa tripartizione - continuità, discontinuità, espansione - offre risposta sfumata: la GenAIL non è né pura continuità né rottura completa, ma riconfigurazione che conserva alcuni elementi, ne trasforma altri, ne introduce di radicalmente nuovi.

### Discontinuità o Riconfigurazione integrativa?

Possiamo tornare alla questione iniziale con precisione: la GenAIL costituisce discontinuità epistemologica rispetto all'AIL classica?

La risposta è dialettica: discontinuità operativa all'interno di continuità epistemologica. Le competenze fondamentali - comprensione, valutazione, etica, utilizzo - persistono, ma vengono riconfigurate da nuove modalità di interazione (prompt engineering), nuove sfide cognitive (gestione dell'opacità), nuovi modelli di partnership (collaborazione umano-AI).

L'AIL classica resta valida per sistemi AI predittivi; la GenAIL la estende e trasforma per sistemi generativi conversazionali.

Ciò che è veramente discontinuo è il posizionamento epistemologico dell'utente rispetto all'AI. Nei framework classici, l'utente era osservatore-valutatore di sistemi che operavano su dati. Nei framework GenAI, l'utente è co-creatore attivo con sistemi che operano su linguaggio. Transizione dal paradigma *data-driven* al paradigma *language-driven*.

Lo sviluppo di framework GenAIL specifici per il contesto italiano è urgente (Laudadio, *in press*). Gli strumenti esistenti sono validati su popolazioni anglofone o cinesi, con

possibili limitazioni di trasferibilità. La ricerca italiana dovrebbe validare culturalmente strumenti esistenti, sviluppare studi longitudinali che seguano progressione delle competenze e integrare tradizioni pedagogiche italiane.

Servono pedagogie dell'iterazione: insegnare che l'uso efficace è processo iterativo di prompt-valutazione-raffinamento, non transaction one-shot. Formare alla vigilanza metacognitiva: contrastare la *metacognitive laziness* richiede attenzione pedagogica esplicita. Creare spazi di deliberazione etica: non insegnare etica come regole ma come pratica di ragionamento situato su dilemmi concreti (Laudadio, 2025b).

L'intuizione unificante è che la GenAIL è fondamentalmente literacy dell'incertezza. Nell'era di sistemi opachi che producono output plausibili ma potenzialmente falsi, la competenza chiave non è la certezza ma la capacità di navigare produttivamente l'incertezza.

Inoltre, i framework presentati sembrano avere come focus un "*utente monade*". Isolato dal suo contesto sociale, mentre oggi si fa sempre più strada l'idea di un utente "orchestratore" che coordina gruppi costituiti da componenti Human e No-Human (Laudadio, 2025a). Il futuro, inarrestabile, prevede una convivenza sempre più stretta tra GenAI e persone. A collegarle saranno le competenze e la co-costruzione di soluzioni e problemi.

## Riferimenti bibliografici

Agre, P. E. (1982). *What to read: A biased guide to AI literacy for the beginner* [Working paper 239]. MIT AI Lab.

Alkaissi, H., & McFarlane, S. I. (2023). Artificial hallucinations in ChatGPT: Implications in scientific writing. *Cureus*, 15(2), e35179. <https://doi.org/10.7759/cureus.35179>

Almatrafi, O., Johri, A., & Lee, H. (2024). A systematic review of AI literacy conceptualization, constructs, and implementation and assessment efforts (2019-2023). *Computers and Education Open*, 6, 100173. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100173>

Amling, S., & Pöppel, A. (2023). Living with opaque technologies: Insights for AI from digital simulations. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Explainable AI for the Arts (XAIxArts) co-located with the 30th International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR 2023)*. CEUR-WS.org. <https://ceur-ws.org/Vol-3442/paper-42.pdf>

Annapureddy, R., Fornaroli, A., & Gatica-Perez, D. (2024). Generative AI literacy: Twelve defining competencies. *Digital Government: Research and Practice*, 1(1), 1–23. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.12107>

Beckers, A., & Teubner, G. (2022). *Three liability regimes for artificial intelligence: Algorithmic actants, hybrids, crowds*. Hart Publishing.

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 610–623). <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>

Berkman, N. D., Davis, T. C., & McCormack, L. (2010). Health literacy: What is it? *Journal of Health Communication*, 15(Suppl. 2), 9–19. <https://doi.org/10.1080/10810730.2010.499985>

Bick, A., Blandin, A., & Deming, D. J. (2024). The rapid adoption of generative AI [NBER Working Paper 32966]. *National Bureau of Economic Research*. [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w32966/w32966.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w32966/w32966.pdf)

Bozkurt, A. (2023). Generative artificial intelligence (AI) powered conversational educational agents: The inevitable paradigm shift. *Asian Journal of Distance Education*, 18(1), i–vi.

Budhwar, P., Chowdhury, S., Wood, G., Aguinis, H., Bamber, G. J., Beltran, J. R., Cooke, F. L., Decker, S., DeNisi, A., Dey, P. K., Guest, D., Knoblich, A. J., Malik, A., Paauwe, J., Papagiannidis, S., Patel, C., Pereira, V., Ren, S., Rogelberg, S., . . . Varma, A. (2023). Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*, 33(3), 606–659. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12524>

Burgsteiner, H., Kandlhofer, M., & Steinbauer, G. (2016). iRobot: Teaching the basics of artificial intelligence in high schools. In *Proceedings of the Sixth Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence* (EAAI-16) (pp. 4126–4127). Association for the Advancement of Artificial Intelligence.

Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951715622512. <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>

Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). MAILS - Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100014. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100014>

Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B., & Barro, S. (2023). AI literacy in K-12: A systematic literature review. *International Journal of STEM Education*, 10(1), 29. <https://doi.org/10.1186/s40594-023-00418-7>

Cengiz, S., & Peker, A. (2025). Generative artificial intelligence acceptance and artificial intelligence anxiety among university students: The sequential mediating role of attitudes toward artificial intelligence and literacy. *Current Psychology*, 44(9), 7991–8000. <https://doi.org/10.1007/s12144-025-07433-7>

Dai, D. W., Zhu, H., & Chen, G. (2025). How does interaction with LLM powered chatbots shape human understanding of culture? The need for Critical Interactional Competence (CritIC). *Annual Review of Applied Linguistics*, 45, 28–49. <https://doi.org/10.1017/S0267190525000054>

desJardins, M. (2008). How to succeed in graduate school: A guide for students and advisors (Part 1 of 2). *Crossroads*, 14(3), 3–7. <https://doi.org/10.1145/1375972.1375975>

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., . . . Wright, R. (2023). "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>

Eapen, T. T., Finkenstadt, D. J., Folk, J., & Venkataswamy, L. (2023). How generative AI can augment human creativity: Use it to promote divergent thinking. *Harvard Business Review*, 101(4), 56–64.

Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gašević, D. (2024). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, 56(2), 489–530. <https://doi.org/10.1111/bjet.13544>

Gilster, P. (1997). *Digital literacy*. John Wiley & Sons.

Giray, L. (2023). Prompt engineering with ChatGPT: A guide for academic writers. *Annals of Biomedical Engineering*, 51(12), 2629–2633. <https://doi.org/10.1007/s10439-023-03272-4>

Gümüş, M. M., & Kara, M. (2024). Development and validation of the Generative AI Literacy for Learning Scale (GenAI-LLs). *Australasian Journal of Educational Technology*, 40(4), 1–18. <https://doi.org/10.14742/ajet.10236>

Hill, W. C. (1989). The mind at AI: Horseless carriage to clock. *AI Magazine*, 10(2), 29–41. <https://doi.org/10.1609/aimag.v10i2.742>

Holzmann, U., Anand, S., & Payumo, A. Y. (2025). The ChatGPT fact-check: Exploiting the limitations of generative AI to develop evidence-based reasoning skills in college science courses. *Advances in Physiology Education*, 49(1), 191–196. <https://doi.org/10.1152/advan.00142.2024>

Jin, Y., Martinez-Maldonado, R., Gašević, D., & Yan, L. (2025). GLAT: The generative AI literacy assessment test. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 9, 100436. <https://doi.org/10.1016/j.caeari.2025.100436>

Kandlhofer, M., Hirschmugl-Gaisch, S., & Huber, P. (2016a). Artificial intelligence and computer science in education: From kindergarten to university. In *Proceedings of 2016 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1–9). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE.2016.7757570>

Kandlhofer, M., Steinbauer, G., Hirschmugl-Gaisch, S., & Huber, P. (2016b). Artificial intelligence and computer science in education: From kindergarten to university. In *Proceedings of 2016 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1–9). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE.2016.7757570>

Kaya, B., & Çelebi, H. (2025). Uncertainty in the age of AI: Exploring the mediating effect of intolerance of uncertainty between mindsets and AI anxiety. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 1–11. <https://doi.org/10.1080/10447318.2025.2558043>

Konishi, Y. (2015). What is needed for AI literacy. RIETI Special Series: Priorities for the Japanese Economy in 2016. *Research Institute of Economy, Trade and Industry*.

Korzyński, P., Mazurek, G., Krzypkowska, P., & Kurasiński, A. (2023). Artificial intelligence prompt engineering as a new digital competence: Analysis of generative AI technologies such as ChatGPT. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, 11(3), 25–39. <https://doi.org/10.15678/eber.2023.110302>

Laudadio, A. (2025a). Competenze centauriche: L'evoluzione delle competenze e abilità umane nell'era dell'Intelligenza Artificiale Generativa. *Quaderni di Agenda Digitale*. <https://www.agendadigitale.eu/cultura-digitale/competenze-digitali/ai-e-competenze-umane-verso-lintelligenza-centaurica/>

Laudadio, A. (2025b). Ehi ChatGPT, ridefinisci ontologicamente la pedagogia e la formazione! *Lifelong, Lifewide Learning (LLL)*, 23(46), 15–27. <https://doi.org/10.19241/lll.v23i46.986>

Laudadio, A. (in press). *AI Literacy: Modelli e strumenti di misurazione internazionali*. Orientamenti Pedagogici.

Laupichler, M. C., Astar, A., Schirch, J., & Raupach, T. (2022). Artificial intelligence literacy in higher and adult education: A scoping literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100101. <https://doi.org/10.1016/j.caeari.2022.100101>

Laupichler, M. C., Rother, J. F., Kadow, I. C. G., Ahmadi, S., & Raupach, T. (2023). Large language models in medical education: Comparing ChatGPT-to human-generated exam questions. *Academic Medicine*, 99(4), 410–417. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000005626>

Liu, Y., & Shen, L. (2025). Consolidating human-AI collaboration research in organizations: A literature review. *Journal of Computer, Signal, and System Research*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.71222/7dehvd30>

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (pp. 1–16). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>

Magana, A. J., Falk, M. L., Vieira, C., & Reese, M. J. (2016). A case study of undergraduate engineering students' computational literacy and self-beliefs about computing in the context of authentic practices. *Computers in Human Behavior*, 61, 427–442. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.025>

Markowitz, D. M., & Hancock, J. T. (2023). Generative AI are more truth-biased than humans: A replication and extension of core truth-default theory principles. OSF Preprints. <https://osf.io/hm54g>

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caear.2021.100041>

Ng, D. T. K., Wu, W., Leung, J. K. L., Chiu, T. K. F., & Chu, S. K. W. (2024). Design and validation of the AI literacy questionnaire: The affective, behavioural, cognitive and ethical approach. *British Journal of Educational Technology*, 55(3), 1082–1104. <https://doi.org/10.1111/bjet.13411>

Nguyen, A., Hong, Y., Dang, B., & Huang, X. (2024). Human-AI collaboration patterns in AI-assisted academic writing. *Studies in Higher Education*, 49(5), 847–864. <https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2323593>

Nightingale, S. J., & Farid, H. (2022). AI-synthesized faces are indistinguishable from real faces and more trustworthy. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(8), e2120481119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2120481119>

Ning, Y., Zhang, W., Yao, D., Fang, B., Xu, B., & Wijaya, T. T. (2025). Development and validation of the Artificial Intelligence Literacy Scale for Teachers (AILST). *Education and Information Technologies. Advance online publication*. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13347-5>

Pasquale, F. (2015). *The black box society: The secret algorithms that control money and information*. Harvard University Press.

Robertson, J., Ferreira, C., Botha, E., & Oosthuizen, K. (2024). Game changers: A generative AI prompt protocol to enhance human-AI knowledge co-construction. *Business Horizons*, 67(5), 499–510. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.008>

Schön, D. A. (1983). *The reflective practitioner: How professionals think in action*. Basic Books.

Sidra, S., & Mason, C. (2025). Generative AI in human-AI collaboration: Validation of the Collaborative AI Literacy and Collaborative AI Metacognition scales for effective use. *International Journal of Human-Computer Interaction. Advance online publication*. <https://doi.org/10.1080/10447318.2025.2543997>

Tenorio, M. F. d. M., Maia, A. C. P., & Grant-Tenorio, A. E. (1997). A model for advanced in-house industrial training: A case study on intelligent system technology transfer using a project-oriented approach. *IEEE Transactions on Education*, 40(2), 144–153. <https://doi.org/10.1109/13.572329>

Tomisu, H., Ueda, J., & Yamanaka, T. (2025). The cognitive mirror: A framework for AI-powered metacognition and self-regulated learning. *Frontiers in Education*, 10, Article 1697554. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1697554>

U.S. Army Electronic Proving Ground. (1990). *Methodology investigation of AI test officer support tool III* [Report No. AD-A247 360]. U.S. Army Test and Evaluation Command.

UNESCO. (2024, October 10). *Open education principles: Resisting the metrics of AI black boxes*. <https://www.unesco.org/en/articles/open-education-principles-resisting-metrics-ai-black-boxes>

Venerito, V., Walter, M., Lopalco, G., & Iannone, F. (2024). Prompt engineering: The next big skill in rheumatology research. *International Journal of Rheumatic Diseases*, 27(5), e15157. <https://doi.org/10.1111/1756-185X.15157>

Wang, B., Rau, P. L. P., & Yuan, T. (2023). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, 42(9), 1324–1337. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768>

Wang, J., Liu, Z., Zhao, L., Wu, Z., Ma, C., Yu, S., Dai, H., Yang, Q., Liu, Y., & Zhang, S. (2023). Review of large vision models and visual prompt engineering. *Meta-Radiology*, 1(3), 100047. <https://doi.org/10.1016/j.metrad.2023.100047>

Wolff, A., Gooch, D., Cavero Montaner, J. J., Rashid, U., & Kortuem, G. (2016). Creating an understanding of data literacy for a data-driven society. *The Journal of Community Informatics*, 12(3), 9–26. <https://www.semanticscholar.org/paper/Creating-an-Understanding-of-Data-Literacy-for-a-Wolff-Gooch/bb640a8aac30c0e4e905cc0e5a4c20eb03aec2a3>

Zhang, C., & Magerko, B. (2025). Generative AI literacy: A comprehensive framework for literacy and responsible use. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 9(CSCW1), Article 9. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.19038>

Zhong, B., & Liu, X. (2025). Evaluating AI literacy of secondary students: Framework and scale development. *Computers & Education*, 227, 105230. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105230>