

**Corso di Dottorato in
Learning Sciences and Digital Technologies
XXXVIII ciclo**

**L'Intelligenza Artificiale
per la performance accademica
ed il benessere psicologico
negli studenti universitari**
Prospettive per la pratica e la ricerca

Tutor
Prof. Roberto Maniglio

Dottorando
Dott. Antonio Zullo

Co-tutor
Prof. Fabrizio Stasolla

Anno Accademico 2024/2025

Abstract

Contesto: Gli studenti universitari affrontano sfide sempre più complesse, legate alla gestione autonoma dello studio, al sovraccarico cognitivo e alle pressioni legate alla performance accademica. Tali difficoltà si intrecciano frequentemente con condizioni di disagio psicologico, come ansia, stress e demotivazione, che compromettono la capacità di autoregolare l'apprendimento e aumentano il rischio di insuccesso formativo e abbandono. In questo scenario, diventa prioritario identificare strategie efficaci per sostenere, in modo integrato, le competenze di *Self-Regulated Learning (SRL)* e il benessere psicologico degli studenti. Accanto agli approcci tradizionali, sono sempre più implementati soluzioni ed interventi basati sull'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale (IA).

Obiettivi: Il presente lavoro si propone di esplorare, attraverso l'analisi degli studi già condotti sulla tematica, e tramite un'indagine qualitativa, le esperienze, le percezioni e le modalità d'uso degli strumenti basati sull'IA da parte degli studenti universitari. L'obiettivo è comprendere come tali soluzioni vengano integrate nei processi di apprendimento e di gestione del benessere, nonché come sono vissute in termini di efficacia, criticità ed impatto personale.

Metodo: È condotta una ricerca qualitativa mediante un questionario aperto somministrato a studenti universitari iscritti a corsi triennali, magistrali e di dottorato. L'analisi dei dati ha seguito l'approccio descrittivo e l'approccio tematico, finalizzati all'individuazione di *pattern* ricorrenti ed elementi emergenti.

Risultati: I risultati mostrano un uso crescente e diversificato delle tecnologie IA, in particolare delle *chatbot* e delle piattaforme adattive, impiegate per organizzare lo studio, monitorare i progressi e gestire lo stress. Emergono però anche limiti percepiti, legati alla mancanza di personalizzazione emotiva, alla difficoltà di fidarsi dei sistemi automatici e alla scarsa consapevolezza critica nel loro utilizzo. La qualità dell'esperienza

è fortemente influenzata dal grado di familiarità tecnologica e dal contesto educativo di riferimento.

Conclusioni: I dati raccolti confermano il potenziale delle soluzioni IA nel sostenere processi di *SRL* e benessere psicologico, ma evidenziano al contempo l'urgenza di una progettazione etica, trasparente e centrata sulla persona. Il lavoro propone dunque una riflessione psicologica e pedagogica sull'adozione consapevole dell'IA in ambito accademico, ed ha suggerito scenari operativi per la costruzione di ecosistemi formativi intelligenti, adattivi e inclusivi.

Introduzione

Il contesto universitario è connotato da una crescente complessità, caratterizzata da pressioni accademiche, carichi cognitivi elevati e condizioni di incertezza emotiva che mettono alla prova il benessere psicologico degli studenti.

L'aumento dei livelli di stress, ansia, difficoltà di autoregolazione e tassi di abbandono, indicano la necessità urgente di sviluppare strategie di supporto efficaci e sostenibili. Tale scenario si inserisce in un quadro teorico consolidato che evidenzia come il successo accademico dipenda non solo da competenze cognitive, ma anche dalla capacità di gestire le emozioni, regolare il proprio apprendimento e mantenere un adeguato equilibrio psicologico (Garces Garces et al., 2024). Contestualmente, la letteratura sul *Self-Regulated Learning* (SRL) mostra come gli studenti con scarse competenze autoregolatrici siano più esposti a procrastinazione, calo motivazionale, scarsa autoefficacia e peggioramento delle prestazioni (Dent & Koenka, 2016).

Il problema scientifico che la presente ricerca intende affrontare è dunque duplice: comprendere come studenti universitari gestiscano simultaneamente le dimensioni dell'apprendimento e del benessere, e valutare il contributo delle tecnologie emergenti come l'Intelligenza Artificiale (IA) in questo processo.

Negli ultimi anni, infatti, soluzioni basate sull'IA, come chatbot conversazionali, ambienti adattivi e sistemi intelligenti di supporto, sono state introdotte in ambito educativo e psicologico. Questi strumenti possono favorire la pianificazione dello studio, il monitoraggio dei progressi, la regolazione delle emozioni e la gestione dello stress. Persistono tuttavia anche limiti significativi, come la scarsa capacità delle tecnologie attuali di comprendere la complessità degli stati emotivi e di offrire un supporto realmente personalizzato sul piano dell'apprendimento (Ta et al., 2020; Ujkani et al., 2024).

Nonostante la crescente produzione scientifica sull'IA in ambito educativo, la letteratura si è finora concentrata prevalentemente su applicazioni specifiche, quali i sistemi di tutoring intelligenti, le piattaforme adattive basate su machine learning o l'impiego di chatbot per il supporto accademico o psicologico. Numerosi studi hanno indagato separatamente l'impatto dell'IA sui processi di apprendimento autoregolato, sulle performance accademiche o sulla gestione dello stress universitario. Tuttavia, risulta ancora limitato il numero di ricerche che analizzano in modo integrato l'utilizzo spontaneo e quotidiano degli strumenti di IA da parte degli studenti, considerando congiuntamente dimensioni cognitive, organizzative ed emotive (Stasolla et al., 2025).

La presente ricerca si colloca in questo spazio di intersezione, proponendo un modello integrato che mette in relazione uso accademico e uso psico-emotivo dell'IA, combinando dati quantitativi e qualitativi per restituire una visione ecologica dell'esperienza studentesca. In tal modo, il lavoro contribuisce ad ampliare la comprensione dell'IA non solo come tecnologia didattica, ma come elemento emergente dell'ecosistema universitario contemporaneo, evidenziando implicazioni operative per atenei, docenti e servizi di supporto.

Il presente lavoro si propone due obiettivi principali. Il primo è esplorare, attraverso un'indagine qualitativa, le percezioni, i vissuti e le modalità d'uso degli strumenti IA tra studenti universitari, con particolare attenzione ai processi di autoregolazione e al benessere psicologico. Il secondo è comprendere il potenziale trasformativo dell'IA, valutando in quali condizioni tali strumenti possano integrarsi efficacemente nel percorso di studio, nonché quali possano essere le principali traiettorie di ricerca futura.

La tesi è articolata in quattro capitoli. Il primo presenta il quadro teorico sul benessere psicologico, sulla performance accademica e sulla SRL. Il secondo analizza le nuove frontiere del *Technology Enhanced Learning* e le principali applicazioni basate sull'IA. Il terzo riporta le principali evidenze della letteratura, queste sintetizzate in alcuni lavori di revisione curati

dall'Autore e da un gruppo di esperti e ricercatori. Il quarto capitolo, infine, presenta un'indagine qualitativa condotta su un campione di studenti universitari volontari, e ne descrive la metodologia, i risultati, la discussione, i limiti e le implicazioni future.

Capitolo 1

Benessere e performance in ambito accademico

Il percorso universitario rappresenta un momento cruciale nello sviluppo personale e professionale dei giovani adulti, ma al tempo stesso costituisce una fase densa di sfide psicologiche, cognitive, emotive e sociali. Gli studenti si trovano a dover affrontare una crescente complessità di compiti accademici, aspettative ed attese, in un contesto in cui le competenze di autoregolazione e gestione autonoma dell'apprendimento risultano determinanti per la riuscita formativa. Queste sfide si calano in uno scenario, quello universitario, connotato da significativi livelli di stress, spesso forieri di disagio psicologico ansia e depressione, condizioni queste che compromettono il benessere e il rendimento accademico (Sampogna et al., 2020).

Questo capitolo esplora la relazione tra benessere psicologico e performance accademica, con particolare attenzione al ruolo delle competenze di *Self-Regulated Learning (SRL)*, ed approfondisce le conseguenze e le implicazioni del *dropout* universitario. Viene analizzata la natura multifattoriale dell'insuccesso accademico, con particolare attenzione alle connessioni tra fattori emotivi, cognitivi, motivazionali e socio-economici. Una parte centrale del capitolo è dedicata allo studio delle competenze autoregolatrici quali fattori protettivi contro il rischio di abbandono, alla luce dei principali modelli teorici e delle evidenze empiriche più rilevanti in letteratura.

Inoltre, viene proposto un esame critico degli approcci tradizionali al potenziamento della *SRL* e al supporto psicologico in ambito accademico, al fine di esaminarne in evidenza limiti e potenzialità. L'obiettivo è quello di fornire una cornice teorica e pratica solida da cui partire per valutare l'integrazione di nuove soluzioni tecnologiche, come l'IA, nel sostegno al successo formativo e al benessere degli studenti universitari.

1.1. Un primo sguardo ai numeri

Gli studenti universitari costituiscono una popolazione particolarmente esposta a problematiche di salute mentale, a causa delle complesse transizioni, delle pressioni accademiche e delle sfide associate all'esperienza universitaria. Sussiste infatti un'elevata incidenza di disagio psicologico in questa fascia di popolazione, connotata da sintomi quali ansia, depressione, disturbi del sonno e *burnout* (Hernández-Torrano et al., 2020). Tali condizioni, spesso aggravate da fattori come elevate aspettative di rendimento, scadenze stringenti, esami impegnativi e pressioni sociali, concorrono a creare un ambiente altamente stressante. Se protratti nel tempo, questi *stressors* possono favorire l'insorgenza o l'aggravamento di disturbi (Andrews & Wilding, 2004). Lo stress cronico, infatti, è stato associato a un aumentato rischio di patologie fisiche, incluse disfunzioni cardiovascolari, gastrointestinali e del sistema immunitario, e psicologiche (Selye, 1984; Cohen et al., 2007).

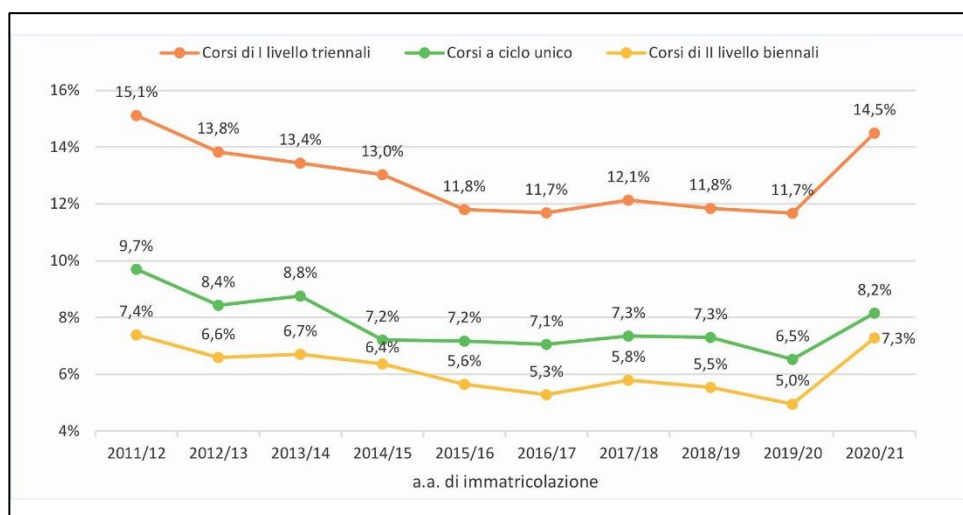
Le ripercussioni delle difficoltà psicologiche non si limitano al benessere emotivo, ma influenzano anche i processi cognitivi fondamentali, quali attenzione, memoria e *problem solving*. Queste compromissioni impattano negativamente sul rendimento accademico, poiché riducono la capacità dello studente di gestire attivamente ed efficacemente il proprio percorso accademico (Eisenberg et al., 2009). Inoltre, il disagio psicologico può generare un circolo vizioso: i risultati universitari insoddisfacenti aumentano lo stress, riducono la fiducia in sé ed aggravano ulteriormente il malessere psicologico, con ulteriori ricadute negative sulla *performance* accademica. Tali difficoltà possono tradursi in tassi più elevati di abbandono universitario e tempi di completamento del percorso più dilatati, con potenziali ripercussioni a lungo termine sul percorso professionale e sulla mobilità sociale (Zeidner et al., 2009).

Negli ultimi anni, l'istruzione universitaria ha dovuto infatti affrontare sfide crescenti legate al miglioramento delle *performance* accademiche degli studenti e alla riduzione dei tassi di abbandono (Tinto, 2017). A livello globale, il tasso medio di completamento dei corsi universitari di primo

livello è pari al 39% nei Paesi OCSE, con ampie variazioni tra i diversi sistemi educativi (OECD, 2020). In Italia, i dati ISTAT più recenti (2023) mostrano che il tasso di abbandono universitario, calcolato sul primo anno di corso, si attesta intorno al 12,5%. Inoltre, il fenomeno della dispersione scolastica precoce coinvolge il 10,5% dei giovani tra i 18 e i 24 anni, con picchi regionali superiori al 14% nel Mezzogiorno. Tali dati mettono in luce la necessità di implementare strategie efficaci per supportare gli studenti universitari nella gestione autonoma dell'apprendimento, incrementare la *performance* accademica e prevenire l'abbandono degli studi (Richardson et al., 2012).

Il problema appare ancora più marcato negli studenti provenienti da contesti socio-economici svantaggiati. In Italia, ad esempio, il tasso di abbandono scolastico precoce tra i giovani con genitori che possiedono al massimo la licenza media è pari al 23,9%, rispetto all'1,6% rilevato nei giovani con almeno un genitore laureato (ISTAT, 2024).

Fig. 1: Abbandono del percorso universitario tra I e II anno di corso, per coorte di immatricolati e tipo di corso



Fonte: ANVUR (2023)

La figura, elaborata dall'ANVUR (2023) sulla base dei dati forniti dall'Anagrafe Nazionale Studenti, mostra l'andamento dei tassi di

abbandono universitario al primo anno per le tre principali tipologie di corsi di laurea (triennali, magistrali biennali e a ciclo unico) in Italia, tra l'anno accademico 2011/12 e il 2020/21. L'analisi evidenzia alcune tendenze significative che possono essere utilmente discusse in chiave interpretativa e comparativa.

In primo luogo, si osserva che i corsi di primo livello triennali (linea arancione) presentano costantemente i tassi di abbandono più elevati, con una percentuale che oscilla tra il 15,1% dell'a.a. 2011/12 e l'11,7% dell'a.a. 2019/20, per poi registrare un marcato incremento fino al 14,5% nell'a.a. 2020/21. Questo andamento decrescente, seppur con leggere fluttuazioni nel periodo 2016/17-2018/19, suggerisce che gli interventi di contenimento dell'abbandono abbiano avuto effetti limitati e poco duraturi. Il picco nel 2020/21 è particolarmente rilevante, in quanto potrebbe essere attribuito agli effetti post-pandemici che hanno acuito le difficoltà di inserimento e adattamento degli studenti nel contesto universitario.

Per quanto riguarda i corsi di laurea magistrale biennale (linea gialla), si registra un andamento tendenzialmente decrescente nei tassi di abbandono, con una riduzione dal 7,4% del 2011/12 fino a un minimo del 5,0% nel 2019/20, seguita anch'essa da un'inversione di tendenza nell'anno successivo con un valore dell'8,2% nel 2020/21. Questo incremento suggerisce che anche gli studenti con un'esperienza universitaria pregressa possano essere esposti ad un certo rischio di discontinuità.

I corsi a ciclo unico (linea verde), come quelli in medicina o giurisprudenza, mostrano invece una stabilità maggiore nei tassi di abbandono, oscillando tra il 9,7% e il 6,5% fino al 2019/20, con una risalita al 7,3% nel 2020/21. Questo profilo relativamente stabile potrebbe essere attribuito alla forte selettività in ingresso e alla chiara identità professionale associata a questi percorsi, che garantiscono maggior motivazione e coerenza tra aspettative e contenuti formativi.

La rinuncia agli studi non si esaurisce nel primo anno, ma prosegue anche negli anni successivi. I dati mostrano che tra gli immatricolati nel

2017/18, il 20,1% ha abbandonato entro il terzo anno e il 22,6% entro il quarto, mentre per la coorte del 2018/19, l'abbandono al terzo anno sale al 24,0%. Dunque, uno studente su cinque abbandona entro la durata legale, e uno su quattro entro sei anni.

Nel complesso, il grafico e il testo mettono in evidenza che l'abbandono universitario in Italia è un fenomeno strutturale, che colpisce in modo differenziato i vari percorsi formativi, ma che si accentua in periodi di crisi e che richiede politiche sistemiche orientate non solo all'accesso, ma soprattutto alla permanenza e al completamento degli studi universitari.

1.2. Il *dropout* accademico

Il termine *dropout* si riferisce all'abbandono prematuro e non pianificato di un percorso formativo o professionale. Questo fenomeno è oggetto di crescente attenzione da parte delle istituzioni educative e della ricerca educativa, in quanto ha rilevanti implicazioni sia a livello individuale, in termini di perdita di potenziale e disagio personale, sia a livello sistemico, in termini di costi sociali ed economici (Stăiculescu & Elena Ramona, 2019).

La lettura del complesso fenomeno del *dropout* universitario richiede un'interpretazione multidimensionale. Un approccio pedagogico che dialoga con le scienze affini promuove una comprensione articolata dei fattori in gioco, nella quale rientrano la motivazione individuale, le dinamiche familiari e il contesto sociale. Gli studi sull'abbandono universitario in Italia risalgono agli anni Sessanta, in concomitanza con l'introduzione della scuola media unificata, oggi conosciuta come scuola secondaria di primo grado. Tale fenomeno si configura come il risultato di una combinazione articolata di fattori: da un lato elementi soggettivi, propri dell'esperienza individuale dello studente, e dall'altro aspetti oggettivi legati al contesto organizzativo (Zane, 2025).

Il contesto socioeconomico e culturale assolve un ruolo di rilievo nella definizione delle traiettorie dei percorsi universitari (Bourdieu & Passeron,

1970). Centrale è anche il ruolo del supporto familiare e delle reti sociali nei percorsi di contrasto all'abbandono universitario. Le condizioni economiche e sociali, in particolare, risultano determinanti nel favorire o ostacolare la conclusione dell'*iter* scolastico. Per questo, le agenzie educative sono chiamate a formulare strategie di intervento che tengano conto della complessità del fenomeno (Alexander et al., 1997).

La ricerca ha cercato di sistematizzare i dati sulle cause dell'abbandono universitario ed ha tracciato modelli interpretativi e strategie di intervento, di seguito sintetizzati (Bethencourt et al., 2008).

- (a) *Modello dell'adattamento*. Individua nella difficoltà dello studente a integrarsi pienamente nell'ambiente accademico una delle principali cause del *dropout* universitario (Tinto, 1994).
- (b) *Modello strutturale*. Attribuisce l'abbandono alla complessa interazione conflittuale tra dimensioni politiche, sociali ed economiche (Bourdieu, 1986).
- (c) *Modello economicista*. Sottolinea l'impatto delle difficoltà finanziarie e dell'impossibilità di sostenere i costi dell'istruzione universitaria come elementi cruciali nell'interruzione del percorso formativo (Bean, 1980).
- (d) *Modello psicoeducativo*. Le difficoltà di adeguarsi alle richieste dell'università e le lacune pregresse degli studenti sono inquadrare come fattori causali principali del fenomeno (Astin, 1993).

Sebbene vi sia un diffuso consenso nel ritenere che l'abbandono derivi da una carente integrazione accademica e sociale, la natura complessa del fenomeno impedisce di individuare in modo inequivocabile i fattori determinanti e la loro interconnessione causale (Burgalassi, 2019).

Le cause e i fattori di rischio associati al fenomeno del *dropout* universitario emergono come una complessa interazione di elementi cognitivi, motivazionali, emotivi e sociali che incidono significativamente sul percorso accademico degli studenti. Uno dei principali fattori è rappresentato dall'elevato livello di stress legato alle aspettative

accademiche, alle scadenze stringenti dei compiti e alla pressione sociale, che contribuisce al manifestarsi di disturbi psicologici come ansia, depressione e *burnout* (Barefoot, 2004).

Tale stress, in combinazione con una scarsa rete di supporto sociale, problemi economici e stili di vita inadeguati, può compromettere non solo il rendimento ma anche il benessere psicologico, aumentando così il rischio di abbandono degli studi (Ibrahim et al., 2013).

In parallelo, uno studio condotto presso l'Ateneo Roma Tre ha sottolineato il ruolo cruciale svolto dalla motivazione e dall'autoefficacia scolastica. In particolare, la cosiddetta "amotivazione" (la mancanza di intenzione e interesse verso il proprio percorso di studio) e bassi livelli di autoefficacia (scarsa convinzione nelle proprie capacità di gestire il percorso universitario) risultano fattori predittivi significativi per il *dropout*. Al contrario, una forte motivazione intrinseca e l'adozione di strategie cognitive e metacognitive efficaci, come il monitoraggio delle conoscenze apprese e l'autogestione dei processi di apprendimento, sono correlate a migliori risultati accademici e a una minore probabilità di abbandono degli studi (Biasi et al., 2017).

Un'insufficiente capacità di apprendimento autoregolato è un fattore di rischio significativo. Questa carenza impedisce agli studenti di attuare strategie efficaci di gestione del tempo e delle risorse, e favorisce al contrario la procrastinazione ed il disimpegno. Tali difficoltà risultano amplificate quando gli studenti mostrano al contempo difficoltà a rispondere adattivamente ai complessi compiti richiesti dal contesto universitario (Stasolla et al., 2025).

Questi elementi, dunque, suggeriscono che il fenomeno del *dropout* universitario non possa essere attribuito esclusivamente a prestazioni accademiche insufficienti, ma debba essere piuttosto interpretato come l'esito di un insieme di fattori emotivi, cognitivi e motivazionali, oltre che socio-economici, strettamente interconnessi tra loro. La concomitanza di questi fattori sollecita la comunità educante a ricercare strategie preventive

e interventi capaci di promuovere negli studenti motivazione, autoefficacia, benessere mentale e, nel contempo, buone capacità autoregolative. Nella corrente ricerca, il focus sarà centrato sulle dimensioni metacognitive e psicologiche.

1.2.1. Correlazione con la mancanza di SRL

L'abbandono degli studi universitari è frutto di una molteplicità di fattori interagenti, che includono variabili personali, accademiche, istituzionali e socio-economiche (Tinto, 2017; Kuh et al., 2006). Tra i fattori individuali, un ruolo sempre più documentato in letteratura è rappresentato dalla carenza di competenze di *SRL*, intesa come la capacità dello studente di gestire attivamente il proprio processo di apprendimento attraverso cicli iterativi di pianificazione, monitoraggio e valutazione (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017).

Secondo la definizione classica di Zimmerman (2000), l'apprendimento autoregolato è un processo attivo e costruttivo attraverso cui gli studenti fissano obiettivi per il proprio apprendimento e cercano di monitorare, regolare e controllare proattivamente la propria attività cognitiva, i propri livelli motivazionali e, quindi, i propri comportamenti. La mancanza di tali competenze, spesso frequente in studenti del primo anno universitario, si traduce in un'insufficiente capacità di organizzare il tempo di studio, pianificare le attività accademiche e mantenere livelli adeguati di motivazione e perseveranza (Broadbent & Poon, 2015; Dent & Koenka, 2016).

Insufficienti abilità autoregolative sono associate a procrastinazione, *disengagement*, disorganizzazione ed evitamento delle responsabilità accademiche, quali atteggiamenti disfunzionali che ostacolano il successo accademico (Steel, 2007). La meta-analisi di Kim e Seo (2015), esaminando 33 studi empirici, ha rilevato una correlazione negativa moderata tra procrastinazione e rendimento accademico ($r = -0.28$), ed ha confermato che l'incapacità di regolare i comportamenti connessi alle attività di studio

può compromettere significativamente la performance universitaria. Inoltre, la procrastinazione è spesso interpretata come una strategia maladattiva di coping per regolare emozioni negative, come ansia o senso di inadeguatezza (Sirois & Pychyl, 2013).

La mancanza di autoregolazione è frequentemente associata a un basso senso di autoefficacia percepita, cioè a convinzioni di non essere in grado di portare a termine con successo i compiti richiesti (Bandura, 1997; Diseth, 2011). Gli studenti con bassa autoefficacia tendono a evitare le sfide, rinunciano più facilmente di fronte alle difficoltà e manifestano minore resilienza accademica (Komarraju & Nadler, 2013). Tali meccanismi psicologici si inseriscono in un più ampio quadro motivazionale che include anche una ridotta motivazione intrinseca all'apprendimento, quale predittore della persistenza negli studi (Mega et al., 2014).

Un altro elemento critico è rappresentato dalla gestione delle emozioni accademiche, in particolare ansia, stress, frustrazione e noia, che possono interferire con i processi cognitivi necessari per l'apprendimento efficace (Pekrun, 2006). Le competenze di *SRL* includono anche la capacità di riconoscere e regolare tali emozioni, oltre che di porre in essere atteggiamenti riflessivi e proattivi rispetto alle sfide dell'apprendimento. In assenza di tali abilità, aumenta il rischio di disagio psicologico ed abbandono accademico (Heikkilä & Lonka, 2006).

Il modello teorico di Tinto (1994; 2017), che ha rappresentato un punto di riferimento nella comprensione del *dropout* accademico, pone l'accento sull'integrazione accademica e sociale come fattori chiave per la persistenza nel cammino universitario. In tale quadro, la capacità dello studente di autoregolarsi assume un ruolo cruciale nella costruzione di un senso di appartenenza, nella gestione autonoma delle difficoltà e nella costruzione di traiettorie accademiche resilienti. In altre parole, la *SRL* funge da mediatore tra le caratteristiche personali dello studente e il contesto istituzionale, poiché direttamente la sua capacità di adattamento e permanenza nel sistema universitario (Richardson et al., 2012).

1.2.2. Stress e performance accademica

La relazione tra benessere psicologico e *performance* accademica negli studenti universitari è complessa e influenzata da diversi fattori interconnessi. Il benessere psicologico è positivamente correlato al successo accademico: studenti con elevato benessere psicologico tendono a maturare prestazioni accademiche migliori, mostrano maggiore concentrazione, migliore gestione dello stress e buone capacità di adattarsi alle sfide universitarie (Garces Garces et al., 2024).

In particolare, lo studio longitudinale condotto da Cobo-Rendón e colleghi (2020) su studenti universitari del primo anno ha evidenziato che emozioni positive come soddisfazione, autostima e autoefficacia possano predire positivamente la *performance* accademica. L'equilibrio affettivo positivo (*affect balance positivo*) favorisce l'adattabilità e la resilienza e contribuisce a mantenere un livello ottimale di energia mentale e motivazione. Al contrario, gli studenti che sperimentano un equilibrio affettivo negativo sono più propensi ad incontrare difficoltà accademiche.

Allo stesso modo, la ricerca di Fernández-González e colleghi (2017) sottolinea come un supporto sociale efficace e livelli elevati di ottimismo siano fattori predittivi positivi per ridurre lo stress accademico, nonché di minori sintomi comportamentali ed emotivi riconducibili allo stress. Manifestazioni emotive di stress e insoddisfazione sembrano derivare principalmente da visioni pessimistiche e da una percezione di scarsa capacità di affrontare gli ostacoli.

Lo stress è un processo dinamico di interazione tra individuo e ambiente. Questo processo si attiva quando le richieste dell'ambiente eccedono le proprie risorse disponibili per fronteggiarle. Lo stress, dunque, si configura come una risposta adattiva funzionale, cioè orientata alla sopravvivenza, che predispone l'organismo ad agire rapidamente di fronte a stimoli considerati potenzialmente minacciosi (Lazarus & Folkman, 1984).

La risposta allo stress, di per sé, implica una combinazione complessa di componenti fisiologiche, psicologiche e comportamentali. Dal punto di

vista fisiologico, si osservano reazioni come l'aumento della frequenza cardiaca, l'attivazione dell'asse ipotalamo-ipofisi-surrene (HPA), dei sistemi catecolaminergici periferici e alterazioni della motilità gastrointestinale. A livello cognitivo e comportamentale, le risposte sono orientate alla riduzione dell'impatto negativo dell'evento stressante: ad esempio, la diminuzione dell'attività esplorativa permette all'individuo di focalizzarsi sull'evento critico, limitando le distrazioni ambientali (Steckler, 2005).

Non esiste di per sé un evento oggettivamente stressante in assoluto; piuttosto, è la valutazione soggettiva della situazione a determinarne la potenzialità stressogena. In altre parole, lo stress nasce dall'incertezza su come affrontare un determinato evento, più che dall'evento in sé. Questo approccio mette in luce l'importanza degli aspetti soggettivi, nonché dei processi cognitivi di interpretazione e valutazione, i quali a loro volta sono influenzati dalle credenze personali e dalle risorse percepite (Tapia et al., 2008).

Nel modello di Lazarus e Folkman (1984), il processo di risposta allo stress si articola in due fasi principali: la prima è l'*appraisal*, ovvero la valutazione cognitiva della situazione, durante la quale l'individuo stabilisce se l'evento rappresenta una minaccia per il proprio equilibrio; la seconda è la fase di *coping*, in cui vengono attivate strategie finalizzate a gestire o risolvere la difficoltà percepita. Le strategie di *coping* possono essere distinte in due categorie fondamentali: quelle orientate alla risoluzione del problema e quelle mirate alla regolazione delle emozioni. Poiché l'individuo è continuamente esposto a pressioni ambientali, un *coping* inefficace può portare a una persistenza dello stress, il quale, se cronico, può a sua volta compromettere in modo significativo la salute psicofisica.

Lo stress è una condizione frequente nei contesti universitari. L'esperienza universitaria rappresenta un contesto privilegiato per l'apprendimento e la crescita personale, ma allo stesso tempo può trasformarsi in una fonte significativa di stress (Capone et al., 2020). Anche nel *setting* accademico, lo stress possiede una chiara dimensione multidimensionale, influenzata da una rete intrecciata di variabili

accademiche, ambientali, socio-culturali e psicologiche (Bedewy & Gabriel, 2015). Tra le cause principali figura l'ansia da esame che, se mantenuta entro livelli moderati, può persino svolgere una funzione motivante. Tuttavia, quando supera una certa soglia, diviene disfunzionale, poiché rinforza la paura di fallire o di non essere all'altezza dei compiti accademici (Fisher, 1994).

Lo stile di vita impatta sui livelli di benessere. In uno studio condotto da Hashmat *et al.* (2008) su studenti di medicina, si è osservato che l'ansia accademica aumenta quando vi è un elevato carico di studio, sessioni di esami particolarmente lunghe e assenza di attività fisica. Un ulteriore fattore critico è rappresentato dalle pressioni familiari, in particolare dalle aspettative genitoriali riguardo alla scelta della carriera universitaria e alla rapidità nel conseguimento del titolo. Tangade e collaboratori (2011) hanno evidenziato come gli studenti che si sentono forzati dai genitori nella scelta del percorso presentino livelli di stress più elevati. Gli autori raccomandano quindi di evitare imposizioni che possano compromettere sia la performance accademica sia il benessere generale. Anche il rapporto con i docenti può incidere negativamente. Commenti critici non costruttivi possono generare sentimenti di inadeguatezza e alimentare lo stress legato alla percezione di scarsa efficacia personale (Kumar et al., 2009).

Oltre agli aspetti relazionali, lo stress accademico è influenzato anche da variabili disposizionali, come il nevroticismo, la bassa autostima e la sensibilità interpersonale. Tali tratti di personalità, se presenti, tendono a ridurre la percezione di autoefficacia e ad amplificare l'impatto negativo delle difficoltà accademiche. Studenti emotivamente instabili, introversi e insicuri sono maggiormente vulnerabili all'ansia da esame e allo stress associato. A sostegno di ciò, una recente ricerca di Córdova Olivera e collaboratori (2023) ha evidenziato il ruolo cruciale del peso delle aspettative personali e del senso di autoefficacia nella genesi dello stress.

Un'ulteriore fonte di disagio è riconducibile all'organizzazione interna dell'università: la variabilità e l'imprevedibilità nella programmazione degli esami, le scadenze improvvise per le consegne, la carenza di strumenti

tecnologici adeguati o la mancanza di supporto da parte del corpo docente possono generare una forte sensazione di instabilità e impotenza. Questi elementi, spesso fuori dal controllo dello studente, alimentano l'incertezza sul proprio futuro e contribuiscono ad aumentare i livelli di stress (Capone et al., 2020).

Per misurare il livello di stress negli studenti universitari, Bedewy e Gabriel (2015) hanno ideato la *Perception of Academic Stress Scale* (PAS), strumento che include 18 *item* suddivisi in tre sottoscale relative alle aspettative accademiche, al carico di lavoro e all'autopercezione dello studente. Quando lo stress viene sperimentato in modo persistente, il rischio che si cronicizzi è concreto, con effetti devastanti sul benessere psicologico e fisico. Le conseguenze sono: peggioramento delle capacità cognitive, difficoltà nella gestione di compiti complessi e nella preparazione agli esami, riduzione dell'efficienza delle strategie di coping (Nelwati et al., 2012; Stewart et al., 2006).

Dal punto di vista clinico, lo stress cronico è stato correlato a sintomi depressivi, ansiosi, disturbi del sonno e dell'alimentazione, nonché a comportamenti autolesivi e ostili. L'assenza di adeguati fattori protettivi può inoltre determinare una progressione dello stress in *burnout* (Jumat et al., 2020).

L'introduzione del concetto di *burnout* in ambito scientifico si deve allo psichiatra tedesco Herbert Freudenberger, che nel 1974 utilizzò questo termine per descrivere una condizione di stress cronico associata all'ambiente lavorativo, connotata da un esaurimento totale delle risorse psicofisiche disponibili. Lo studioso identificò una serie di sintomi riconducibili a tre livelli principali: sul piano fisiologico si manifestano stanchezza persistente, cefalee frequenti, disturbi gastrointestinali e insonnia; sul versante comportamentale emergono cali di produttività, ritardi e assenze dal lavoro; infine, a livello cognitivo-affettivo si riscontrano irritabilità, ansia costante, instabilità emotiva e pensiero rigido.

Negli anni successivi, il costrutto è stato approfondito da Christina Maslach, che ha fornito una strutturazione teorica più precisa del fenomeno e ha messo a punto uno degli strumenti di misurazione più utilizzati: il *Maslach Burnout Inventory* (MBI) (Maslach & Jackson, 1986).

Maslach ha proposto un modello teorico a tre dimensioni, in cui il *burnout* è interpretato come una sindrome psicologica connotata da tre componenti. La prima è l'esaurimento emotivo, che riflette la sensazione di svuotamento psicofisico e la difficoltà nel far fronte alle richieste professionali. La seconda è la depersonalizzazione, intesa come una crescente tendenza a sviluppare atteggiamenti distaccati, cinici o negativi nei confronti del lavoro e delle persone coinvolte. La terza è la ridotta realizzazione personale, che si manifesta con un calo nella percezione di competenza, efficacia e soddisfazione nei confronti del proprio ruolo (Maslach & Leiter, 2016)

Il *burnout* è un fenomeno multifattoriale, in cui sono implicati fattori individuali ed ambientali. Negli ultimi anni, il *burnout* in ambito studentesco ha acquisito crescente attenzione nella letteratura scientifica. Questa condizione si manifesta come una sindrome caratterizzata da una risposta emotiva e fisiologica maladattiva, emerge in seguito a un'esposizione prolungata a fattori stressori e porta lo studente a sperimentare una marcata sensazione di esaurimento, sia a livello fisico che mentale. Nel contesto universitario, il *burnout* si manifesta attraverso vissuti di distacco emotivo, sentimenti di inefficacia e atteggiamenti cinici nei confronti delle attività accademiche. Gli studenti coinvolti riferiscono una crescente sensazione di inadeguatezza, un senso di incapacità nel rispondere alle richieste del contesto universitario e una perdita progressiva di motivazione e coinvolgimento (Fiorilli et al., 2022).

Il *burnout* è associato ad un rischio maggiore di contrarre disturbi psicologici (Ryan et al., 2023). Una scarsa qualità del sonno, frequentemente associata a disturbi di natura ansiosa e depressiva, compromette il benessere psicologico e, conseguentemente, il rendimento accademico. Gli studenti che, ad esempio, riferiscono insoddisfazione

rispetto alla qualità del sonno mostrano più alti livelli di disagio psicologico e un maggior rischio di abbandono universitario. Analogamente, studenti universitari con elevati livelli di stress, ansia e depressione riportano *performance* accademiche significativamente inferiori rispetto ai loro coetanei in condizioni psicologiche migliori (Gosadi, 2024).

La presenza di disturbi mentali, come ansia e depressione, condizionano negativamente il rendimento universitario. Duncan e colleghi (2021) hanno dimostrato come sintomi depressivi possano essere significativamente associati a peggiori voti e comportamenti educativi negativi quali assenteismo e mancata consegna di compiti. È stato osservato inoltre come una minore presenza a lezione e una scarsa adesione alle richieste accademiche siano mediatori dell'impatto negativo che la salute mentale deteriorata esercita sulla *performance* accademica.

Stress, depressione e ansia sono negativamente correlati con il rendimento accademico: gli studenti con maggiori sintomi depressivi, ansiosi e di stress presentano punteggi inferiori nelle valutazioni accademiche. Da ciò, si desume l'importanza degli interventi tempestivi volti al miglioramento del benessere psicologico degli studenti, specialmente nelle fasi avanzate del percorso universitario, durante le quali tendono ad emergere livelli più elevati di stress dovuti alle aspettative accademiche finali ed alle crescenti attese professionali (Zhang et al., 2024).

Alla luce delle evidenze sopra riportate, appare chiaro che la qualità del benessere psicologico incida profondamente sulla qualità del percorso accademico. Promuovere interventi di prevenzione e supporto psicologico tempestivi e mirati diviene, pertanto, una necessità imprescindibile per tutelare sia la salute mentale che il successo universitario degli studenti, poiché consente loro di affrontare con maggiore serenità e preparazione le sfide poste dalla vita accademica.

1.2.3. Impatti economici, sociali e individuali del dropout

Le conseguenze dell'abbandono accademico producono effetti significativi anche a livello economico e sociale. Dal punto di vista economico, il dropout universitario comporta una perdita di risorse pubbliche e private. Quando uno studente interrompe un percorso di studi universitari, gli investimenti economici sostenuti dalle famiglie e dagli apparati statali non vengono capitalizzati. Nel complesso, inoltre, il fenomeno del *dropout* universitario impatta negativamente sulla crescita economica nazionale. Secondo stime dell'OECD (2020), infatti, l'abbandono prematuro degli studi universitari è uno dei fattori che contribuisce al rallentamento della produttività nei Paesi con bassi tassi di completamento dei corsi di laurea.

In Italia, i dati ISTAT (2024) indicano che il 10,5% dei giovani tra i 18 e i 24 anni abbandona precocemente il percorso scolastico e formativo, con punte che raggiungono il 14,6% nel Mezzogiorno. Il divario è ancora più marcato se si considera il *background* familiare: il 23,9% dei giovani con genitori con al massimo la licenza media interrompe precocemente gli studi, rispetto all'1,6% dei coetanei con almeno un genitore laureato. Questi dati confermano l'interazione tra *dropout* e fattori sociali, nonché l'influenza dei fattori negativi sull'accesso e sulla permanenza nell'istruzione superiore (ISTAT, 2023).

La difficoltà nella pianificazione e nella gestione del tempo, insufficienti competenze metacognitive e l'assenza di strategie di automonitoraggio possono portare a comportamenti disfunzionali come la procrastinazione e il *disengagement* accademico, con la conseguenza di un aumentato rischio di insuccesso formativo e di abbandono degli studi (Ariely & Wertenbroch, 2002). La letteratura ha inoltre dimostrato che il mancato sviluppo di competenze di autoregolazione è fortemente associato all'aumento dei livelli di stress, ansia e depressione tra gli studenti universitari (Mega et al., 2014; Zimmerman, 2015).

Dati recenti confermano questa relazione tra carenza di *SRL* e stress accademico. Un'indagine dell'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) del 2021 ha rilevato che circa il 35% degli studenti universitari a livello globale soffre di alti livelli di stress, spesso accompagnati da disturbi d'ansia e depressione. Tali condizioni psicologiche, se non gestite attraverso strategie efficaci di intervento, incrementano il rischio di *dropout*. Tale aspetto desta preoccupazione, specie alla luce dei dati forniti dalla ricerca del Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR, 2020), la quale ha evidenziato che in Italia il 40% degli studenti universitari presenta livelli elevati di stress accademico, con conseguenti problematiche di salute mentale e fisica, tra cui ansia, insonnia e depressione.

Le evidenze raccolte in Cina, Australia e Turchia confermano questa tendenza globale. Lo studio di Lin et al. (2025) ha condotto una meta-analisi su 32 studi con oltre 93.000 studenti universitari cinesi, rilevando una prevalenza media di depressione del 34,7%. Il tasso è aumentato al 38,7% durante e dopo la pandemia da COVID-19. In Australia, il 67,4% degli studenti universitari ha riportato sintomi subclinici di *distress* psicologico; in particolare, le studentesse sembrano essere particolarmente esposte a tassi di ansia e stress superiori rispetto ai colleghi maschi (Stallman, 2010). In Turchia, quasi la metà degli studenti universitari (47,1%) presenta livelli di ansia moderati o severi, con una prevalenza più alta nei primi due anni di studio, quando le competenze *SRL* sono generalmente meno sviluppate (Bayram & Bilgel, 2008). Sembra possano esserci anche differenze a seconda delle facoltà di afferenza. Lo studio di Behere et al. (2011) mostra che lo stress è diffuso tra studenti di medicina, ingegneria e infermieristica, ma con intensità diverse. I livelli clinicamente rilevanti sono più frequenti tra studenti di medicina e ingegneria, mentre le studentesse di infermieristica tendono a negare lo stress. Le pressioni familiari e accademiche risultano fattori determinanti nei primi due gruppi.

A livello individuale, l'abbandono degli studi universitari comporta conseguenze sul piano professionale e personale. I giovani che lasciano prematuramente l'università hanno maggiori probabilità di incorrere in

importanti periodi di disoccupazione, impieghi precari e livelli retributivi inferiori rispetto ai laureati (Eurostat, 2023). L'abbandono accademico si associa anche a insoddisfazione personale, bassa autostima e riduzione del benessere psicologico. Secondo Mega et al. (2014), le emozioni negative derivanti dall'insuccesso accademico possono innescare un circolo vizioso che ostacola il reinserimento nei percorsi formativi e riduce la motivazione verso l'apprendimento permanente.

Dal punto di vista sociale, l'abbandono universitario limita l'accesso alle competenze specialistiche necessarie per sostenere l'innovazione e lo sviluppo tecnologico, ed impatta negativamente sulla competitività dei sistemi economici nazionali. Nei Paesi OCSE, il tasso medio di completamento dei programmi di laurea di primo livello si attesta al 39%, un dato che riflette criticità persistenti nella capacità dei sistemi educativi di trattenere e valorizzare il capitale umano (OECD, 2020). L'abbandono degli studi universitari, inoltre, costituisce una perdita significativa in termini di sviluppo di competenze, ha ricadute rilevanti sia sul mercato del lavoro che sulle traiettorie esistenziali individuali e contribuisce all'incremento della popolazione NEET (*Not in Education, Employment, or Training*) (Malavasi, 2017).

La promozione del *SRL*, quindi il miglioramento delle capacità di gestire strategicamente tempo, processi e risorse cognitive, potrebbe mitigare l'impatto negativo sul rendimento accademico causato dalla mancanza di supporto sociale e dal sovraccarico di impegni accademici (CRUI, 2020). Le competenze di *SRL* si configurano infatti come un fattore protettivo fondamentale per la gestione dello stress e delle emozioni negative. L'autoregolazione emotiva e l'uso di strategie metacognitive riducono l'impatto degli *stressor* accademici, migliorano la resilienza e favoriscono il successo formativo. In assenza di tali competenze, aumenta la probabilità di sperimentare un deterioramento del benessere psicologico, con conseguenze dirette sulla permanenza nel percorso universitario.

Alla luce di tali evidenze, il contrasto al *dropout* accademico rappresenta una priorità strategica per i sistemi di istruzione superiore. La

promozione delle competenze di *SRL* si configura come uno dei principali strumenti per favorire la permanenza e il successo degli studenti universitari, in quanto consente di sviluppare l'autonomia, la motivazione e la resilienza necessarie per affrontare le sfide accademiche e completare il percorso di studi (Zimmerman & Schunk, 2013).

1.3. Uno sguardo sugli approcci tradizionali

La metanalisi di Ibsen e Rosholm (2024) ha revisionato gli studi sugli interventi implementati per il contrasto al *dropout* accademico. Le ricerche incluse sono state condotte in 11 paesi OCSE, ed hanno riguardato esclusivamente università e *college* quadriennali (escludendo *community colleges*, programmi *online* e studenti *part-time*). Di questi studi, 27 provenivano da contesti nordamericani (soprattutto Stati Uniti) e 11 da contesti europei. Analizzando 38 studi che soddisfacevano rigorosi criteri metodologici (*RCT* o quasi-sperimentali) e permettevano l'estrazione di effetti comparabili, sono state identificate dieci tipologie principali di interventi per ridurre l'abbandono universitario

- (1) *Mentoring e supporto personalizzato*. Interventi che includono programmi di *mentoring* tra pari o tra studenti e docenti, incontri regolari con tutor, invio di messaggi di supporto e *goal-setting*.
- (2) *Peer group interventions*. Questi interventi manipolano la composizione dei gruppi di studio o delle classi, ad esempio organizzandoli per genere o per livello di abilità accademica.
- (3) *Academic skills upgrade*. Programmi volti a potenziare competenze specifiche o di preparazione pre-accademica.
- (4) *Institutional setting and requirements*. Cambiamenti nelle politiche di ammissione, utilizzo della *probation* accademica o sistemi di valutazione alternativi.
- (5) *Corsi specifici*. Corsi di *leadership*, seminari per matricole o esperienze accademiche di ricerca precoce.

- (6) *Learning communities*. Interventi che combinano coorte fissa, curriculum integrato e *mentoring*, creando un senso di comunità tra studenti.
- (7) *Preparazione pre-universitaria*. Programmi estivi che offrono corsi accademici e supporto personalizzato prima dell'inizio del primo semestre, volti a ridurre lo *shock* iniziale e rafforzare le competenze di base.
- (8) *Early Warning Systems* (EWS). Sistemi predittivi basati su analisi di dati per identificare studenti a rischio di abbandono.
- (9) *Supporto psicosociale e benessere*. Interventi che integrano il supporto per la salute mentale, il benessere emotivo, l'equilibrio vita-studio.
- (10) *Nudging e reminder personalizzati*. Utilizzo di leve comportamentali per orientare positivamente le scelte degli studenti, come promemoria via *e-mail* o SMS per attività accademiche, scadenze o obiettivi individuali.

Nell'ambito della corrente ricerca, sono presi in esame gli interventi finalizzati alla promozione della *SRL* e del benessere psicologico in ambito accademico. Prima di descrivere le principali tipologie di interventi adoperati, sono delineati dei quadri teorici di riferimento, con particolare attenzione ai costrutti di "*SRL*" e "benessere psicologico".

1.3.1. La SRL. Un inquadramento

La *SRL* è la capacità degli studenti di pianificare, monitorare e valutare autonomamente il proprio apprendimento (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017). Questa competenza presuppone il possesso di adeguate competenze metacognitive, le quali sono costituite da due elementi, ossia le conoscenze e le abilità di regolare la metacognizione (Siegesmund, 2016). Buoni livelli di *SRL* in ambito universitario sono fondamentali per due motivazioni: (a) sono correlati positivamente al rendimento accademico dello studente (N.

Zhao et al., 2014); (b) sono precursori della capacità di apprendere ad apprendere, quale competenza fondamentale nella prospettiva della *lifelong learning*, quale elemento centrale nell'educazione in età adulta (Knowles, 1975). Numerosi studi hanno dimostrato che gli studenti con elevate competenze di *SRL* tendono ad ottenere risultati accademici migliori (Broadbent & Poon, 2015). Secondo una meta-analisi condotta da Dent & Koenka (2016), la *SRL* ha una correlazione positiva ($r = 0.25$) con il rendimento accademico, ed è quindi cruciale nel successo degli studenti universitari.

Gli studenti universitari che, al contrario, mostrano difficoltà nell'applicazione di strategie di autoregolazione, sperimentano problematiche frequenti come procrastinazione, disfunzionale gestione del tempo, basso livello di motivazione e difficoltà a monitorare l'efficacia delle proprie strategie di apprendimento. Secondo Kim e Seo (2015), la procrastinazione accademica è negativamente correlata con la performance scolastica ($r = -0.28$), così come scarse abilità di autoregolazione impattano negativamente sul rendimento. Queste evidenze giustificano la necessità di approfondire come ed in quali termini la *SRL* impatti sul rendimento accademico degli studenti universitari.

L'apprendimento autoregolato è un processo triadico che raccoglie variabili sulle quali lo studente interviene attraverso un circuito di *feedback* orientato su di sé (*self-oriented feedback loop*). Questo approccio presuppone che gli studenti proattivamente identifichino le risorse didattiche e le strategie necessarie rispetto agli obiettivi di apprendimento (Knowles, 1975). La *SRL* coinvolge:

- (a) variabili motivazionali (autoefficacia, interessi, obiettivi);
- (b) variabili cognitive e metacognitive (stili cognitivi, strategie di apprendimento, strategie di *problem solving*, elaborazione di immagini mentali, identificazione di informazioni rilevanti, monitoraggio delle competenze, valutazione degli *output*);

(c) variabili contestuali (ruolo dell'ambiente nel favorire o ostacolare l'attivazione dei processi appena menzionati) (Boekaerts et al., 2005).

Dal punto di vista teorico, il modello ciclico proposto da Zimmerman (2002) è uno dei riferimenti principali per lo studio dell'apprendimento autoregolato. Questo modello descrive tre fasi interconnesse che caratterizzano il processo di *SRL*: la fase di previsione o *forethought*, in cui lo studente stabilisce obiettivi e pianifica le strategie di apprendimento; la fase di esecuzione o *performance*, in cui attua le strategie operative e monitora l'efficacia del processo; la fase di riflessione o *self-reflection*, in cui valuta i risultati raggiunti e analizza gli errori per migliorare l'approccio successivo (Zimmerman & Schunk, 2013).

Altri modelli di riferimento, come quello proposto da Pintrich (2004), sottolineano anche l'importanza della regolazione motivazionale ed emotiva, e pongono attenzione alla gestione degli aspetti contestuali e ambientali che possono influenzare il processo di apprendimento. Winne e Hadwin (1998) propongono una visione dinamica e adattiva dell'*SRL*, in cui emerge l'importanza della metacognizione e del monitoraggio continuo nella gestione delle risorse cognitive.

Numerosi studi empirici hanno confermato il ruolo cruciale dell'*SRL* come predittore del successo accademico. Broadbent & Poon (2015), in una revisione sistematica condotta su ambienti di apprendimento *online*, hanno osservato che l'impiego consapevole di strategie di gestione del tempo, automonitoraggio e autoriflessione da parte degli studenti è positivamente correlato al rendimento accademico. La regolazione metacognitiva, in particolare, si è rivelata la componente più efficace nell'influenzare i risultati. Dent e Koenka (2016), attraverso una meta-analisi che ha coinvolto oltre 220 studi e più di 97.000 partecipanti, hanno dimostrato una correlazione positiva tra le competenze di *SRL* e il rendimento scolastico, con un effetto più marcato nei contesti di istruzione superiore rispetto ai livelli scolastici inferiori. Gli autori evidenziano come l'efficacia dell'*SRL* sia

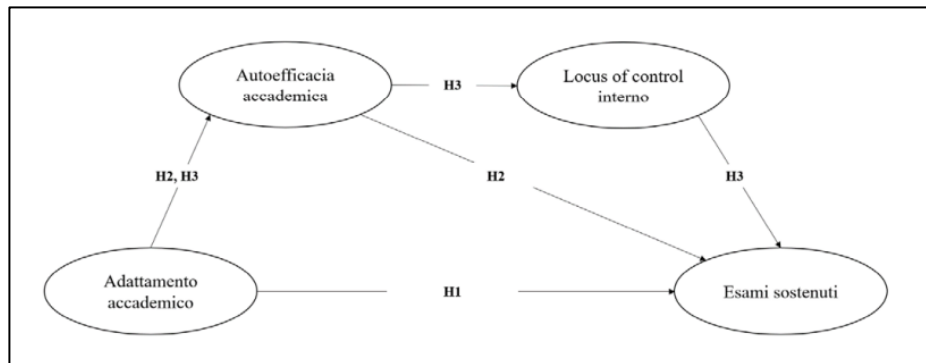
mediata da fattori quali l'autoefficacia percepita, la gestione della motivazione e la qualità delle strategie cognitive adottate.

Gli studenti che sviluppano solide competenze di SRL mostrano una maggiore persistenza nei percorsi di studio, una più elevata resilienza accademica e una riduzione della propensione al dropout. Mega, Ronconi e De Beni (2014) hanno evidenziato che le competenze di SRL contribuiscono alla gestione delle emozioni accademiche, dei livelli di ansia e di stress associati alle valutazioni e alle scadenze. Tale regolazione emotiva favorisce la motivazione intrinseca e incrementa l'*engagement*. Gli studenti con un alto livello di autoregolazione, inoltre, hanno alti livelli di autoefficacia e tendono a definire obiettivi di apprendimento più ambiziosi e a impegnarsi con maggiore costanza nel raggiungimento degli stessi (Diseth, 2011).

Il rafforzamento dell'autoefficacia percepita è una leva fondamentale nella *performance* accademica, poiché agisce da mediatore tra adattamento alle richieste e risultati accademici. Buoni livelli di autoefficacia sono connessi ad un *locus of control interno*, cioè alla tendenza dello studente di attribuire i propri successi (o insuccessi) a fattori interni controllabili, come il proprio impegno e la gestione strategica delle proprie attività di apprendimento (Floris et al., 2023). Nel contesto universitario, infatti, si parla di "autoefficacia accademica", intesa come percezione che gli studenti hanno riguardo alle proprie capacità di superare gli esami e raggiungere con successo gli obiettivi formativi previsti (Elias & MacDonald, 2007).

La figura seguente illustra un modello teorico che descrive le connessioni queste dimensioni.

Fig. 2: Autoefficacia, *Locus of Control*, Esami ed Adattamento



Fonte: Floris et al. (2023)

Il modello ipotizza che l'adattamento accademico influenzi direttamente la performance (H1), ma anche il *locus of control* (H3) attraverso la mediazione dell'autoefficacia accademica (H2). Le relazioni multiple tra i vari fattori suggeriscono una struttura multilivello nella quale l'autoefficacia accademica non è solo un esito dell'adattamento, ma è anche una leva attraverso cui gli studenti regolano i propri obiettivi, le aspettative e la motivazione. Questo approccio risulta coerente con l'impostazione di Zimmerman (2002) secondo cui la percezione di competenza personale media significativamente il legame tra strategie di SRL e successo accademico.

Il ruolo delle competenze autoregolative nella prevenzione dell'abbandono universitario è ampiamente riconosciuto nella letteratura recente. Richardson et al. (2012), in una meta-analisi che ha incluso 241 studi, hanno identificato la *SRL* come uno dei principali fattori psicologici associati alla *retention* studentesca. Secondo Tinto (2017), la mancanza di strategie di autoregolazione è uno degli ostacoli principali al successo accademico, specialmente nei primi anni di università. Gli studenti che riescono a monitorare il proprio percorso di apprendimento e ad adattare le proprie strategie in risposta alle difficoltà incontrate tendono a mostrare tassi più bassi di abbandono e un maggiore senso di appartenenza all'ambiente accademico.

Le implicazioni pratiche di questi risultati sono molteplici. Programmi tradizionali di formazione metacognitiva e *workshop* di gestione del tempo, possono favorire il miglioramento delle performance accademiche e ridurre l'incidenza dell'abbandono scolastico (Higgins et al., 2021; Russell et al., 2022). Tuttavia, questi approcci richiedono un supporto costante da parte dei docenti e dei tutor e risultano difficilmente scalabili, soprattutto nei contesti universitari caratterizzati da un'ampia eterogeneità degli studenti e da risorse limitate (Kubik et al., 2021).

La *SRL*, quindi, costituisce un elemento chiave per promuovere il successo accademico e contrastare l'abbandono universitario. Le sue componenti cognitive, metacognitive, motivazionali ed emotive offrono un quadro di riferimento integrato per lo sviluppo di interventi educativi efficaci. L'evoluzione delle tecnologie digitali, in particolare le soluzioni basate sull'*IA*, sta aprendo nuove prospettive per l'implementazione di strategie personalizzate e scalabili volte a supportare lo sviluppo delle competenze di autoregolazione negli studenti universitari.

1.3.2. Potenziamiento della SRL. Gli approcci tradizionali

Gli interventi tradizionali per il potenziamento delle abilità di *SRL* si basano prevalentemente su attività di formazione in aula, *workshop* sul *time management*, corsi di studio guidato e tutorato accademico. Queste attività, benché utili, presentano alcune criticità, tra cui la difficoltà ad aiutare gli studenti a sviluppare una padronanza profonda ed autonoma di queste procedure regolative (Panadero, 2017).

Tra i vari limiti degli approcci tradizionali, emerge anche la difficoltà di personalizzazione. Gli interventi tradizionali sono generalmente progettati per gruppi di studenti e si basano su un approccio "*one-size-fits-all*", che non tiene conto delle differenze individuali in termini di stili cognitivi, bisogni formativi, livelli di motivazione e capacità metacognitive (Higgins et al., 2021). Questa standardizzazione limita l'efficacia delle strategie proposte, poiché non tutti gli studenti partono dallo stesso livello

di competenza autoregolativa e non tutti reagiscono positivamente alle stesse modalità di insegnamento (Diseth, 2011). Inoltre, studenti con bassi livelli di autoefficacia o scarsa consapevolezza metacognitiva possono trovare difficoltà ad applicare autonomamente le strategie di *SRL* apprese durante interventi generalizzati.

Un'ulteriore criticità è rappresentata dall'assenza di *feedback* immediato e continuo. I metodi didattici tradizionali si basano su interazioni sincrone e periodiche con i docenti o i tutor, che spesso non consentono un monitoraggio in tempo reale dei progressi dello studente (Kubik et al., 2021). La mancanza di un sistema di *feedback* personalizzato e tempestivo impedisce agli studenti di correggere prontamente le proprie strategie, limitando l'efficacia del ciclo di autoregolazione, soprattutto nella fase di *performance* e di riflessione (Zimmerman, 2002).

Un altro limite rilevante riguarda la scalabilità degli interventi. I programmi di tutoraggio ed i corsi incentrati sullo sviluppo delle competenze di *SRL* richiedono un investimento significativo in termini di risorse umane e di tempo da parte degli insegnanti e dei servizi di supporto accademico. Questo rende complessa l'applicazione su larga scala, in particolare nei contesti universitari con un numero elevato di studenti o con risorse economiche limitate (Hattie & Timperley, 2007). L'erogazione di un supporto personalizzato e continuativo da parte dei docenti non è sempre assicurabile, e vi è il rischio che le iniziative possano essere ridotte a moduli formativi isolati e non integrati all'interno dei percorsi curricolari (Smadi et al., 2024).

Sul lungo termine, le strategie tradizionali si sono rivelate efficaci nel breve periodo, ma i benefici tendono a diminuire quando lo studente non riceve più supporto diretto (Luo & Zhou, 2024). In assenza di continuità, molti studenti abbandonano progressivamente l'utilizzo delle strategie di *SRL* acquisite, tornando a comportamenti di studio superficiali o reattivi.

Un'ulteriore criticità riguarda l'efficacia limitata nella gestione delle componenti motivazionali ed emotive del *SRL*. I tradizionali programmi di

formazione tendono a concentrarsi prevalentemente sulle competenze cognitive e metacognitive. Questo approccio parziale rischia di non sostenere adeguatamente gli studenti nelle fasi di frustrazione, noia o demotivazione. Infine, molti approcci tradizionali risultano non sufficientemente integrati con le tecnologie digitali (Llacuna & Mason, 2022). La didattica frontale e i modelli di tutorato tradizionali si adattano con difficoltà agli ambienti *online* e *blended*, dove l'apprendimento avviene in modo asincrono e dove lo studente deve gestire in autonomia le proprie attività di studio (Lobos et al., 2024). In questi contesti, l'assenza di strumenti tecnologici integrati che supportino la pianificazione, il monitoraggio e la riflessione rappresenta un ulteriore limite.

In sintesi, sebbene gli approcci tradizionali abbiano rappresentato per decenni il metodo privilegiato per promuovere lo sviluppo delle competenze di *SRL*, le loro limitazioni in termini di personalizzazione, tempestività del *feedback*, scalabilità, sostenibilità e integrazione tecnologica rendono necessario esplorare soluzioni alternative. L'IA e le tecnologie adattive emergono come strumenti promettenti per superare queste criticità, poiché forniscono supporti personalizzati, automatizzati e scalabili, in grado di rispondere alle esigenze dei singoli studenti e di integrare in modo efficace l'intero ciclo di autoregolazione.

1.3.3. Benessere psicologico e successo accademico

Il costrutto del benessere psicologico, da tempo oggetto di indagine scientifica, possiede una complessa natura multidimensionale.

Il costrutto è stato da sempre oggetto di indagine della psicologia umanistica. Nella scala dei bisogni di Maslow (1943), il concetto di benessere è associato all'autorealizzazione, che scaturisce dallo sviluppo della propria individualità, delle proprie potenzialità e delle proprie aspirazioni. Rogers (1963), invece, pone collega il benessere psicologico al funzionamento ottimale della persona, che si concretizza quando questa è aperta a nuove esperienze ed è in grado di accettare con consapevolezza i

propri vissuti ed i propri sentimenti, sia positivi sia negativi. Nel benessere, inoltre, concorre la coerenza tra ciò che sente e ciò che esprime, nonché l'assenza di discrepanze tra l'esperienza reale e l'immagine di sé. Altro aspetto connesso al benessere è, infine, la tensione alla continua crescita personale, come azione di incessante scoperta di se stessi. Fondamentale è la capacità della persona di adattarsi creativamente alle novità e sperimentare forme comportamentali non prevedibili ma funzionali per una gestione positiva di nuovi scenari.

La psicologia umanistica ha spostato il focus dalla patologia e dai limiti della persona alle risorse ed alle opportunità che la persona possiede, fondamentali per la creazione di nuove e positive traiettorie di sviluppo. Sulla scia di tale approccio, nasce la psicologia positiva (Laudadio & Mancuso, 2015). La psicologia positiva, sviluppata grazie al contributo degli studi di Seligman (2001), propone un cambiamento di prospettiva: la salute non è da inquadrare come la semplice assenza di patologie, bensì è uno stato che va oltre alla mancanza di malattie. In base a questo *framework teorico*, dunque, si deriva che la psicologia non debba solo occuparsi di trattare scientificamente e ridurre clinicamente il *deficit* e la patologia, ma è importante che punti anche a sviluppare e potenziare qualità che consentano un miglioramento del benessere e della qualità vita delle persone, al fine di prevenire il disagio e il disturbo.

Il concetto di benessere è stato in origine inquadrato da due prospettive distinte: la prospettiva "edonistica" (dal greco *ἡδονή*, piacere), e la prospettiva "eudaimonica" (dal greco *εὐδαιμονία*, felicità).

La prospettiva edonistica concepisce il benessere soggettivo come strettamente connesso al piacere, alla soddisfazione rispetto alla propria vita e alla frequenza di emozioni positive. La ricerca afferente a questo orientamento, focalizzandosi sulle valutazioni soggettive che le persone forniscono circa la propria esistenza, indaga i fattori che determinano la piacevolezza o meno delle esperienze vissute. In tale quadro, la salute mentale è intesa come la capacità dell'individuo di incrementare le emozioni positive e di ridurre quelle negative. Poiché in questo approccio la

dimensione emotiva assume un ruolo centrale, si fa spesso riferimento al concetto di benessere emozionale (Diener & Ryan, 2009).

Di contro, la prospettiva eudaimonica pone l'accento sull'autorealizzazione intesa come fondamento del benessere umano. Il benessere, quindi, non coincide con la mera soddisfazione soggettiva, ma è legato al conseguimento di obiettivi significativi e alla realizzazione dei propri valori e potenzialità. La ricerca punta a identificare e promuovere i fattori che favoriscono il pieno sviluppo del potenziale individuale. Il benessere psicologico è inteso per questo come costrutto multidimensionale: si distingue dal benessere soggettivo poiché include componenti quali l'autonomia, l'autoaccettazione, la crescita personale, la competenza nelle relazioni interpersonali e le capacità sociali (Ryff & Singer, 1998).

Il benessere psicologico include sia gli aspetti edonici che le dimensioni eudaimoniche; esso propriamente riflette il funzionamento ottimale dell'individuo a livello emotivo, cognitivo e relazionale. Questo costrutto, dunque, comprende non solo l'assenza di disagio mentale, ma anche la presenza di qualità positive come l'autonomia, la realizzazione di sé, relazioni positive e senso di scopo nella vita. Anche l'Organizzazione Mondiale della Sanità, infatti, definisce il benessere psicologico come uno stato in cui l'individuo realizza le proprie capacità, riesce ad affrontare le normali tensioni della vita, lavora in modo produttivo ed è in grado di dare un contributo alla propria comunità (WHO, 2013).

Ryff (1995) ha proposto un modello di benessere a sei fattori che include: auto-accettazione, relazioni positive, autonomia, padronanza dell'ambiente, scopo nella vita e crescita personale. Questo modello è stato oggetto di critiche, in quanto centrato fondamentalmente sull'individualità, a discapito degli spaccati relazionali. Per questo, il sociologo Keyes (1998) ha introdotto il concetto di "benessere sociale". Secondo tale prospettiva, il benessere sociale include cinque differenti dimensioni, che insieme partecipano ad un ottimale funzionamento sociale: coerenza sociale, accettazione sociale, attualizzazione sociale, contributo sociale e

integrazione sociale. A partire da questa visione, è stato sviluppato in seguito il *Two Continua Model*, secondo cui la salute psicologica può essere associata ad uno stato di benessere, caratterizzato sia dalla dimensione emozionale edonica che da quella eudaimonica, comprendente la sfera psicologica e sociale (Keyes, 2006).

A partire dallo sviluppo del *Two Continua Model*, Keyes ha introdotto il concetto di *Mental Health Continuum*, una prospettiva che distingue tra salute mentale completa e incompleta. In questo quadro, gli individui che sperimentano livelli elevati di benessere, definiti *flourishing* (fiorenti), mostrano una vita ricca di significato, elevata soddisfazione, emozioni positive frequenti e un funzionamento efficace sia sul piano psicologico che sociale. Al contrario, coloro che presentano bassi livelli di benessere psicologico, detti *languishing* (languenti), vivono uno stato di vuoto emotivo, apatia e disconnessione sociale. Chi non rientra in nessuno dei due estremi, sperimenta una condizione di benessere moderato (Keyes, 2002).

Non è sufficiente intervenire solo nei casi già conclamati di malattia mentale, bensì occorre promuovere il benessere anche quando, pur non essendo clinicamente presente uno stato di patologia, non sussistono adeguati livelli di soddisfazione e realizzazione. In uno studio, infatti, Keyes (2007) ha verificato che gli individui fiorenti registrano tassi inferiori di assenze lavorative, minori problemi di salute e un ricorso più contenuto ai servizi sanitari, oltre a un funzionamento psicosociale superiore rispetto alle persone languenti, a quelle con benessere moderato e persino rispetto a coloro che presentano disturbi mentali con livelli di benessere comunque elevati. Suggestivo è anche il dato secondo cui, la combinazione tra psicopatologia e languore comporta esiti più disfunzionali rispetto alla compresenza di malattia e livelli di benessere psicologico medio-alti.

Queste evidenze suggeriscono che salute e malattia non vadano intese come poli opposti di un unico *continuum*; sono, in realtà, dimensioni interrelate, strettamente connesse tra loro. Alla luce di queste considerazioni, risulta fondamentale adottare un approccio preventivo anche in ambito sanitario e psicologico, capace di cogliere precocemente le

prime deviazioni dallo stato di benessere. L'obiettivo non deve essere solo trattare la patologia, ma anche e soprattutto promuovere attivamente la salute ed il funzionamento ottimale dell'individuo (Petrillo et al., 2015).

Il benessere psicologico è un fattore cruciale per il successo accademico degli studenti universitari. L'ambiente accademico moderno presenta numerose sfide che impattano direttamente sulla salute mentale degli studenti, tra cui la pressione legata al rendimento, l'incertezza rispetto al futuro professionale e la gestione di carichi di studio intensi. La letteratura internazionale ha da tempo evidenziato la stretta correlazione tra la salute mentale e il successo scolastico (Hernández-Torrano et al., 2020).

Anche secondo Barkham *et al.* (2019), le difficoltà psicologiche durante il percorso universitario rappresentano un ostacolo significativo al rendimento scolastico. L'ansia da prestazione, la depressione e il *burnout* riducono la capacità di concentrazione, la motivazione e la produttività accademica (Ibrahim *et al.*, 2013). L'aumento dei sintomi di ansia e depressione negli studenti universitari, infatti, è direttamente associato a un peggioramento dei risultati accademici e a un aumento del tasso di abbandono (Eisenberg et al., 2009).

Un aspetto importante emerso nella letteratura è l'impatto dello stress cronico sulla salute generale degli studenti. La competizione per gli obiettivi accademici e sociali può influenzare le convinzioni di efficacia nei confronti delle sfide universitarie, con conseguenze dirette in termini di stress psicologico (Capone *et al.*, 2020). Lo stress prolungato è associato a disfunzioni fisiche, tra cui disturbi gastrointestinali, cardiovascolari e immunitari (Cohen et al., 2007). Dyrbye, Thomas e Shanafelt (2006), inoltre, documentando una correlazione tra stress accademico, disturbi dell'umore e sintomi psicosomatici, hanno indicato che il benessere psicologico costituisce un prerequisito per la salute fisica e per un funzionamento accademico efficace.

Il sostegno sociale e il supporto psicologico sono fattori protettivi in grado di mitigare l'effetto negativo dello stress sul rendimento accademico.

Acosta-Gonzaga (2023) ha evidenziato che l'autostima e la motivazione influenzano direttamente l'*engagement* accademico, poiché determinano l'efficacia con cui gli studenti affrontano i propri impegni universitari.

1.3.4. Approcci tradizionali per il supporto psicologico in ambito accademico

Gli interventi tradizionali adottati per contrastare il *dropout* universitario si configurano come strategie integrate e multidimensionali, finalizzate al miglioramento della *performance* accademica e del benessere psicosociale. Tra le misure più consolidate, si annoverano i programmi di supporto allo studio nei momenti di maggiore criticità formativa ed emotiva. Questi interventi sono calibrati allo scopo di promuovere di ambienti di apprendimento inclusivi, finalizzati a rispondere alle diverse esigenze formative, culturali e relazionali, nonché a fornire orientamenti in ingressi capaci di guidare le scelte iniziali in modo più consapevole e informato (Zane, 2025). Centrale è anche il ruolo svolto dai programmi di tutoraggio e *mentorship*, che forniscono agli studenti un punto di riferimento costante, al fine di favorire l'adattamento al contesto universitario e sostenere la costruzione di progetti di vita coerenti (Da Re, 2017).

I servizi di supporto psicologico tradizionali rappresentano una componente fondamentale dei programmi di benessere negli ambienti universitari. I servizi di *counseling*, ad esempio, forniscono un'assistenza psicologica mirata alla gestione dell'ansia, alla risoluzione di conflitti interpersonali e al supporto in situazioni di crisi (Baldascini, 2002; Savarese, 2014). Questi interventi, generalmente di breve durata e orientati alla soluzione di problemi specifici, si basano su modelli teorici sistemico-relazionali (Bert et al., 2004), che promuovono la valorizzazione delle risorse personali e delle reti di supporto sociale.

La *mindfulness* è un altro approccio tradizionalmente impiegato per la gestione dello stress e la promozione del benessere psicologico negli

studenti universitari. I programmi di *Mindfulness-Based Stress Reduction* (MBSR) si sono dimostrati efficaci nel ridurre i sintomi di ansia, depressione e stress (Seppälä et al., 2020). La *mindfulness* inoltre può migliorare la regolazione emotiva e la consapevolezza e promuovere un atteggiamento più flessibile e adattivo nei confronti delle sfide accademiche. La *Dialectical Behavioral Therapy* (DBT) è stata recentemente adattata a contesti non clinici per promuovere la resilienza e la gestione dello stress negli studenti universitari. Il programma proposto da Recabarren et al. (2019), che integra tecniche di *mindfulness*, regolazione emotiva, ristrutturazione cognitiva e *training* sulle abilità sociali, ha prodotto risultati positivi in termini di riduzione dell'ansia di tratto, dei sintomi di dolore e delle difficoltà nelle relazioni interpersonali. I programmi di prevenzione multimodale che combinano diversi approcci si sono rivelati particolarmente promettenti. Lo studio di Morton et al. (2020) ha dimostrato che un intervento multimodale di dieci settimane, basato su strategie di *Lifestyle Medicine* e *Positive Psychology*, può migliorare significativamente la salute mentale degli studenti universitari. Sono emerse riduzioni nei sintomi di depressione, ansia e stress, con aumenti nella vitalità, nella soddisfazione di vita e nella salute mentale generale, soprattutto tra coloro con maggiori difficoltà iniziali.

Nonostante le evidenze sull'efficacia, gli approcci tradizionali presentano numerosi limiti. Una delle principali criticità riguarda l'accessibilità ai servizi. Secondo Gulliver, Griffiths e Christensen (2010), molti studenti esitano a richiedere supporto psicologico per timore dello stigma sociale. Inoltre, le risorse disponibili spesso non sono sufficienti a coprire la domanda crescente, e i tempi di attesa per accedere ai servizi possono essere lunghi (Worsley et al., 2022).

Le modalità di intervento spesso si basano su programmi predefiniti, difficilmente adattabili alle eterogenee esigenze personali, culturali e accademiche degli studenti. Questo limita l'efficacia del supporto, soprattutto nei contesti multiculturali e tra studenti con bisogni educativi speciali (Casstevens et al., 2012). La scarsa flessibilità dei modelli di

intervento rappresenta quindi una barriera significativa alla loro efficacia su larga scala.

L'accessibilità limitata dei sistemi di supporto tradizionali è una delle principali criticità che impatta soprattutto sulle carriere accademiche degli studenti universitari non tradizionali, ovvero coloro che si discostano dal profilo classico dello studente a tempo pieno, giovane e privo di responsabilità lavorative o familiari. Questo gruppo include studenti lavoratori, genitori, *caregiver*, studenti con disabilità o residenti in aree periferiche e/o rurali, i quali spesso incontrano barriere logistiche e temporali nell'accesso ai servizi presenziali di tutoraggio, orientamento e supporto psicologico offerti dalle istituzioni accademiche (Galimberti, 2015). Una non trascurabile quantità di studenti che lavorano a tempo pieno o hanno responsabilità familiari, infatti, spesso trovano difficile accedere ai servizi di consulenza durante gli orari standard. La rigidità degli orari e la necessità di presenza fisica possono rappresentare ostacoli significativi (Cerolini et al., 2023).

L'interfaccia educativa, cioè lo spazio d'interazione tra lo studente e l'ambiente accademico, è mediata da una serie di fattori strutturali ed esperienziali che possono facilitare o ostacolare l'*engagement*. Per gli studenti non tradizionali, dunque, gli ostacoli non sono soltanto di natura personale o motivazionale, ma possono derivare anche da un'inadeguata progettazione dei servizi universitari, che non tiene cioè conto della crescente eterogeneità della popolazione studentesca. In questo contesto, i servizi in presenza possono avere un'organizzazione rigida, spesso incompatibile con i ritmi di vita complessi di molti studenti. Le attività di supporto sono generalmente concentrate in orari d'ufficio e richiedono la presenza fisica nei *campus*, escludendo di fatto chi non può assentarsi dal lavoro o viaggiare frequentemente. Questo limite non solo ostacola l'accesso tempestivo al supporto, ma amplifica le disuguaglianze educative, poiché gli studenti più vulnerabili restano privi di accompagnamento nei momenti critici del loro percorso accademico (Kahu & Nelson, 2018).

In sintesi, la limitata accessibilità dei sistemi di supporto tradizionali non è solo una questione di “logistica”, ma rappresenta un problema sistemico che richiede una riconfigurazione delle politiche accademiche in direzione di maggiore flessibilità, equità e inclusività. L’integrazione di soluzioni basate sull’IA potrebbe rappresentare una prospettiva complementare, capace di formulare risposte adattive e personalizzate ai bisogni degli studenti universitari (X. Wang et al., 2024).

Capitolo 2

Le nuove frontiere per le sfide in ambito universitario

La comunità educante ricerca soluzioni innovative capaci di affrontare le sfide legate alla *performance* e al benessere. Le difficoltà accademiche, se non affrontate tempestivamente, possono sfociare nell'abbandono del percorso universitario (Martos et al., 2023).

L'integrazione dell'approccio basato sull'utilizzo di tecnologie per favorire l'apprendimento, noto come *Technology Enhanced Learning* (TEL), rappresenta una delle trasformazioni più significative nella didattica contemporanea. La TEL non si limita all'utilizzo di strumenti digitali, ma implica una revisione profonda delle pratiche educative, finalizzata a migliorare l'efficacia, la flessibilità e l'accessibilità dell'apprendimento. Nel contesto dell'istruzione superiore, il TEL si rivela particolarmente efficace nel migliorare le competenze cognitive e non cognitive degli studenti. Uno studio condotto da Hooshyar et al. (2024) ha evidenziato che l'apprendimento personalizzato attraverso strumenti digitali favorisce lo sviluppo di conoscenze e abilità trasversali come la motivazione e la gestione del tempo. L'uso di strategie adattive, come la raccomandazione di materiali didattici in base al profilo dello studente, possono inoltre incrementare ulteriormente l'efficacia del TEL.

Anche in ambiti molto tecnici, come la formazione medica e odontoiatrica, il TEL ha dimostrato la sua validità. Secondo Nagendrababu et al. (2019), l'impiego di risorse digitali in endodonzia ha portato a risultati comparabili a quelli ottenuti con la didattica tradizionale. Le valutazioni effettuate utilizzando il modello di Kirkpatrick (1997) non hanno rilevato differenze significative in termini di apprendimento e *performance*. Similmente, nella formazione in protesi dentaria, studi come quello di Abu Arqub e collaboratori (2024) indicano che strumenti come la Realtà Virtuale (VR) o i video dimostrativi possono migliorare la comprensione e la

sicurezza percepita dagli studenti, anche se le evidenze sugli apprendimenti teorici restano contrastanti.

L'efficacia delle tecnologie educative dipende fortemente dalla facilità d'uso delle piattaforme, dalla chiarezza dei contenuti e dalla presenza di supporti per l'apprendimento. Le valutazioni basate su dati di sistema, *feedback* degli studenti e *performance* accademiche possono offrire un quadro attendibile dell'impatto del TEL (Richter, 2013).

La pandemia da COVID-19 ha rappresentato un momento di svolta nell'adozione delle tecnologie educative. Durante il periodo di isolamento, si è manifestata la necessità di usare massivamente le tecnologie didattiche per consentire la continuità dei servizi formativi universitari; gli studi hanno dimostrato una correlazione positiva tra soddisfazione degli studenti e qualità dell'insegnamento *online* (Enbeyle et al., 2021). L'adozione delle tecnologie didattiche ha accelerato l'accettazione del TEL da parte delle istituzioni universitarie, contribuendo a una maggiore consapevolezza delle sue potenzialità.

Infine, non si può trascurare il ruolo delle politiche istituzionali. L'efficacia degli approcci TEL dipende anche da come le università progettano, implementano e valutano le proprie strategie educative. Una *governance* orientata alla qualità e alla partecipazione può potenziare significativamente l'impatto delle tecnologie digitali sull'apprendimento (Wong et al., 2015). In questo scenario complesso, le tecnologie basate sull'IA offrono una nuova frontiera di possibilità per supportare in modo integrato l'apprendimento autoregolato e la salute mentale (Afzaal et al., 2024).

Sulla scia dei presupposti TEL, questo capitolo esplora il potenziale trasformativo dell'IA in ambito accademico ed analizza le sue principali diramazioni, dal *Machine Learning* (ML) al *Deep Learning* (DL), dal *Reinforcement Learning* (RL) al *Natural Language Processing* (NLP); l'obiettivo è illustrare le modalità con cui queste tecnologie possono essere applicate per potenziare la SRL, personalizzare l'insegnamento e offrire

supporto psicologico continuo. L'attenzione si concentra in particolare sull'impiego di *chatbot* conversazionali, piattaforme adattive, ambienti immersivi in VR e sistemi multimodali basati su dati comportamentali ed emotivi. Viene inoltre discusso un modello integrato di intervento che coniughi le potenzialità di tali tecnologie con i principi dell'educazione personalizzata, dell'equità nell'accesso e della sostenibilità etica.

Attraverso una visione teorica e operativa, il capitolo intende delineare come l'IA possa rappresentare non solo uno strumento di supporto tecnico, ma un *partner* strategico nell'ideazione di ecosistemi universitari più inclusivi, adattivi e centrati sullo studente.

2.1. L'IA

L'IA è una branca dell'informatica che si occupa dello sviluppo di sistemi in grado di simulare comportamenti tipici dell'intelligenza umana, come il ragionamento, l'apprendimento, la percezione e il linguaggio. Questo sistema è il risultato di decenni di evoluzione teorica e tecnologica: possiede radici storiche profonde e la sua struttura matematica diviene nel tempo sempre più sofisticata. Comprendere come funziona è essenziale per interpretare le sue applicazioni, le sue potenzialità e i suoi limiti.

Il concetto dell'IA ha origini lontane: già negli anni '50 del Novecento, pionieri come Alan Turing iniziarono a interrogarsi su cosa volesse dire “pensare” per una macchina. Venne così concepito il “test di Turing”, quale criterio formulato per stabilire se una macchina potesse essere considerata intelligente, sulla base della sua capacità di imitare il comportamento umano in una conversazione scritta (Turing, 1950).

Il termine “intelligenza artificiale” fu coniato ufficialmente nel 1956 durante una conferenza a Dartmouth, organizzata da John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon e altri ricercatori. Questo evento segnò la nascita formale del campo dell'IA. Nei decenni successivi, la ricerca in questo ambito ha alternato fasi di grande entusiasmo a momenti di

stagnazione, noti come “inverni dell’IA”, in cui le aspettative non mantenute hanno rallentato i finanziamenti e l’interesse (Crevier, 1993).

Negli anni ‘80, con l’introduzione dei sistemi esperti – programmi in grado di emulare il processo decisionale umano in specifici domini – l’IA ha vissuto una prima rinascita. Tuttavia, è solo a partire dagli anni 2000 che si è verificato un vero e proprio boom dell’IA, grazie alla crescita esponenziale della potenza di calcolo, alla disponibilità di grandi moli di dati (*Big Data*) e ai progressi degli algoritmi di apprendimento automatico (Russell & Norvig, 2021).

Alla base del funzionamento dell’IA moderna vi è proprio il *ML*, un approccio che consente ai sistemi di “apprendere” dai dati, cioè di migliorare progressivamente le proprie prestazioni senza essere esplicitamente programmati per ogni compito. In particolare, una sottobranca del *ML*, il *DL*, sfrutta le reti neurali artificiali – ispirate al funzionamento del cervello umano – per analizzare grandi quantità di informazioni e riconoscere pattern complessi (LeCun et al., 2015).

Un ulteriore sviluppo dell’IA è rappresentato dai modelli generativi, come i *transformer*, introdotti nel 2017. Questi modelli sono in grado di comprendere e generare testo, codice, immagini e molto altro, grazie a una struttura che consente di gestire sequenze di dati in modo estremamente efficiente (Vaswani et al., 2017).

L’IA, dunque, è la capacità di un sistema di interpretare dati esterni, apprendere da essi e utilizzare tali conoscenze per raggiungere obiettivi specifici attraverso un adattamento flessibile (Haenlein & Kaplan, 2019; Coleman, 2021). L’approccio può essere suddiviso in due macro-categorie: IA debole e IA forte. La prima si concentra su sistemi progettati per svolgere specifici compiti, ad esempio, gli assistenti vocali o i *software* di riconoscimento facciale, mentre la seconda mira a sviluppare macchine dotate di una vera e propria coscienza e capacità di ragionamento generale (Goertzel & Pennachin, 2007).

L'IA è un settore in rapida evoluzione e, in ragione delle sue capacità di svolgere compiti tipicamente gestiti dall'intelligenza umana, è impiegata in una gamma sempre più ampia di applicazioni, dall'interpretazione dei dati e l'apprendimento alla presa di decisioni autonome e alla risoluzione dei problemi. L'IA ha, ad esempio, già trovato applicazione in diversi settori: nella sanità, ad esempio, supporta la diagnosi precoce di malattie attraverso l'analisi di immagini mediche (Esteva et al., 2017), ed è inoltre impiegata per attività come la terapia digitale, il trattamento personalizzato e lo studio di nuovi farmaci (Bhattamisra et al., 2023). Nella finanza, invece, si configura come strumento utile per migliorare i processi di gestione del rischio e individuazione di frodi; nell'*automotive*, è fondamentale per lo sviluppo dei veicoli autonomi (Bojarski et al., 2016).

Le tecnologie basate sull'IA possono essere applicate con efficacia anche nell'*assessment* e nella riabilitazione di persone con disturbi del neurosviluppo e disabilità (AlGhamdi, 2022), mentre negli ambienti di apprendimento, possono essere impiegati per costruire soluzioni adattive e personalizzate per le esigenze educative specifiche (Xu et al., 2021). In particolar modo, l'IA può essere combinata con la VR per identificare e supportare le difficoltà affrontate dagli studenti con dislessia, oltre che prevedere strumenti di supporto e strategie di apprendimento con un'accuratezza di circa il 90% (Yeguas-Bolivar et al., 2022).

Dopo aver introdotto l'evoluzione storica e il funzionamento dell'IA, è ora utile esplorarne le principali diramazioni. Questi rami, sviluppatisi nel tempo, rappresentano approcci e tecniche differenti che contribuiscono a definire l'IA moderna. La seguente analisi punta a descrivere approfonditamente varietà e la complessità delle soluzioni che compongono questo campo in continua espansione.

2.1.1. Le diramazioni dell'IA

L'IA rappresenta un insieme articolato di tecnologie che permettono ai sistemi informatici di emulare processi cognitivi umani come

l'apprendimento, la pianificazione e il *problem solving*. Tra le principali diramazioni dell'IA si annoverano il *ML*, il *DL*, il *RL*, il *Deep Reinforcement Learning (DRL)* e il *NLP*.

L'IA si basa su algoritmi e tecnologie di *ML*, ossia di apprendimento automatico, che consentono alle macchine di impiegare abilità computazionali in modo autonomo o semi-autonomo. I sistemi basati su algoritmi *ML* apprendono dati e migliorano progressivamente le prestazioni senza essere esplicitamente programmati. Il campo comprende diversi strumenti come reti neurali, sistemi esperti, logica fuzzy e intelligenza a sciame (Morandín-Ahuerma, 2022). Attraverso l'analisi di dati di addestramento, questi sistemi costruiscono modelli predittivi impiegati in numerosi settori, dall'istruzione alla sanità (Y. Kumar et al., 2020).

Le tecniche IA consentono di affrontare problemi di natura complessa e gestire una grande quantità di dati che l'uomo, da solo o con altre tecniche, non sarebbe in grado di analizzare. I dati gestiti da questi sistemi possono essere di svariata natura. L'IA può gestire valori numerici continui; in altri casi, i dati possono essere di tipo discreto e di forma categoriale, e possono includere sia variabili nominali, come la professione o il genere, sia variabili ordinali, come i livelli di istruzione suddivisi in classi. A questi si affiancano informazioni di natura acustica, come registrazioni vocali o suoni ambientali, e visiva, quali immagini statiche o sequenze video. Anche i dati testuali, provenienti da fonti diverse come articoli, testi letterari, conversazioni nei *social media* o codici informatici, rivestono un ruolo fondamentale nei sistemi di elaborazione del linguaggio naturale. Non di rado, queste diverse tipologie si combinano tra loro, dando luogo a *dataset* multimodali che richiedono strategie analitiche integrate (Barone, 2021).

Il *DL*, sottoinsieme del *ML*, utilizza architetture di reti neurali artificiali profonde e stratificate per elaborare dati complessi, al fine di cogliere strutture gerarchiche nei contenuti. In ambito educativo, il *DL* consente di personalizzare i percorsi formativi grazie all'analisi di grandi volumi di dati comportamentali e di *performance* ed ottimizzare le esperienze di apprendimento in base a bisogni specifici (Dong et al., 2021).

Le tecniche *ML* generano algoritmi capaci di esaminare i dati disponibili relativi a una determinata realtà, selezionare e utilizzare specifiche caratteristiche (note come “*features*”), al fine di individuare schemi ricorrenti e strutture generalizzabili. Questo processo si fonda su un miglioramento progressivo, che avviene attraverso la correzione degli errori commessi, e permette così al sistema di “apprendere” dai dati stessi. Il sistema diviene così in grado di eseguire compiti in maniera autonoma ed applicare le conoscenze acquisite a contesti differenti rispetto a quelli osservati durante la fase di addestramento (Quintarelli, 2020).

Il *ML* si basa sulle reti neurali artificiali (*Artificial Neural Networks*, ANN), quale strumento ispirato al funzionamento dei sistemi neurobiologici. Le ANN sono basate sul modello del neurone: queste reti simulano il meccanismo di trasmissione degli impulsi, quindi delle informazioni, attraverso connessioni tra unità, così da consentire l’elaborazione di compiti complessi, come il riconoscimento visivo o la produzione del linguaggio. A differenza dei sistemi tradizionali, le ANN non seguono istruzioni esplicite, ma apprendono dall’esperienza ed elaborano segnali di *input* attraverso strati interconnessi di nodi. Ogni nodo attribuisce un peso numerico agli *input* ricevuti e, attraverso regole matematiche, trasmette il risultato al livello successivo, fino a produrre un *output* (Di Franco & Santurro, 2023). Le reti semplici contengono pochi strati, mentre quelle più avanzate, note come *DL*, essendo formate da centinaia di livelli nascosti e miliardi di nodi, possono raggiungere prestazioni eccezionali in svariati ambiti specialistici. L’elevata complessità di queste reti, tuttavia, comporta una ridotta trasparenza nel processo decisionale, che risulta spesso incomprensibile anche agli esperti, dando così origine a un effetto “scatola nera”, o “*black box*”. Proprio per questo, si stanno sviluppando approcci di *Explainable AI* (*XAI*), che mirano a rendere interpretabili le decisioni prodotte dagli algoritmi e migliorare l’affidabilità dei sistemi intelligenti (Fanizza, 2022).

Gli algoritmi possono essere distinti in tre grandi categorie: (a) l’apprendimento supervisionato (*Supervised Learning*, *SL*); (b)

l'apprendimento non supervisionato (*Unsupervised Learning, UL*); (c) l'apprendimento per rinforzo (*Reinforcement Learning*) (*Ibidem*).

Il SL si basa sull'utilizzo di dati già etichettati, in cui ogni esempio contiene sia *input* sia *output* noti. L'algoritmo apprende le relazioni tra questi valori per formulare regole generali capaci di classificare nuovi dati o formulare previsioni. Questo tipo di apprendimento è particolarmente diffuso in applicazioni come il riconoscimento vocale, la classificazione di immagini o la scrittura a mano, dove è fondamentale disporre di esempi precedenti (Panciroli et al., 2020). Al contrario, l'UL opera su dati privi di etichette: l'algoritmo, ricevendo solo informazioni di input, deve identificare autonomamente schemi o strutture interne ai dati, come gruppi o similarità. La differenza sostanziale tra i due modelli risiede quindi nella presenza o meno di una guida esterna che orienta il processo di apprendimento (Russell & Norvig, 2021).

Il *RL* non ricerca in maniera autonoma strutture e regolarità nei dati, ma apprende basandosi sul meccanismo del rinforzo. La macchina, infatti, esplora il materiale o l'ambiente entro cui eseguire il compito, e riceve un rinforzo positivo quando l'azione produce un miglioramento, mentre ottiene una ricompensa negativa quando compie un errore. Questo tipo di sistema, dunque, migliora continuamente il proprio apprendimento in base alle caratteristiche dell'ambiente in cui opera. Il *RL* è frequentemente impiegato negli *Intelligent Tutoring System* (ITS) (Cucci, 2017; F. Wang, 2014).

Fondato sui *Markov Decision Processes* (MDP), il *RL* è particolarmente efficace nei contesti educativi dinamici, dove le strategie devono adattarsi ai *feedback* dell'utente (Meyn, 2022). Il *RL*, dunque, enfatizza l'apprendimento sequenziale, particolarmente adatto a domini che richiedono un adattamento continuo e un'ottimizzazione basata sul *feedback*, come l'istruzione (Ertmer & Newby, 1993; Meyn, 2022).

Il *RL* è cruciale nello sviluppo di ambienti di apprendimento *game-based* dove i motori adattivi, regolando dinamicamente la difficoltà dei

compiti e il *feedback*, promuovono esperienze di apprendimento attive e personalizzate. Il modello *RL* degli algoritmi *Multi-Armed Bandit*, attraverso attività adattive, ottimizza l'allocazione delle risorse e adatta i materiali didattici alle esigenze individuali, mentre la sequenziazione dei compiti massimizza l'efficienza dell'apprendimento (Doroudi et al., 2019).

Gli ambienti di apprendimento basati su simulazioni, alimentati dal *RL*, potrebbero colmare efficacemente il divario tra teoria e pratica. Nei settori dell'ingegneria e della medicina, le simulazioni *RL* possono offrire formazione procedurale e pratica efficace e senza rischi. Analogamente, gli algoritmi *RL* possono rendere più efficaci i *Massive Open Online Courses* (MOOC) attraverso raccomandazioni didattiche percorsi di apprendimento adattati (Li et al., 2023).

Il DRL, un'integrazione avanzata del *RL* con le reti neurali, permette di affrontare ambienti ad alta dimensionalità e complessità e fornire risposte adattive in tempo reale. Il DRL, infatti, facilita i meccanismi di regolazione dinamica della difficoltà all'interno delle piattaforme di *e-learning*, poiché può personalizzare le sfide in base alle valutazioni in tempo reale degli studenti. Inoltre, l'integrazione della *XAI* nel *RL*, garantisce trasparenza ed equità, poiché consente di affrontare le problematiche etiche legate alla trasparenza dei sistemi IA (Wells & Bednarz, 2021).

Il *NLP*, altro ramo dell'IA, si occupa dell'interazione tra computer e esseri umani tramite il linguaggio naturale. Questo approccio mira a progettare algoritmi in grado di comprendere e processare il linguaggio naturale come fanno gli esseri umani. Questo sistema, attraverso l'analisi lessicale, il *parsing* sintattico e semantico, la classificazione dei testi, l'analisi del *sentiment* ed il riassunto automatico e risposte a domande, riesce ad analizzare e comprendere i contenuti del linguaggio naturale, sia scritto sia parlato (Lauriola et al., 2022).

Questo sistema consente tre livelli di analisi del linguaggio: (a) analisi semantica, cioè del significato; (b) analisi testuale; (c) analisi del contesto (Boden, 2018). Il *NLP* può essere impiegato per diverse modalità d'uso,

come l'analisi statistica del testo per l'identificazione di *pattern* lessicali, l'identificazione del tono della voce e dello stato affettivo e l'interazione adattiva con utenti reali, tramite *chatbot* o assistenti vocali (Diesbach & Midgley, 2007).

Sulla base di tali presupposti, in ambito educativo il *NLP* può essere impiegato in diverse attività:

- (a) supporto nella scrittura, analisi e valutazione (Khaled, 2014);
- (b) supporto nell'esplorazione e nella fruizione dei contenuti didattici (Glass et al., 2007);
- (c) sviluppo di corsi e materiali didattici mediante la generazione automatizzata di contenuti di *e-learning* (Wang & Okamura, 2020);
- (d) estrazione di informazioni e valutazione della qualità delle fonti, al fine di migliorare la comprensione dei contenuti didattici (Sethi & Singla, 2016);
- (e) esplorazione di somiglianze e differenze tra diversi testi (Hjorth, 2020);
- (f) interazione personalizzata attraverso *chatbot* per favorire l'interesse, la motivazione e l'apprendimento (Mendoza et al., 2020).

2.1.2. L'IA per il potenziamento del SRL

Negli ultimi anni, l'IA ha assunto un ruolo sempre più rilevante nell'ambito delle tecnologie educative, poiché trasforma le pratiche di insegnamento e apprendimento e apre nuove prospettive per il potenziamento delle competenze di *SRL* (Azevedo et al., 2022a; Khalil et al., 2024).

La revisione sistematica di Zawacki-Richter e collaboratori (2019) ha evinto che la maggior parte degli studi sull'adozione dell'IA ambito educativo sono prevalentemente di natura quantitativa, e sono prevalentemente risalenti a quattro ambiti applicativi: (1) profilazione e previsione; (2) valutazione e autovalutazione; (3) sistemi adattivi e personalizzazione; (4) sistemi di tutoraggio intelligenti.

In queste aree applicative, possono dunque essere impiegati agenti intelligenti, o razionali, capaci di percepire l'ambiente attraverso sensori ed agire su di esso attraverso attuatori (Russell & Norvig, 2021).

Queste soluzioni possono essere progettate anche per supportare i processi del ciclo dell'*SRL*, poiché intervengono in modo specifico nelle tre fasi individuate da Zimmerman (2002): la pianificazione, la fase di esecuzione e la riflessione. In particolare, strumenti basati sull'IA potrebbero favorire la definizione e il monitoraggio degli obiettivi di apprendimento, facilitare l'automonitoraggio attraverso la raccolta e l'analisi dei dati comportamentali e fornire supporto nella fase di riflessione, incoraggiando così la revisione delle strategie adottate e l'autovalutazione dei risultati (Panadero, 2017).

Un esempio applicativo, può essere dato dall'utilizzo di tutor personali intelligenti, che agiscono simulando azioni di tutoraggio personalizzate sulla base di specifici modelli didattici. La calibrazione degli algoritmi può prevedere che questi agenti prendano decisioni su diversi aspetti del percorso di apprendimento, sui contenuti didattici, sulle azioni di *scaffolding* cognitivo, in modo tale da fornire forme di aiuto progressive, favorire i processi metacognitivi e di apprendimento dello studente, e migliorarne il coinvolgimento (Garavaglia, 2021).

Nell'istruzione superiore, i sistemi di apprendimento adattivo, sempre più alimentati dal *DL*, utilizzano l'analisi predittiva per guidare gli studenti verso il successo. Analizzando i dati storici sulle *performance*, questi sistemi anticipano le aree di difficoltà e forniscono proattivamente materiali integrativi o strategie didattiche alternative. Questo approccio preventivo,

mitigando la frustrazione e il disimpegno potenziale, garantisce un processo di apprendimento più fluido ed efficace (Waheed et al., 2020).

L'efficacia di questi sistemi è data dalla loro capacità di analizzare e gestire grandi quantità di dati. L'analisi permanente e continua dei risultati degli studenti consente di effettuare valutazioni *just in time* e prendere decisioni immediate ed adattive, al contrario dei sistemi tradizionali, che prevedono l'intervento di un valutatore, anche per prendere decisioni di per sé molto semplici (Luckin et al., 2016). L'analisi dei *big data*, tramite appositi algoritmi predittivi, può prevedere con alti livelli di accuratezza la probabilità che uno studente fallisca un compito o abbandoni un corso, così da rendere possibile l'intervento tempestivo per il supporto dello studente ed il recupero della carriera accademica (Bahadir, 2016).

Le piattaforme di apprendimento adattivo sono tra le soluzioni più diffuse nell'ambito dell'educazione superiore. Tali sistemi, basati su algoritmi *ML* e *DL*, possono analizzare i dati relativi alle prestazioni degli studenti e personalizzare l'erogazione dei contenuti didattici, proponendo materiali e attività di difficoltà calibrata in base al livello di competenza e ai bisogni formativi individuali. Questi ambienti, promuovono la *SRL*, stimolano la pianificazione autonoma, la gestione del tempo e l'autovalutazione dei progressi, ed aumentano quindi l'*engagement* e la motivazione intrinseca (Luo & Zhou, 2024).

Le piattaforme educative basate sull'IA facilitano esperienze di apprendimento immersive e interattive, poiché si adattano a stili e preferenze di apprendimento differenti e creano ambienti coinvolgenti per esercitarsi nella lettura e nella comprensione in contesti a basso rischio. Attraverso algoritmi adattivi, le simulazioni possono regolare dinamicamente il livello di difficoltà e il ritmo dei compiti e garantire un'esperienza di apprendimento ottimale per ogni studente. Inoltre, i sistemi di tutoraggio integrati con soluzioni *AI* sfruttano i dati della *performance* in tempo reale, monitorano i progressi e forniscono supporto personalizzato ed adattivo (Igbokwe, 2023).

Le piattaforme basate su *DL* integrano frequentemente strumenti *NLP* per migliorare l'interazione e il coinvolgimento. Le *chatbots*, ad esempio, supportate da sofisticate reti neurali, possono fornire assistenza in tempo reale e guidare gli studenti nell'esplorazione di contenuti complessi. Tali progressi possono contribuire a rendere l'educazione universitaria maggiormente democratica, poiché offrono supporto ubiquo e facilitano l'accessibilità, indipendentemente da vincoli geografici o temporali (Mageira et al., 2022).

Nei contesti universitari, dove la conoscenza teorica si integra spesso con le applicazioni pratiche, le tecnologie *DL* offrono opportunità di apprendimento interattive e coinvolgenti. I laboratori virtuali e gli ambienti di simulazione, alimentati dall'IA, replicando scenari del mondo reale, consentono agli studenti di svolgere esperimenti in contesti privi di rischi. Ad esempio, gli studenti di medicina possono simulare procedure chirurgiche complesse simili a quelle reali, migliorare la confidenza nelle proprie abilità e affinare le capacità decisionali rapide in situazioni critiche (Fazlollahi et al., 2022).

L'integrazione del *DL* nei contesti accademici affronta anche le sfide connesse alla scalabilità dei sistemi educativi tradizionali. Le istituzioni che accolgono popolazioni studentesche numerose spesso faticano a fornire un'attenzione personalizzata. Gli strumenti *DL* colmano questa lacuna automatizzando processi di *routine* come la valutazione e la pianificazione, consentendo così agli educatori di concentrarsi sulla *mentorship* e sulle interazioni didattiche prioritarie ed emergenti. I sistemi intelligenti di valutazione, ad esempio, esaminando volumi consistenti di compiti con precisione e coerenza, potrebbero alleggerire carico formativo ed amministrativo dei docenti, nel rispetto degli standard qualitativi accademici (Ahmad et al., 2022; Garavaglia, 2021).

L'IA può essere impiegata anche per sviluppare gli *ITS*, quali piattaforme che offrono *feedback* immediati e personalizzati durante l'esecuzione di compiti di apprendimento complessi. Gli ITS sono ambienti di apprendimento computerizzati, in cui il sistema operante può adattare il

proprio comportamento in base ai bisogni didattici e formativi ed in base ai *feedback* che progressivamente emergono dal percorso degli studenti. Sono costituiti da quattro componenti principali tra loro interagenti: (a) un modello esperto, (b) un modello pedagogico, (c) un modello dello studente e (d) un'interfaccia studente (Alfaro et al., 2020). Studi recenti hanno dimostrato che gli ITS, come MetaTutor, possono supportare l'adozione di strategie metacognitive attraverso la guida di agenti pedagogici che suggeriscono tecniche di elaborazione profonda, autovalutazione e riflessione (Azevedo et al., 2022a). Tali sistemi favoriscono un coinvolgimento attivo dello studente, poiché incentivato a controllare e autoregolare il proprio apprendimento in modo autonomo e consapevole.

Le *chatbot* IA rappresentano un ulteriore strumento innovativo per il potenziamento dell'*SRL*. Questi agenti conversazionali, implementati all'interno di piattaforme *e-learning* o applicazioni di messaggistica, offrono supporto personalizzato e continuo agli studenti: ricordano scadenze, suggeriscono strategie di studio ed incoraggiano la riflessione sugli obiettivi raggiunti (Ng et al., 2024). Le *chatbot* possono inoltre facilitare l'autoregolazione motivazionale, grazie alla capacità di fornire rinforzi positivi, raccomandazioni motivazionali e suggerimenti per la gestione dello stress accademico (Zullo et al., 2024a).

La *Learning Analytics* è un'altra area in cui l'IA si dimostra particolarmente efficace nel supportare l'*SRL*. Gli strumenti di analisi dei dati educativi consentono di tracciare le attività di apprendimento degli studenti, identificare *pattern* comportamentali e rilevare segnali precoci di disimpegno o difficoltà (Ifenthaler & Yau, 2020). Attraverso *dashboard* intuitive, gli studenti possono visualizzare i propri progressi, confrontarsi con obiettivi predefiniti e prendere decisioni informate riguardo alle strategie di studio da adottare. Le *Learning Analytics*, inoltre, offrono ai docenti e agli *Instructional Designer* la possibilità di personalizzare le attività formative, rendendo più efficiente il supporto agli studenti che presentano carenze specifiche nelle competenze di autoregolazione (Kizilcec et al., 2017).

Infine, l'*Affective Computing* si sta affermando come una componente chiave per l'apprendimento autoregolato. Il riconoscimento delle emozioni e degli stati affettivi degli studenti attraverso l'analisi delle espressioni facciali, del tono della voce e dei parametri fisiologici, consente ai sistemi di IA di rilevare situazioni di stress, ansia o frustrazione (S. Chen et al., 2022). Queste informazioni consentono di attivare interventi personalizzati, come proporre pause attive, inviare messaggi di incoraggiamento e/o suggerire di strategie di *coping*, al fine di favorire la regolazione emotiva e il mantenimento della motivazione.

Lo studio di Jin e collaboratori (2023) comprova che l'avvento di queste tecnologie presso gli studenti universitari possano essere ben recepite come soluzioni utili per favorire i processi di apprendimento. Gli autori, utilizzando un metodo esplorativo chiamato "*speed dating con storyboard*", hanno presentato a 16 studenti universitari 10 scenari illustrati di applicazioni AI pensate per supportare specifiche strategie SRL. Le interviste semi-strutturate hanno esplorato opinioni, potenzialità e limiti percepiti.

Le evidenze hanno mostrato che le applicazioni IA sono percepite come particolarmente utili per supportare la regolazione metacognitiva, cognitiva e comportamentale dell'apprendimento. Strumenti come *Analytics* (monitoraggio dei progressi), *Plan Organizer* (pianificazione) e *Agent* (risposte automatiche alle domande) sono stati valutati positivamente per la loro efficacia nel fornire *feedback*, suggerimenti e accesso immediato all'informazione. Al contrario, le applicazioni focalizzate sulla regolazione motivazionale (es. *AI Companion*, *Virtual Human*) sono state ritenute meno efficaci e, in alcuni casi, addirittura distraenti o inutili.

Dallo studio, dunque, emerge che sono tre gli aspetti critici che devono essere considerati nella progettazione pedagogica di strumenti basati sull'IA: l'identità dello studente (caratteristiche individuali e dinamiche), la sua attività autonoma (evitare dipendenza cognitiva) e la sua posizione nel contesto educativo (equilibrio tra autonomia e valutazione). È auspicabile quindi che negli approcci ibridi *human-AI*, le tecnologie implementate

siano adattabili, rispettose del contesto e capaci di sostenere la crescita dello studente senza sostituirla l'iniziativa.

In conclusione, l'IA rappresenta oggi una leva strategica per il potenziamento delle competenze di *SRL* nell'istruzione superiore. La capacità di personalizzare l'apprendimento, di offrire supporto immediato e di promuovere l'autonomia dello studente apre nuove prospettive per un'educazione più inclusiva, efficace e centrata sul discente.

2.1.3. L'IA per il supporto psicologico in ambito accademico

L'avvento dell'IA ha aperto nuove prospettive per il supporto psicologico degli studenti universitari. Lo studio di Vistorte e collaboratori (2024) evidenzia come l'IA possa essere efficacemente utilizzata nei contesti universitari per monitorare lo stato emotivo degli studenti, con ricadute rilevanti sul benessere psicologico e sulla *performance* accademica. Attraverso tecnologie come il riconoscimento facciale, l'analisi dei segnali EEG e l'elaborazione del linguaggio naturale, l'IA è in grado di rilevare emozioni quali frustrazione, noia, entusiasmo e ansia, adattando in tempo reale le strategie didattiche (Alarcao & Fonseca, 2019; 2022).

Sistemi intelligenti come MetaTutor forniscono *feedback* personalizzati e aiutano gli studenti a regolare le emozioni durante lo studio (Taub et al., 2021), mentre ambienti di apprendimento emotivamente intelligenti, come gli EIES, anticipano e gestiscono gli stati emotivi per migliorare l'engagement (Daouas & Lejmi, 2018). Le emozioni positive, come soddisfazione e sollievo, sono associate a migliori risultati accademici, maggiore motivazione e autoregolazione (Pekrun et al., 2017), mentre emozioni negative, come ansia e frustrazione, ostacolano apprendimento e rendimento (Valiente et al., 2012).

Le *chatbot* basate sull'IA utilizzano algoritmi *ML* e *NLP* per simulare interazioni umane e fornire supporto emotivo e psicoeducativo personalizzato (Gabrielli et al., 2021a; Trappey et al., 2022). La *chatbot* Tess, ad esempio, integra principi di Terapia Cognitivo-Comportamentale,

Mindfulness e *Motivational Interviewing*. Gli studi randomizzati condotti su studenti universitari hanno dimostrato che Tess è in grado di ridurre significativamente i sintomi di ansia e depressione, migliorare il benessere psicologico e incrementare l'*engagement* degli utenti (Fulmer et al., 2018; Klos et al., 2021). Un altro esempio è rappresentato da Woebot, una *chatbot* che offre supporto psicologico basato sulla *CBT*. Fitzpatrick, Darcy e Vierhile (2017a) hanno evidenziato che Woebot è efficace nella riduzione dei sintomi depressivi in studenti universitari, con un alto livello di accettabilità e soddisfazione degli utenti.

La *chatbot* Atena, sviluppata da Gabrielli et al. (2021a), ha mostrato risultati positivi nella riduzione di ansia e stress durante la pandemia di COVID-19. Il sistema integra strategie di *coping* derivate dalla *CBT* (*Cognitive Behavioral Therapy*), dalla Psicologia Positiva e dalla *Mindfulness*, fornendo un supporto psicoeducativo adattivo e personalizzato. Minder e Mind Tutor sono due ulteriori esempi di *chatbot* IA. Vereschagin et al. (2024a) hanno documentato l'efficacia di Minder nella riduzione di ansia, depressione e consumo di alcol in un campione di studenti universitari, mentre Ehrlich et al. (2024) hanno valutato Mind Tutor, rilevando un potenziale effetto positivo sulla riduzione dello stigma percepito nell'accesso ai servizi di supporto psicologico.

Dal punto di vista tecnologico, le soluzioni più avanzate integrano algoritmi sofisticati come BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), utilizzato da Trappey et al. (2022), che consente una comprensione contestuale delle interazioni linguistiche, migliorando la qualità e la precisione delle risposte fornite dalle *chatbot*.

I vantaggi di queste soluzioni sono molteplici. In primo luogo, la disponibilità continua e l'accessibilità immediata rendono questi strumenti particolarmente adatti agli studenti, poiché possono accedervi in qualsiasi momento e da qualsiasi luogo (Hoermann et al., 2017). In secondo luogo, l'interazione con *chatbot* anonimi e non giudicanti riduce lo stigma legato alla ricerca di supporto psicologico ed incoraggia un numero maggiore di studenti a usufruire dei servizi (Inkster et al., 2018).

Un ulteriore vantaggio riguarda la possibilità di monitorare in tempo reale le condizioni psicologiche degli utenti. Attraverso l'analisi dei dati comportamentali e linguistici, le *chatbot* possono identificare segnali di disagio emotivo e attivare interventi tempestivi, oppure possono suggerire il rinvio a professionisti della salute mentale nei casi più gravi (Ta et al., 2020).

L'adozione di soluzioni basate sull'IA presenta tuttavia anche alcune criticità. Le principali preoccupazioni riguardano la protezione della *privacy* e la sicurezza dei dati personali (Okonkwo & Ade-Ibijola, 2021). È essenziale che le piattaforme, oltre ad integrare i modelli *XAI*, rispettino rigorosi standard etici e normativi per garantire la riservatezza delle informazioni sensibili degli utenti.

Un altro limite riguarda la necessità di validare scientificamente l'efficacia degli interventi attraverso studi rigorosi e replicabili. Sebbene le evidenze preliminari siano promettenti, è necessario condurre ulteriori ricerche per valutare l'impatto a lungo termine di questi strumenti sulla salute mentale degli studenti (Høiland et al., 2020).

Infine, l'*engagement* degli utenti rappresenta una sfida emergente. Alcuni studi hanno evidenziato tassi di abbandono elevati, che possono compromettere l'efficacia degli interventi (Ehrlich et al., 2024). L'integrazione di elementi di *gamification* e *feedback* personalizzati potrebbe rappresentare una strategia utile per aumentare la partecipazione e il coinvolgimento attivo degli studenti (Vereschagin et al., 2024a).

In conclusione, l'IA rappresenta una nuova frontiera per il supporto psicologico in ambito accademico. Tuttavia, è fondamentale affrontare con attenzione le sfide etiche, tecniche e metodologiche per garantire interventi sicuri, efficaci e accessibili.

2.1.4. Sfide e limiti dell'IA in ambito universitario

Parallelamente alle opportunità, emergono numerose sfide di natura tecnica, etica, sociale e metodologica che condizionano l'implementazione efficace e responsabile di queste tecnologie.

Queste tecnologie richiedono l'accesso a grandi volumi di dati educativi per funzionare efficacemente. Algoritmi *DL* e *RL*, ad esempio, necessitano di dati ricchi e strutturati, che includano informazioni su *performance* accademiche, interazioni digitali, profili motivazionali e metacognizione. Tali requisiti pongono quesiti rilevanti in termini di *privacy*, raccolta, etichettatura e gestione dei dati. L'uso di *dataset* estesi, come quelli provenienti da piattaforme *e-learning* e ambienti MOOC, consente agli algoritmi di sviluppare modelli predittivi altamente accurati; tuttavia, se i dati sono incompleti, parziali o affetti da *bias* di campionamento, l'affidabilità di questi modelli può risultare compromessa (Ujkani et al., 2024).

L'addestramento degli algoritmi richiede non solo una grande quantità di dati, ma anche di un *dataset* la cui qualità risulti adeguatamente rappresentativa. *Dataset* incompleti, in quanto mancanti di attributi e valori, compromettono i processi di addestramento e di apprendimento. Una criticità rilevante quindi riguarda la selezione del campione utilizzato per addestrare il sistema. Se i dati infatti non rappresentano adeguatamente la complessità sociale reale, l'algoritmo può apprendere modelli distorti. La presenza di campioni sbilanciati o selezionati in modo non rappresentativo, infatti, introduce *bias* che si riflettono nelle decisioni del sistema, che può portare a replicare e amplificare disuguaglianze preesistenti, perpetuando stereotipi e differenze sociali. In tal senso, la fase di raccolta e selezione dei dati è un momento cruciale del processo di, poiché richiede molta attenzione metodologica ed etica. L'affidabilità e l'equità dell'IA, dunque, dipendono dalla capacità di costruire *dataset* inclusivi, completi e rappresentativi della varietà delle esperienze umane (Floridi, 2022).

Altra sfida rilevante riguarda la scalabilità. Le soluzioni più avanzate, come le reti neurali profonde o i modelli di *RL* dinamici, richiedono infatti infrastrutture computazionali avanzate e risorse significative in termini di

calcolo, memoria e supporto tecnico. Questo aspetto, tuttavia, penalizza gli Atenei con *budget* limitati o collocati in contesti a bassa digitalizzazione e determina una diseguaglianza nell'accesso all'innovazione educativa. L'adozione di tali tecnologie, inoltre, richiede un forte investimento nella formazione del personale docente e amministrativo, il quale deve essere in grado di comprendere, utilizzare e integrare questi strumenti all'interno delle pratiche didattiche (Ehrlich et al., 2024).

Un'altra area critica è rappresentata dalla componente etica. L'uso dell'IA in ambito accademico comporta il trattamento di dati sensibili, la possibilità di profilazione degli studenti e la formulazione di decisioni potenzialmente discriminatorie. I modelli, se non adeguatamente progettati, possono replicare e amplificare i *bias* presenti nei dati di addestramento, penalizzando così sottogruppi di studenti per variabili di natura non accademica, come genere, *background* socioeconomico o appartenenza etnica. In questi termini, l'assenza di trasparenza e la mancata supervisione umana rappresentano ostacoli all'integrazione corretta e responsabile dell'IA nei processi educativi (Gabrielli et al., 2021a).

Anche l'interazione tra studenti e IA si pone come dimensione meritevole di attenzione scientifica. La percezione dell'efficacia delle *chatbot* per il supporto psicologico, ad esempio, dipende dalla capacità delle *chatbot* stesse di simulare empatia, offrire risposte personalizzate e instaurare una relazione di fiducia (Inkster et al., 2018). Se l'interazione si riduce a *pattern* preimpostati, ed il sistema non riconosce in maniera accurata lo stato emotivo dell'interlocutore, l'utenza può sperimentare sensazione di distacco, freddezza o limitata utilità. Ciò evidenzia la necessità di migliorare la sensibilità contestuale delle interfacce conversazionali e di integrare componenti affettive più sofisticate, basate su modelli di *Affective Computing* (Ta et al., 2020).

La maggior parte dei modelli esistenti, inoltre, si concentra su indicatori quantitativi di *performance*, come voti, frequenza e tempo di interazione, a discapito degli aspetti più sottili e soggettivi dell'apprendimento universitario. Questo approccio rischia di appiattire la

complessità del processo formativo ed incentivare, al contempo, una visione riduzionista della *performance* accademica. La sfida, dunque, è integrare maggiormente in questi strumenti la capacità di cogliere il valore dei processi metacognitivi, delle intuizioni creative o dell'interdisciplinarietà, che sono invece elementi fondamentali nella formazione universitaria avanzata (Travers et al., 2015).

Si rende infine necessaria una riflessione pedagogica e psicologica di più ampio respiro.

La sfida centrale è individuare le modalità più strategiche ed adeguate attraverso cui inserire ed integrare l'IA nei contesti educativi. La domanda centrale è la seguente: qual è l'utilizzo più utile e profittevole in termini di risultati accademici? Non è possibile sicuramente ipotizzare che l'IA possa costituirsi come mero sostituto dell'attività di apprendimento dello studente, poiché questo utilizzo comporterebbe un drammatico impoverimento cognitivo, comportamentale e culturale dell'utente stesso.

Lo studio di Kosmyna e collaboratori (2025) ha esplorato le conseguenze neurali e comportamentali della scrittura assistita da *Large Language Model (LLM)*. I partecipanti sono stati divisi in tre gruppi: un gruppo ha usato uno strumento generativo basato su *LLM*, un secondo gruppo ha usato un motore di ricerca computerizzato e un terzo gruppo non ha usato strumenti tecnologici. Ognuno ha completato tre sessioni sotto la stessa condizione. Nella quarta sessione, gli utenti *LLM* sono stati riassegnati al gruppo senza strumenti, mentre gli utenti del gruppo senza strumenti sono stati riassegnati alla condizione *LLM*. Un totale di 54 partecipanti ha preso parte alle sessioni 1-3, con 18 partecipanti che hanno completato la sessione 4. È stata utilizzata l'elettroencefalografia (EEG) per valutare il carico cognitivo durante la scrittura dei saggi, e le produzioni a loro volta sono state valutate da insegnanti.

Tra i gruppi, il riconoscimento di entità nominate (NER), i *pattern* di *n-gram* e l'ontologia tematica hanno mostrato omogeneità all'interno dei gruppi. L'EEG ha rivelato differenze significative nella connettività

cerebrale: i partecipanti che non hanno usato strumenti hanno mostrato un'attivazione neuronale più intensa e distribuita; gli utenti che hanno usato il motore di ricerca hanno mostrato un coinvolgimento moderato; gli utenti che hanno sfruttato la generatività della *LLM* invece hanno mostrato una connettività neurale più debole. L'attività cognitiva si è ridotta proporzionalmente all'uso di strumenti esterni. Nella sessione 4, i partecipanti passati da gruppo *LLM* al gruppo senza strumenti hanno mostrato una ridotta connettività nelle bande alfa e beta, quindi un basso coinvolgimento. I soggetti senza strumenti che sono passati all'uso di *LLM* hanno mostrato maggiore richiamo mnemonico e attivazione delle aree occipito-parietali e prefrontali, simile agli utenti del motore di ricerca. Il senso di proprietà percepito dei saggi è stato più basso nel gruppo *LLM* e più alto nel gruppo che non ha impiegato strumenti. Gli utenti *LLM* hanno inoltre avuto difficoltà a citare accuratamente il proprio lavoro. Sebbene quindi i sistemi *LLM* possano generare immediatamente degli *output* alle consegne didattiche, questi sembrano esercitare notevoli impatti in termini di costi cognitivi. Nell'arco di quattro mesi, infatti, gli utenti che hanno usato le tecnologie *LLM* hanno costantemente ottenuto risultati inferiori a livello neurale, linguistico e comportamentale.

Questo studio, dunque, conferma che l'IA non debba essere intesa come sostituto dell'attività cognitiva e di apprendimento dello studente, ma debba essere pensata e modellata in ottica pedagogica, cioè come supporto psicologico ed educativo ai processi. L'adozione dell'IA in ambito accademico richiede infatti un cambiamento culturale significativo. La sfida, dunque, non è semplicemente introdurre nuove tecnologie nella prassi didattica ed educativa, ma è soprattutto ripensare i modelli educativi in chiave adattiva, personalizzata e centrata sullo studente. Questa trasformazione implica una ridefinizione dei ruoli tradizionali di docente e discente, a vantaggio di una maggiore apertura a modelli ibridi di insegnamento, in cui la tecnologia non sostituisce, ma affianca e potenzia l'intervento umano. L'integrazione dell'IA nell'istruzione universitaria, dunque, non va intesa come una soluzione estemporanea per i problemi più

ricorrenti. Seguendo le linee guida tracciate dalla *Global Partnership on Artificial Intelligence* (GPAI, 2020), quale partenariato internazionale e *multistakeholder* avente l'obiettivo di guidare lo sviluppo e l'uso responsabile di questa tecnologia, l'avvento dell'IA nel mondo della formazione, nello specifico quella scientifica, va letta e abitata come una nuova strada per contribuire al miglioramento dell'equità, dell'efficacia e della sostenibilità dei sistemi formativi. Per raggiungere questo risultato, si richiede una progettazione interdisciplinare che preveda un significativo contributo di più ambiti di studio, ricerca e sperimentazione (Panciroli, 2021).

Altra criticità riguarda l'uso dell'IA come supporto strumento psicologico (Wang et al., 2025). Tuttavia, se da un lato tali strumenti promettono accessibilità, immediatezza e un certo grado di personalizzazione, dall'altro rivelano sfide che richiedono un'attenta riflessione sul piano clinico ed etico.

Un primo elemento critico riguarda il fenomeno del “*bias* della positività” (Mieczkowski et al., 2021), cioè l'inclinazione dell'IA a restituire sistematicamente risposte rassicuranti, entusiastiche o motivazionali, anche in situazioni che richiederebbero ascolto riflessivo, validazione empatica o confronto critico. Quando una *chatbot* risponde con espressioni standardizzate positive, anche in contesti in cui l'utente ha appena condiviso emozioni ambivalenti, dubbi profondi o segnali di sofferenza psicologica, il rischio è quello di comunicare inconsapevolmente una forma di invalidazione emotiva. Tale modalità di interazione del sistema può risultare controproducente perché tende a minimizzare l'esperienza soggettiva dell'utente: promuove così una visione univocamente positiva del sé e della realtà e non lascia spazio alla complessità emotiva tipica dei momenti di difficoltà. Questo fenomeno non è solo il prodotto di una carenza di sofisticazione emotiva da parte del sistema, ma è insito nella logica probabilistica con cui l'IA genera risposte: essa non valuta la congruenza emotiva o la profondità simbolica del contenuto dell'utente, ma seleziona la sequenza di parole più coerente in termini statistici con la

richiesta ricevuta, basandosi su *pattern* appresi da importanti quantità di dati.

Il problema si acuisce ulteriormente quando il sistema tende ad assumere un ruolo direttivo nella conversazione, manifestando – anche involontariamente – un certo squilibrio nei ruoli comunicativi. È stato osservato che le *chatbots* psicologiche possono ricorrere a domande fortemente direttive, suggerimenti presuntivi o frasi connotate da giudizi impliciti, spostando l'interazione da una relazione dialogica paritaria verso una relazione pseudo-gerarchica. Quando l'agente conversazionale assume inconsapevolmente il ruolo del “consigliere esperto”, può compromettere il senso di *agency* dello studente e minarne l'autonomia riflessiva. L'obiettivo del supporto psicologico dovrebbe essere quello di sostenere l'individuo nel proprio percorso di autoesplorazione, incoraggiando scelte consapevoli e coerenti con i propri valori, ma a volte l'intervento dell'IA rischia di promuovere una dipendenza passiva dal sistema stesso, che sostituisce l'ascolto con l'indicazione, l'orientamento con la prescrizione, e l'accoglienza con la rassicurazione automatizzata (Wang et al., 2025).

Inoltre, una delle criticità più rilevanti emerse nell'analisi di CRBot riguarda la formulazione di suggerimenti che, sebbene formalmente adeguati, risultano decontestualizzati e potenzialmente inappropriati rispetto alla situazione specifica dell'utente. Questo accade perché l'IA, per quanto avanzata, non è in grado di costruire una mappa situazionale profonda della persona. I suggerimenti proposti – come consigli per affrontare l'ansia, migliorare la gestione del tempo, o rafforzare l'autostima – sono mutuati da *script* generici che non tengono conto delle dinamiche relazionali, biografiche ed emotive dello studente. In questo modo, il supporto offerto risulta talvolta superficiale o addirittura dissonante rispetto al bisogno espresso, e può generare frustrazione, senso di non essere capiti, o addirittura peggioramento del disagio (*Ibidem*).

A ciò si aggiunge la scarsa capacità dell'IA di cogliere il contesto più ampio della comunicazione. La *chatbot*, per quanto allenata su grandi quantità di dati, non è in grado di riconoscere segnali sottili come

l'ambivalenza, le contraddizioni interne o i cambiamenti nel tono affettivo lungo l'interazione. In assenza di questa sensibilità contestuale, l'IA si limita ad analizzare la singola *input-output pair*, perdendo completamente la dimensione temporale, narrativa ed evolutiva del dialogo. Laddove un terapeuta umano saprebbe cogliere un'esitazione, un'espressione velata di disagio, o una richiesta implicita mascherata da apparente leggerezza, l'IA tende a trattare ogni frase come un'unità autonoma e autoreferenziale, privandola del suo ancoraggio intersoggettivo e temporale (*Ibidem*).

Questo limite epistemologico è connaturato al funzionamento dell'IA generativa, la quale non "comprende" nel senso umano del termine, ma produce risposte calcolando la sequenza di parole più coerente con l'*input* ricevuto. In altre parole, l'IA elabora modelli linguistici predittivi che individuano, sulla base delle statistiche apprese durante la fase di addestramento, la risposta più probabile, ovvero ciò che nella maggior parte dei casi si presume che l'utente voglia sentirsi dire. Ciò implica che, di fronte a un'espressione di sofferenza psicologica, il sistema tenda a rispondere con frasi genericamente rassicuranti, piuttosto che con interventi realmente trasformativi o terapeutici. Ma la relazione d'aiuto, per essere efficace, deve anche saper mettere in discussione, sollecitare consapevolezza, promuovere l'esplorazione di aspetti scomodi e contraddittori, e soprattutto sostenere l'utente nel tollerare l'incertezza e il conflitto interiore. È proprio in questo che si rivela il valore del terapeuta umano: la sua capacità di cogliere ciò che la persona non sta ancora dicendo, intuire il significato implicito di un silenzio, e accompagnare con empatia la fatica di un'elaborazione che non è mai lineare (De Freitas et al., 2024).

Alla luce di quanto emerso, appare evidente che l'IA non può sostituire il rapporto terapeutico umano, ma al massimo affiancarlo, fungendo da supporto preliminare o integrativo, affinché prepari l'utente ad aprirsi al ricorso del supporto del terapeuta umano. La progettazione di agenti conversazionali destinati al benessere psicologico dovrebbe essere accompagnata da un forte presidio etico e scientifico, che preveda limiti chiari all'uso dell'IA in contesti clinici, salvaguardando la dignità e la

complessità dell'esperienza umana (Mehmood et al., 2025). In questo senso, è auspicabile una collaborazione interdisciplinare tra informatici, psicologi, filosofi del linguaggio e pedagogisti, al fine di costruire strumenti che, pur facendo uso della tecnologia più avanzata, restino profondamente radicati in una visione umanistica della cura.

2.2. Le tecnologie immersive multimodali

Le tecnologie immersive e multimodali stanno profondamente trasformando il panorama del supporto psicologico e dell'apprendimento personalizzato nell'istruzione universitaria. Grazie all'impiego della *VR*, della *Augmented Reality (AR)* e dell'integrazione di dati multimodali, questi strumenti consentono la creazione di ambienti adattivi in grado di rispondere sia alle esigenze cognitive che a quelle emotive degli studenti. Queste tecnologie, offrendo esperienze coinvolgenti ed integrando dati in tempo reale provenienti da fonti differenti (es. segnali fisiologici, interazioni comportamentali e indicatori emotivi), possono operare per promuovere il coinvolgimento degli studenti, migliorarne la capacità di autoregolazione e favorire il benessere psicologico durante il cammino universitario.

2.2.1. VR e AR

VR e *AR* si sono affermate come tecnologie promettenti per migliorare sia il benessere psicologico che gli esiti dell'apprendimento in ambito accademico. La *VR* consiste in una simulazione computerizzata di un ambiente tridimensionale immersivo con cui l'utente può interagire attraverso stimoli sensoriali, normalmente veicolati tramite visori (HMD) e dispositivi interattivi. L'obiettivo della *VR* è creare un mondo virtuale convincente, che riproduca esperienze del mondo reale o scenari immaginari attraverso il coinvolgimento della vista, dell'udito e del tatto (Holuša et al., 2023). Gli elementi centrali della *VR* sono la creazione di un ambiente virtuale, il livello di immersione dell'utente, il *feedback* sensoriale fornito e la possibilità di interazione (Saldana et al., 2020). In particolare,

la sensazione soggettiva di “presenza” all’interno dell’ambiente virtuale dipende in larga misura dal grado di immersione offerto dal sistema (Fussell, 2024).

Il funzionamento della VR si basa su una complessa infrastruttura tecnologica composta da visori che presentano immagini 3D stereoscopiche tramite pannelli LCD o OLED e lenti che generano la percezione di profondità. I sistemi di tracciamento dei movimenti si servono di tecnologie ottiche, inerziali, elettromagnetiche e scheletriche, le quali rilevano i movimenti fisici dell’utente e li traspongono nell’ambiente virtuale. *Controller* manuali e guanti sensoriali permettono l’interazione con il mondo simulato (Renganayagalu et al., 2021). A livello dei *software*, motori grafici come *Unity* e *Unreal Engine* generano simulazioni 3D con tecniche avanzate di *rendering*, tra cui *ray tracing* e *path tracing*, per creare immagini realistiche. Il *feedback* sensoriale include la componente visiva (dal visore), uditiva (tramite cuffie con audio spaziale) e aptica (attraverso dispositivi di interazione). I movimenti dell’utente vengono convertiti in azioni virtuali in tempo reale (Potter et al., 2022).

Diversamente dalla VR, l’AR si basa sull’integrazione di contenuti digitali all’interno del mondo reale, al fine di ampliare la percezione e l’interazione dell’utente con l’ambiente circostante in tempo reale. Piuttosto che sostituire l’ambiente fisico, l’AR lo arricchisce sovrapponendo elementi virtuali che consentono l’interazione simultanea con oggetti reali e digitali. L’AR si distingue quindi dalla VR per la sua funzione di potenziamento, non di sostituzione, della realtà. Il principio fondamentale consiste nel combinare immagini, video o modelli 3D con la vista reale dell’utente, offrire informazioni contestuali e arricchire l’esperienza concreta (Crogman et al., 2025).

L’infrastruttura dell’AR si fonda su sensori e telecamere per la rilevazione dell’ambiente reale e delle azioni dell’utente. I dispositivi mobili utilizzano comunemente telecamere RGB e di profondità, unità di misura inerziali (IMU), GPS e sensori di luce. I *display* possono essere trasparenti (OST), basati su video (VST), portatili o proiettivi (Navab et al., 2022). Sul

piano dei *software*, l'AR si serve di algoritmi per elaborare i dati dei sensori e sovrapporre i contenuti digitali. Tecnologie come la *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM) consentono la mappatura ambientale, mentre il riconoscimento di oggetti e l'allineamento spaziale garantiscono l'integrazione precisa degli elementi virtuali (Yun et al., 2023).

Durante la pandemia da COVID-19, interventi basati sulla VR sono stati utilizzati per contrastare l'isolamento e l'ansia, con effetti positivi sul benessere psicologico (Malighetti et al., 2023). Trappey e collaboratori (2022) hanno progettato una piattaforma integrata che combina VR, *chatbot* basati su AI e servizi di *counselling* per la gestione dello stress. Il sistema ha previsto una *chat room* in VR dove gli utenti potevano interagire con terapeuti virtuali e con altri studenti, al fine di fornire supporto emotivo in tempo reale. Dalle analisi dei risultati, l'integrazione della VR ha aumentato il senso di immersione e sicurezza emotiva durante le sessioni terapeutiche. Le esperienze terapeutiche in VR, basate su approcci psicologici *evidence-based* come la CBT e la *mindfulness*, si sono dimostrate efficaci nel ridurre sintomi di ansia e depressione, ed hanno consentito agli studenti di affrontare situazioni emotive complesse in ambienti sicuri e controllati (Gabrielli et al., 2021a).

Le applicazioni in AR, sebbene meno indagate rispetto alla VR, presentano vantaggi complementari. Possono veicolare contenuti psicoeducativi, esercizi di *mindfulness* e tecniche di rilassamento da attuare in tempo reale durante le attività accademiche. Ad esempio, alcune applicazioni AR suggeriscono brevi esercizi di respirazione durante lo studio, con lo scopo di favorire benessere psicologico senza interrompere i processi di apprendimento (L. C. Page & Gehlbach, 2017).

Le soluzioni IA per il supporto del SRL potrebbero essere integrate anche con la *gamification*. Ge e collaboratori (2025) hanno sviluppato e valutato *SRL Agent*, un ambiente di apprendimento gamificato basato su Minecraft che integra il supporto di *Large Language Models* (LLM) per potenziare le abilità di autoregolazione negli studenti universitari. Il sistema è progettato secondo il modello ciclico di Zimmerman, articolato nelle fasi

di pianificazione, esecuzione e riflessione. Attraverso agenti intelligenti, *SRLAgent* fornisce feedback personalizzati in tempo reale per sostenere obiettivi, monitoraggio delle attività e revisione delle strategie. In uno studio sperimentale con 45 studenti, il gruppo che ha utilizzato *SRLAgent* ha mostrato miglioramenti significativi nelle abilità di SRL ($p < .001$) rispetto ai gruppi di controllo (una versione senza supporti SRL e l'apprendimento multimediale tradizionale). I risultati indicano anche tendenze positive in termini di coinvolgimento e fiducia nell'IA, sebbene senza significatività statistica. Il lavoro suggerisce che la combinazione tra *gamification* e supporto adattivo tramite LLM possa rappresentare una promettente direzione per tecnologie educative finalizzate allo sviluppo di competenze metacognitive e motivazionali.

2.2.2. Sistemi multimodali per apprendimento adattivo e supporto emotivo

Le tecnologie multimodali costituiscono una frontiera innovativa nel campo dell'istruzione superiore, poiché sono in grado di processare ed integrare dati di svariata natura, come i modelli comportamentali, le risposte fisiologiche e gli stati affettivi, per offrire esperienze di apprendimento personalizzate e interventi di supporto emotivo mirati. Tali sistemi si avvalgono di sensori avanzati e algoritmi *AI* per raccogliere, analizzare e interpretare in tempo reale i dati multimodali, ed offrono così modifiche dinamiche sia ai contenuti didattici sia alle strategie di supporto psicologico. L'impiego di queste tecnologie non solo arricchisce i contesti educativi tradizionali, ma promuove anche un approccio olistico al benessere psicologico degli studenti, poiché interviene simultaneamente sulle dimensioni cognitive, emotive e motivazionali che sono alla base della *performance* accademica (Blikstein & Worsley, 2016).

L'analitica multimodale si basa sulla raccolta e l'esame di flussi di dati eterogenei - come movimenti oculari, segnali fisiologici, *log* di interazione e indicatori comportamentali - per ottenere una comprensione più approfondita e integrata dei processi di apprendimento dell'utenza (Mu et

al., 2020). L'integrazione di queste fonti digitali, fisiche ed emotive consente al paradigma delle *Multimodal Learning Analytics (MMLA)* di rilevare un ampio ventaglio di indicatori: dagli stati cognitivi alle reazioni emotive, dalle interazioni collaborative ai livelli di coinvolgimento e ai comportamenti manifestati. Una tale ricchezza informativa permette sia ai docenti sia agli studenti di acquisire una visione dettagliata e personalizzata del profilo di apprendimento individuale, facilitando così la progettazione di interventi mirati e più efficaci, con ricadute positive sul rendimento scolastico e sul benessere soggettivo (Chango et al., 2022).

Una delle caratteristiche più rilevanti delle *MMLA* è la possibilità di tracciare e visualizzare in tempo reale i livelli di *engagement* e i parametri di *performance*. Questo tipo di *feedback* immediato supporta l'autoregolazione e l'autovalutazione da parte degli studenti e consente agli insegnanti di individuare tempestivamente segnali di rischio, attivando così tempestivamente interventi preventivi adeguati (Sabuncuoglu & Sezgin, 2023). Il monitoraggio costante del coinvolgimento consente un miglioramento degli esiti accademici e della motivazione. Inoltre, tali tecnologie si dimostrano particolarmente efficaci nei contesti di apprendimento complesso e aperto, come i lavori di gruppo o le attività basate sulla risoluzione di problemi, che difficilmente si prestano a una valutazione tradizionale. L'analisi delle traiettorie interattive e degli stati emotivi consente ai docenti di orientare con maggiore precisione gli studenti in esperienze formative autentiche e poco strutturate (Moon et al., 2024).

Dal punto di vista metodologico, l'efficacia delle *MMLA* dipende dall'adozione di tecniche avanzate per la fusione dei dati e la loro analisi. Questi approcci permettono di integrare dati provenienti da fonti differenti, rilevando relazioni complesse tra indicatori dell'apprendimento, processi cognitivi e dinamiche emotive. Nella prospettiva della valutazione formativa, le *MMLA* offrono una lettura approfondita del ruolo esercitato dalle interazioni emotive e collaborative sugli esiti educativi, e consentono di modulare un *feedback* tempestivo e coerente con le esigenze evolutive dello studente (Prinsloo et al., 2023).

L'*Affective Computing*, ovvero l'informatica affettiva, rappresenta un elemento cruciale all'interno dei sistemi educativi multimodali. Architetture computazionali avanzate, come le reti neurali profonde adattive, le reti *neuro-fuzzy* e le *Spiking Neural Network (SNN)*, sono state sviluppate per elaborare e fondere modalità differenti, al fine di rendere questo sistema capace di gestire incompleti o di bassa qualità e migliorare così i processi di classificazione delle emozioni. L'obiettivo centrale è identificare, interpretare e rispondere agli stati emotivi umani attraverso tecniche analitiche applicate a flussi multimodali di dati, come espressioni facciali, tono della voce, battito cardiaco e risposta galvanica della pelle. Questa capacità di riconoscere e reagire alle emozioni è particolarmente importante in contesti formativi, dove lo stato emotivo degli studenti influenza in modo determinante l'apprendimento (Heredia et al., 2022).

Un esempio concreto è rappresentato dallo studio di Chen et al. (2022), che ha illustrato l'efficacia dello strumento "*Mirror AI*" nel promuovere l'apprendimento autoregolato in ambienti didattici basati su video. Il sistema è stato in grado di rilevare segnali di confusione o disimpegno ed ha proposto indicazioni adattive e suggerimenti per revisionare concetti o pause per recuperare l'attenzione. Il monitoraggio continuo degli indicatori cognitivi ed emotivi ha consentito ai sistemi multimodali di attivare interventi per migliorare l'autoconsapevolezza e l'apprendimento.

Alcuni sistemi analizzano i dati sul comportamento oculare al fine di identificare situazioni di sovraccarico cognitivo e modificare in modo adattivo il grado di difficoltà dei compiti o la loro tempistica, con lo scopo di mantenere livelli adeguati di *engagement* e coinvolgimento. I sistemi di apprendimento adattivo multimodale utilizzano il riconoscimento emotivo per personalizzare i contenuti educativi e le modalità di interazione in base allo stato emotivo degli studenti. Possono identificare livelli di frustrazione, noia o coinvolgimento e adeguare i materiali didattici per mantenere uno stato affettivo ottimale, condizione questa fondamentale per l'apprendimento. Questo sistema risulta efficace anche per promuovere

l'apprendimento negli studenti con difficoltà e/o disabilità intellettive, anche se restano necessarie ulteriori ricerche per confermare il mantenimento dei miglioramenti nel lungo periodo (Standen et al., 2020).

In conclusione, le analisi multimodali mostrano di possedere un considerevole potenziale trasformativo, in quanto possono migliorare i processi di apprendimento, favorire la regolazione emotiva e sostenere i livelli motivazionali. Integrare queste soluzioni nelle pratiche didattiche potrebbe aiutare i docenti a personalizzare ulteriormente le attività didattiche, con effetti benefici a cascata in termini di benessere ed apprendimento.

2.2.3. Potenzialità e limiti

Le tecnologie immersive, in particolare la VR, l'AR e i sistemi multimodali adattivi, rappresentano oggi una delle frontiere più promettenti per l'innovazione nei contesti universitari, in ragione della loro capacità di coniugare coinvolgimento sensoriale, interattività e personalizzazione (Kruglyk, 2023). A livello operativo, l'introduzione di ambienti VR consente di simulare situazioni ad alta intensità emotiva e cognitiva, rendendo possibili esperienze di apprendimento esperienziale difficilmente realizzabili nei contesti tradizionali. Ecco dunque che queste soluzioni si propongono come integrazione dell'esperienza reale, volte a potenziare i processi di apprendimento tramite esperienze controllate e personalizzate (Stanney et al., 2022).

In ambito accademico, queste tecnologie possono essere utilizzate per potenziare l'autoregolazione emotiva e cognitiva, attraverso scenari realistici che permettono agli studenti di esercitarsi nella gestione dello stress e di situazioni di pressione o nel prendere decisioni complesse. Ad esempio, in percorsi formativi ad alto carico emotivo, come quelli in ambito sanitario, giuridico o educativo, la VR può offrire un ambiente sicuro e controllato in cui lo studente affronta simulazioni interattive che richiedono empatia, autoregolazione e riflessione (Mousavi et al., 2023).

Dal punto di vista operativo, la flessibilità di progettazione dei contenuti rappresenta un vantaggio cruciale. Scenari VR possono essere adattati a differenti livelli di complessità, profili disciplinari e bisogni emotivo-cognitivi, rendendo possibile una personalizzazione spinta del percorso formativo (Marienko et al., 2020). Inoltre, grazie all'integrazione con sistemi di tracciamento del comportamento (*eye-tracking*, gestualità, fisiologia), gli ambienti immersivi diventano anche strumenti di *assessment* in tempo reale, utili per monitorare l'*engagement*, il carico cognitivo e le risposte emotive dello studente (González-Erena et al., 2025).

Un ulteriore punto di forza è costituito dalla capacità delle tecnologie immersive di stimolare la motivazione intrinseca, poiché favoriscono un apprendimento attivo, autodiretto e riflessivo. L'alto grado di immersività aumenta la sensazione di presenza e coinvolgimento, migliora l'attenzione sostenuta e la persistenza nelle attività proposte. Questo impatto motivazionale è particolarmente rilevante nei casi di studenti a rischio di *disengagement* o con basse competenze di *SRL*, poiché favorisce l'autoefficacia e la percezione di poter gestire efficacemente la consegna didattica (Lampropoulos & Evangelidis, 2025).

Tuttavia, l'implementazione operativa di queste tecnologie presenta anche limiti significativi. Il primo ostacolo è di natura infrastrutturale: l'utilizzo della VR richiede dispositivi specifici (visori, *controller*, *workstation* grafiche), ambienti fisici adeguati e personale tecnico specializzato, elementi non sempre disponibili in tutti i contesti universitari, specialmente in quelli con *budget* limitati (Tunçel, 2024). Anche la manutenzione dei dispositivi e l'aggiornamento dei *software* rappresentano costi ricorrenti che devono essere preventivati per garantire la sostenibilità delle iniziative (Guida et al., 2021).

Un secondo limite riguarda la scalabilità: mentre un intervento VR può risultare estremamente efficace in piccoli gruppi o in contesti pilota, la replicabilità su larga scala pone sfide rilevanti, in termini sia logistici (accesso simultaneo, turnazioni) sia metodologici (adattamento ai diversi corsi e livelli di studio) (Griffin et al., 2025). Inoltre, gli studenti con

disabilità visive, vestibolari o cognitive possono incontrare difficoltà significative nell'accesso e nella fruizione di questi ambienti, pertanto si rende necessaria la ricerca di soluzioni inclusive basate, sin dalla fase progettuale, sui principi dell'*Universal Design for Learning (UDL)* (CAST, 2011; Huang, 2024).

Dal punto di vista dell'esperienza soggettiva, è necessario considerare anche la possibilità che si verifichino fenomeni come il *cybersickness* (malessere da esposizione prolungata alla VR), il sovraccarico cognitivo e la difficoltà a trasferire le competenze apprese in ambienti simulati alla realtà quotidiana. Una progettazione pedagogica accurata, pertanto, deve prevedere fasi di *debriefing* guidato, *journaling* riflessivo e integrazione con strumenti di valutazione metacognitiva, al fine di capitalizzare appieno l'esperienza immersiva e favorire l'autoregolazione (Osadchy et al., 2020).

Infine, dal punto di vista istituzionale, l'adozione efficace della VR nei percorsi universitari richiede *policy* integrate che favoriscano l'interdisciplinarietà tra aree didattiche, uffici *Information and Communication Technology (ICT)*, centri di supporto psicologico e laboratori di innovazione educativa. Solo una regia condivisa può assicurare che la VR venga utilizzata come parte integrante di ecosistemi formativi intelligenti, in cui l'interazione tra tecnologia, pedagogia ed esperienza studentesca sia orientata allo sviluppo integrale della persona (Shabunina et al., 2024).

Alla luce di queste analisi, le tecnologie immersive si rivelano strumenti operativamente utili per il sostegno simultaneo della *performance* accademica e del benessere psicologico, purché la loro implementazione sia guidata da una visione pedagogica chiara, una pianificazione sostenibile e un approccio inclusivo. Il loro impiego deve essere sempre affiancato da momenti riflessivi, strumenti di valutazione e supporti umani, affinché venga garantito un apprendimento realmente trasformativo e centrato sullo studente.

2.3. Prospettive per un modello integrato

La relazione tra benessere psicologico e rendimento accademico negli studenti universitari è di natura dinamica e reciproca, profondamente influenzata da fattori emotivi, cognitivi e ambientali. Questa interazione bidirezionale genera un ciclo vizioso che danneggia sia il funzionamento accademico sia quello psicologico, e si concretizza nella riduzione dell'autoefficacia percepita, nel peggioramento dei risultati scolastici e nell'aumento del rischio di abbandono universitario (Bruffaerts et al., 2018). Per queste ragioni, diventa fondamentale integrare il supporto psicologico con interventi educativi per promuovere uno sviluppo globale dello studente.

Affrontare simultaneamente il disagio psicologico e le difficoltà accademiche richiede soluzioni integrate che rafforzino la resilienza mentale e le competenze scolastiche. Le recenti innovazioni nel campo dell'IA, in particolare nelle *chatbots*, nel *DL* e nel *RL*, offrono strumenti efficaci per una combinazione sinergica di supporto psicologico e pedagogico (Francisco & Silva, 2022). L'integrazione tra IA e VR può fornire un valido supporto personalizzato, adattabile su larga scala e capace di affrontare sia le problematiche legate alla salute mentale sia quelle connesse alla *SRL*.

Le *chatbot* IA, progettate secondo paradigmi terapeutici riconosciuti come la *CBT* e la *mindfulness*, si sono dimostrate efficaci nella riduzione dell'ansia, della depressione e dell'esaurimento emotivo tra studenti universitari (Gabrielli et al., 2021a). In parallelo, le tecnologie di *DL* e *RL* permettono di sviluppare sistemi di apprendimento adattivo in grado di personalizzare l'erogazione dei contenuti in funzione dei progressi individuali, delle preferenze dello studente e del suo profilo cognitivo, contribuendo così a migliorare il rendimento scolastico e l'*engagement* attraverso un'istruzione su misura (Stasolla et al., 2025).

La *VR* amplia ulteriormente questo ecosistema, offrendo ambienti immersivi che coinvolgono emotivamente lo studente e favoriscono al

contempo l'apprendimento esperienziale e la regolazione emotiva. La combinazione tra IA e VR può potenziare l'*engagement* affettivo e cognitivo mediante *feedback* in tempo reale e stimolazioni multisensoriali, rendendo i concetti astratti più comprensibili e coinvolgenti sul piano emozionale (Storey & Wagner, 2024; Yakkala, 2024). Quando tali ambienti immersivi sono integrati in architetture adattive basate sull'IA, possono essere regolati dinamicamente in base agli stati emotivi dello studente, ai suoi comportamenti e alla traiettoria di apprendimento, fornendo così un supporto globale.

La convergenza tra queste tecnologie rappresenta un cambiamento paradigmatico significativo. Trappey e collaboratori (2022) hanno mostrato come una piattaforma integrata basata su *chatbot*, *RL* e *VR* possa ridurre i livelli di stress e incrementare la motivazione accademica attraverso interventi personalizzati fondati su dati multimodali di natura emotiva e comportamentale. In modo analogo, sistemi potenziati dall'IA che incorporano l'analisi del *sentiment* e *feedback* in tempo reale hanno dimostrato di migliorare la consapevolezza di sé e la capacità di autoregolazione negli studenti, quali elementi centrali nei processi di *SRL* (Ma et al., 2025).

Questo modello integrato si allinea con i più recenti approcci teorici alla *SRL*, che sottolineano l'interconnessione tra processi di regolazione cognitiva, emotiva e motivazionale (Zimmerman, 2002). Dotare gli ambienti di apprendimento di strumenti didattici adattivi ed attività formative sui processi metacognitivi, può aiutare gli studenti a gestire flessibilmente le attività di apprendimento, con potenziale riduzione del tasso di abbandono e miglioramento del benessere personale (Rahimi et al., 2025).

L'integrazione strategica di **IA** e ambienti *VR*, dunque, attraverso ecosistemi di apprendimento adattivi, personalizzati ed emotivamente intelligenti, può contribuire alla costruzione di un modello efficace per potenziare simultaneamente il benessere psicologico e il successo accademico.

2.3.1. Framework teorico

L'integrazione delle tecnologie basate sull'IA nelle strategie d'intervento volte alla promozione della *SRL* nell'ambito dell'istruzione universitaria si poggia su una cornice teorica ben definita. Il framework concettuale di riferimento è il modello ciclico di Zimmerman (2013), che inquadra l'apprendimento come un processo dinamico e iterativo articolato in tre fasi principali: preparazione, esecuzione e autoriflessione. Ciascuna di queste fasi gioca un ruolo determinante nella capacità dello studente di controllare autonomamente il proprio apprendimento, rispondere ai *feedback* ricevuti e gestire le sfide accademiche.

Durante la fase di preparazione, lo studente è coinvolto nella definizione degli obiettivi e nella pianificazione strategica delle azioni da porre in essere; in questa fase, l'autoefficacia rappresenta uno *starter* motivazionale rilevante. Secondo Chang e collaboratori (2023), le tecnologie IA, soprattutto quelle che si basano su algoritmi di DL e RL, possono sostenere questi processi metacognitivi attraverso l'impiego di analisi predittive in grado di individuare lacune e proporre suggerimenti personalizzati prima che lo studente incontri difficoltà significative. I sistemi di tutoraggio intelligente, basandosi su dati storici, possono incoraggiare in tempo reale gli studenti a definire obiettivi specifici e suggerire i percorsi di apprendimento più adatti.

Nel momento dell'esecuzione, lo studente mette in atto le strategie scelte, monitora la propria comprensione e si impegna a mantenere un buon livello di motivazione. In questa fase, strumenti dotati di IA, come le *chatbot* e le piattaforme di apprendimento adattivo, forniscono un supporto immediato, orientano lo studente attraverso le difficoltà e stimolano il monitoraggio metacognitivo. Le *chatbot* sviluppate secondo i principi concettuali dell'apprendimento adattivo e costruttivista, ad esempio, potrebbero creare cicli di *feedback* che spingono lo studente a rivedere le proprie strategie e a perseverare nei momenti critici (Mungai et al., 2024). Tali strumenti contribuirebbero anche alla gestione del carico cognitivo e al

rafforzamento dei comportamenti strategici attraverso interazioni personalizzate e dialoghi guidati.

Nella fase di riflessione, lo studente valuta i risultati ottenuti e rielabora le strategie in vista di futuri compiti di apprendimento. In questo passaggio, le analisi dei dati proposte dall'IA svolgono un ruolo fondamentale, poiché processano informazioni dettagliate sui pattern di apprendimento, sulle risposte emotive e sui livelli di coinvolgimento. Secondo Lee e collaboratori (2025), questi strumenti promptano la riflessione sui processi, aiutando lo studente a comprendere l'efficacia delle proprie strategie e delle modalità di regolazione emotiva adottate. I sistemi possono proporre stimoli alla riflessione, incoraggiando pratiche come il journaling o l'autovalutazione, a vantaggio dello sviluppo della consapevolezza metacognitiva.

È cruciale sottolineare che l'integrazione di strumenti basati sull'IA nei modelli di *SRL* non si limita a una semplice automatizzazione dei processi di apprendimento, ma contribuisce a trasformarli in esperienze interattive e co-regolate. Come evidenziato da Chang e Sun (2024), un efficace supporto dell'IA nella regolazione dell'apprendimento include non solo la personalizzazione dei contenuti, ma anche la stimolazione dell'autopromozione, la capacità di ricevere feedback e il sostegno alle decisioni riflessive. Questa prospettiva è coerente con l'idea dell'IA come “strumento cognitivo”, ovvero un *partner* nell'apprendimento che promuove l'autonomia fornendo allo stesso tempo un'assistenza strategica.

Tale visione si raccorda con il concetto di “appropriazione degli strumenti” elaborato da Rabardel e Béguin (2005), secondo cui il passaggio da oggetto a strumento di mediazione non è un dinamismo immediato, ma implica un processo attraverso cui l'individuo scopre, interpreta e personalizza l'uso dell'artefatto (Ritella & Hakkarainen, 2012).

In questo quadro, la tecnologia - e specificamente l'IA - può assumere molteplici funzioni di mediazione: (a) epistemica, nella misura in cui condiziona la modalità di apprendimento; (b) pragmatica, nel facilitare o

vincolare le possibilità d'azione; (c) riflessiva, nel supportare la regolazione metacognitiva e il controllo esecutivo; (d) interpersonale, nel modulare le dinamiche relazionali tra studente e docenti e tra studente e agenti artificiali. L'IA, dunque, diviene un artefatto multiforme, capace di attivare processi di apprendimento situati e trasformativi, proprio perché in grado di mediarli su più livelli (Luckin, 2018).

Un'integrazione teorica pienamente efficace deve inoltre tener conto delle prospettive emergenti sull'apprendimento co-regolato, secondo le quali agenti sociali e tecnologici contribuiscono a strutturare il processo di *SRL* in modo sensibile al contesto. In quest'ottica, i sistemi basati sull'IA non sono concepiti come strumenti passivi, ma sono agenti proattivi nella promozione delle competenze metacognitive e del benessere emotivo degli studenti (Deshmukh & Mehta, 2025). Attraverso un supporto adattivo alla riflessione metacognitiva, l'IA può contribuire a trasformare la *SRL*, rendendola un'interazione dinamica tra studente, contesto e sistemi intelligenti.

2.3.2. Tecnologie a confronto

Sebbene *chatbot*, *DL*, *RL* e *VR* possano condividere l'obiettivo di migliorare il benessere degli studenti e le loro prestazioni accademiche, ciascuna di queste tecnologie presenta caratteristiche specifiche, punti di forza peculiari e limiti distinti.

Le *chatbot* si dimostrano particolarmente efficaci nel fornire un supporto psicologico accessibile e scalabile. Grazie all'integrazione di algoritmi *NLP* e *ML*, questi strumenti offrono un'assistenza riservata in tempo reale che elimina lo stigma associato alla richiesta di aiuto, e può al contempo fornire informazioni psicoeducative utili per eventuali rinvii a servizi specialistici. Il sistema proposto da Benita e collaboratori (2025), ad esempio, è costruito su modelli terapeutici *evidence-based*, come la *CBT* o la *mindfulness*, che guidano l'utente nella gestione del disagio emotivo. Dalla revisione di Balcombe (2023), tuttavia, la loro efficacia risulta limitata

quando si tratta di affrontare problematiche psicologiche complesse, e in assenza di un modello di rinvio a servizi specialistici e professionisti reali permane il rischio che gli utenti sviluppino una dipendenza eccessiva dallo strumento tecnologico.

Il *DL* eccelle nelle analisi predittive e nel riconoscimento di *pattern*, e mostra grande efficacia nell'elaborazione di grandi moli di dati per identificare studenti a rischio, prevedere l'abbandono universitario e supportare interventi tempestivi. In ambito psicologico, Chowdhury e collaboratori (2024) spiegano che modelli potenziati da *DL* possono analizzare le conversazioni per rilevare precocemente segnali di depressione o stress con elevata precisione. Nonostante ciò, il funzionamento interno dei sistemi *DL* è spesso opaco, e per gli educatori ed i decisori può risultare difficile interpretarlo e comprenderlo, il che può compromettere la trasparenza e la fiducia nell'utilizzo dello strumento.

Il *RL* si distingue per la capacità di adattamento in tempo reale. Attraverso aggiornamenti continui basati sul livello di coinvolgimento dello studente, questi sistemi riescono a mantenere livelli ottimali di sfida e motivazione, elementi essenziali per favorire una *SRL* sostenuta nel tempo. Tuttavia, dalla revisione di Zhao (2024) emerge che l'efficacia dell'*RL* richiede un'elevata quantità di dati interattivi e risorse computazionali significative, fattori che possono limitare l'implementazione della tecnologia in contesti con risorse limitate.

La *VR* introduce esperienze di apprendimento immersive che combinano il coinvolgimento sensoriale con una forte intensità emotiva. La *VR* può essere particolarmente utile nel potenziare empatia, senso di presenza e regolazione emotiva, risultando così ideale per simulazioni, esercitazioni in ruoli e attività riflessive nell'ambito educativo e nella formazione psicologica. Gli interventi basati sulla *VR* sono stati utilizzati con successo per ridurre lo stress, aumentare l'impegno cognitivo e migliorare la motivazione accademica, grazie alla creazione di ambienti formativi emotivamente significativi. Nonostante ciò, la *VR* presenta costi elevati di implementazione, possibili barriere all'accessibilità e rischi per la

salute, come la cinetosi o il sovraccarico cognitivo, in particolare quando il *design* dell'esperienza non è adeguato (Yakkala, 2024).

Dal punto di vista operativo, queste tecnologie svolgono funzioni complementari. Le *chatbot* offrono un primo livello di supporto emotivo e facilitano il coinvolgimento psicologico, i sistemi *DL* monitorano le *performance* su larga scala e aiutano a prevedere i rischi, il *RL* adatta dinamicamente i contenuti didattici per mantenere il flusso ottimale di apprendimento, mentre la *VR* consente un'immersione in scenari educativi ricchi di esperienze emotive. Una strategia integrata che combini la capacità delle *chatbot* di offrire supporto emotivo, la capacità predittiva dei modelli *DL*, l'adattamento in tempo reale garantito dal *RL* e la profondità esperienziale della *VR*, può contribuire alla creazione di ecosistemi educativi in grado di supportare simultaneamente la crescita cognitiva e la resilienza emotiva. Come comprovato dallo studio di Zhai e collaboratori (2025), tale sinergia deve essere realizzata con attenzione ai principi etici, assicurando la tutela della privacy, l'equità algoritmica e l'accessibilità per tutti gli studenti, indipendentemente dal contesto socioeconomico o culturale.

In definitiva, la piena comprensione dei contributi e dei limiti specifici di ciascuna tecnologia consente a docenti, *designers* e responsabili istituzionali di integrare in modo efficace questi strumenti all'interno delle strategie educative, massimizzandone i benefici potenziali e garantendo al contempo un'implementazione equa ed eticamente responsabile.

2.3.3. Possibili scenari operativi

L'implementazione delle tecnologie basate sull'IA, come le chatbot, il DL, il RL e la VR all'interno dei contesti universitari richiede non solo una coerenza teorica con i modelli pedagogici di riferimento, ma anche la costruzione di modelli operativi scalabili ed applicabili su ampia scala. Tali modelli devono necessariamente tenere conto della diversità cognitiva degli studenti, dei bisogni legati alla regolazione emotiva e della complessità dei

contenuti disciplinari. In questa prospettiva, si delineano diversi scenari di intervento che illustrano concretamente come queste tecnologie potrebbero essere utilizzate nel contesto accademico.

Un primo possibile scenario operativo riguarda l'adozione di sistemi basati su *DL* per la rilevazione dei rischi accademici, pensati come strumenti diagnostici continui capaci di monitorare l'andamento degli studenti nei diversi corsi. Questi sistemi possono gestire grandi quantità di dati in tempo reale relativi al comportamento di apprendimento, alle *performance* nei *quiz*, all'interazione con i materiali, al fine di classificare gli studenti secondo diversi livelli di rischio. Attraverso *dashboard* personalizzate, gli studenti potrebbero visualizzare i propri progressi, confrontarsi con parametri di riferimento e ricevere suggerimenti elaborati dal sistema per migliorare il proprio rendimento. Parallelamente, i tutor didattici umani riceverebbero notifiche per poter intervenire in modo tempestivo. L'impiego di modelli di IA interpretabili renderebbe queste previsioni comprensibili per studenti e docenti, rafforzando la trasparenza e la fiducia nell'intero processo. Questi sistemi consentirebbero in teoria agli educatori di individuare tempestivamente gli studenti a rischio dropout, al fine di poi attivare tutte le procedure didattiche utili per supportare gli studenti in difficoltà (Mirzayeva et al., 2024).

Sulla base delle *analytics* dei sistemi *DL-based*, potrebbero entrare in gioco sistemi di supporto immediati ed istantanei. Un primo strumento potrebbe essere rappresentato dalle *chatbots* IA. Queste, idealmente integrate all'interno delle piattaforme didattiche, potrebbero assolvere il ruolo di assistenti disponibili 24 ore su 24, sia per il benessere emotivo sia per il sostegno accademico. Le *chatbots* possono interagire sulla base del riconoscimento di segnali di rischio, come ritardi ricorrenti nella consegna dei compiti o accessi irregolari. Le *chatbots* possono dialogare con gli studenti attraverso messaggi motivazionali, suggerimenti strategici per la gestione del tempo e/o brevi esercizi di *mindfulness*, in funzione delle risposte fornite. Attraverso un approccio iterativo e personalizzato, questi sistemi inoltre potrebbero accompagnare gli studenti nella gestione dei

processi e delle procedure di apprendimento, favorendo così l'acquisizione di abilità connesse all'apprendimento autoregolato; un tale supporto secondo Antony e Ramnath (2023) potrebbe modularsi attraverso la pianificazione di attività, promemoria sistematici, nonché attraverso la selezione di strategie di studio ed, infine, attraverso suggerimenti per il monitoraggio personale del progresso dell'apprendimento.

La *chatbot* sviluppata da Høiland e collaboratori (2020), ad esempio, propone quattro livelli di supporto. Appena la richiesta dello studente giunge a sistema, la *chatbot* fornisce informazioni psicoeducative utili relative allo stress ed alla salute psicologica. Se il supporto informativo risulta insufficiente rispetto alla natura della richiesta dell'utenza, si attiva un supporto di tipo procedurale, in cui vengono suggeriti esercizi e pratiche per la gestione dello stress e delle emozioni negative. Se l'esigenza di supporto permane, si attiva un terzo livello di ausilio, di tipo conversazionale, basato sull'interazione supportiva ed empatica della *chatbot*. Se anche questo livello non dovesse riuscire a soddisfare completamente la richiesta di supporto dello studente, si attiva un ultimo livello, che suggerisce ed indirizza l'utente al ricorso a figure specialistiche di supporto psicologico.

Accanto al supporto di tipo emotivo e metacognitivo, potrebbero affiancarsi strumenti automatizzati finalizzati alla promozione dell'apprendimento. Gli agenti *RL-based*, ad esempio, sarebbero in grado di personalizzare in tempo reale il flusso e il livello di difficoltà dei contenuti in base alla *performance* e ai segnali motivazionali degli studenti. Per esempio, se uno studente dovesse mostrare elevata perseveranza in un corso ma frequenti errori, il sistema potrebbe incrementare il *feedback* di supporto e ridurre lievemente la complessità degli esercizi, in modo da mantenere un senso di competenza. Al contrario, studenti più avanzati potrebbero essere stimolati con attività sempre più complesse, in grado di potenziare ulteriormente l'apprendimento e le competenze autoregolate. Il sistema basato su *RL*, secondo Choustoulakis (2024), registrerebbe inoltre i comportamenti per suggerire percorsi futuri o collaborazioni con

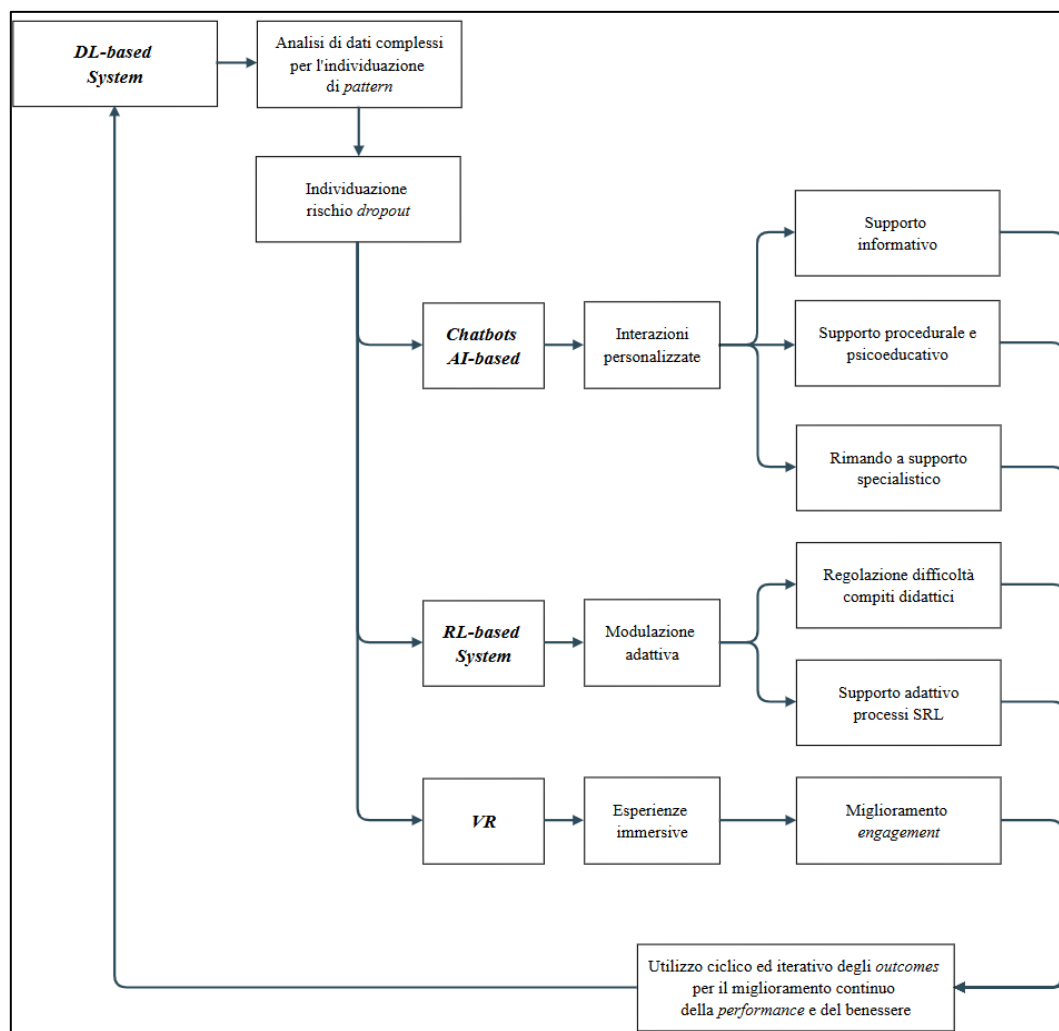
pari, promuovendo lo sviluppo di lungo periodo dell'autoregolazione dell'apprendimento secondo.

Secondo lo studio di Fragkaki e collaboratori (2020), questo sistema integrato potrebbe essere arricchito, infine, con la VR, utile soprattutto in percorsi accademici ad alto carico emotivo, dove il ruolo dell'engagement assume un ruolo chiave. L'immersività di queste soluzioni possono aiutare gli studenti a mantenere elevati livelli di interesse e di coinvolgimento. Le università, inoltre, potrebbero sviluppare simulazioni in VR potenziate dall'IA per studenti impegnati in ambiti come l'educazione, la sanità, il diritto o l'economia, per consentire esercitazioni e simulazioni di compiti complessi - come gestire conflitti o affrontare dibattiti etici - interagendo con agenti virtuali intelligenti capaci di simulare comportamenti umani realistici. Al termine della sessione, il sistema potrebbe fornire un'analisi personalizzata basata sui segnali emotivi, sulle strategie decisionali intraprese e sullo stile comunicativo adottato. Una fase successiva di riflessione indurrebbe lo studente a rielaborare l'approccio seguito e a partecipare a una simulazione con nuove variabili, rafforzando così le competenze metacognitive.

Un modello più ampio e integrato a livello istituzionale prevederebbe l'interconnessione di tutti questi strumenti all'interno di un ecosistema unitario di supporto agli studenti. Un coordinatore centrale IA potrebbe monitorare gli indicatori accademici, emotivi e comportamentali, fornendo strategie di sostegno coerenti tra le diverse piattaforme. In tale contesto, secondo Tsivitanidou e Ioannou (2021), uno studente che manifesti alti livelli di stress e un calo di rendimento potrebbe essere inizialmente indirizzato a una chatbot per il supporto emotivo; in seguito, potrebbe essere coinvolto in un curriculum adattivo RL-based meno impegnativo e, infine, invitato a partecipare a moduli in VR finalizzati alla regolazione emotiva. Gli outcomes della partecipazione a queste attività potrebbero essere ulteriormente processati per favorire, in maniera iterativa, un ulteriore consolidamento delle abilità e dei risultati acquisiti. Questo tipo di orchestrazione intelligente richiederebbe l'adozione di politiche istituzionali

che garantiscano equità, tutela dei dati e il coinvolgimento attivo di studenti e docenti nella progettazione degli interventi.

Fig. 3: Un possibile modello integrato



Fonte: Autore della tesi di dottorato

Tali scenari operativi dimostrano come le tecnologie basate IA, se implementate in maniera etica e strategica, possono arricchire profondamente l'esperienza educativa, superare l'obiettivo della semplice trasmissione di contenuti ed approdare ai traguardi dell'apprendere ad apprendere e della formazione globale della persona. Lo sviluppo di sistemi

innovativi di supporto universitario risiede nell'integrazione di soluzioni tecnologico-digitali che siano adattive, etiche e fondate sulla centralità dello studente. Per individuare configurazioni che possano favorire in futuro una maggiore personalizzazione degli interventi, risulta importante considerare le evidenze che emergono dalle indagini qualitative sulle esperienze dell'utenza.

2.3.4. Nuove tecnologie ed inclusione

Le nuove tecnologie potrebbero esprimere un contributo rilevante anche nella promozione del successo accademico di studenti universitari con Disturbi Specifici dell'Apprendimento (DSA) e ADHD. Negli ultimi anni, studi pubblicati in riviste di alta qualità (Q1 e Q2 secondo il *Journal Citation Reports*) hanno esplorato l'interazione tra IA, strategie metacognitive e personalizzazione didattica, evidenziando risultati incoraggianti.

Gli studenti con DSA e ADHD fronteggiano ostacoli significativi nella gestione autonoma del proprio apprendimento, in particolare per via della compromissione nelle funzioni esecutive come la pianificazione, l'organizzazione e il mantenimento dell'attenzione. Questi studenti utilizzano meno frequentemente, o in maniera meno efficace, strategie di autoregolazione, tra cui l'autovalutazione, l'automonitoraggio e la riflessione metacognitiva. Gli studenti universitari con ADHD, ad esempio, tendono a fare un uso meno sistematico di strategie efficaci come il *self-testing*, quale operazione di automonitoraggio degli apprendimenti importante nei processi di memorizzazione (Knouse et al., 2012). Queste difficoltà possono, a loro volta, generare condizioni di disagio. Gli studenti con DSA ed ADHD, infatti, manifestano livelli più bassi di *self-compassion* e hanno una capacità più limitata di autoregolare le proprie attività di studio (Willoughby & Evans, 2019).

Le tecnologie IA potrebbero rappresentare un aiuto significativo per affrontare queste sfide, poiché sono in grado di personalizzare l'intervento

educativo in tempo reale. Sistemi basati su algoritmi predittivi *XAI*, infatti, possono offrire *feedback* intelligenti e raccomandazioni specifiche sui processi di apprendimento e sulle operazioni di studio, a beneficio dell'*engagement* e delle attività metacognitive, predittrici di successo accademico. Dal punto di vista operativo, ad esempio, l'implementazione di *dashboard* basate sull'IA, capaci di fornire *feedback* esplicativi e *data-driven*, potrebbero favorire miglioramenti significativi delle competenze di autoregolazione. Queste piattaforme raccolgono ed analizzano in tempo reale i dati generati dagli studenti durante le attività didattiche, come *quiz*, *forum*, accessi ai materiali e/o tempi di completamento. In seguito, impiegano utilizzano algoritmi predittivi per identificare *pattern* che indicano difficoltà, cali di rendimento o nell'*engagement*. A differenza dei tradizionali sistemi di tracciamento, queste *dashboard* forniscono *feedback* immediati e spiegazioni sulle cause delle problematiche riscontrate. Sulla base di queste analisi, il sistema genera raccomandazioni personalizzate, come suggerimenti di revisione, esercizi mirati o strategie di studio più efficaci. Gli studenti possono così monitorare il proprio progresso, confrontare i risultati con obiettivi impostati e ricevere *alert* personalizzati. Alcune *dashboard* permettono anche l'autoregolazione guidata, cioè aiutano gli studenti a pianificare attività future, monitorare i miglioramenti e riflettere sulle proprie attività di studio. L'obiettivo di questi ambienti digitali di apprendimento, dunque, è quello di trasformare i dati in strumenti di supporto attivo, al fine di promuovere le competenze metacognitive e l'autonomia (Afzaal et al., 2024).

L'IA può essere anche impiegata per favorire la scrittura accademica e la qualità delle produzioni linguistiche. Gli strumenti di scrittura *AI-assisted* forniscono *feedback*, suggerimenti e correzioni personalizzate. Le piattaforme che integrano questi strumenti analizzano le prestazioni degli studenti in grammatica, vocabolario, lettura e scrittura, per poi fornire suggerimenti in tempo reale e adattare gli esercizi al livello individuale. Nello specifico, questi *tools* supportano gli studenti attraverso tre processi: (a) correzione tecnica ortografica e grammatica, (b) sviluppo del testo,

mediante riformulazioni e ampliamenti, e (c) ottimizzazione della struttura semantica del testo prodotto. Negli ambiti disciplinari afferenti all'area linguistica, ad esempio, l'integrazione dell'IA ha consentito un incremento significativo della motivazione e dell'impiego di strategie *SRL* negli studenti, con ricadute positive sui risultati nei test di competenza linguistica (Wei, 2023a). Il semplice utilizzo della tecnologia non è sufficiente affinché possano manifestarsi miglioramenti sensibili sul versante dell'apprendimento: l'efficacia di queste soluzioni dipende anche dalla capacità degli studenti stessi di utilizzare strategicamente questi *tools* come strumento per potenziare la propria autonomia (F. Jin et al., 2025).

Va infatti preso in esame una sfida significativa derivante dall'utilizzo di questi strumenti, che rappresenta in sé un limite intrinseco, ma non superabile. L'utilizzo indiscriminato dell'IA può favorire un'eccessiva dipendenza dagli assistenti automatizzati, condizione questa che può causare una certa "pigrizia metacognitiva". Il rischio è che la proattività, la profondità della riflessione sui propri processi di apprendimento e la motivazione intrinseca degli studenti vengano ulteriormente compromesse (Fan et al., 2025).

Affinché l'impiego dell'IA nella prassi didattica possa davvero promuovere l'apprendimento e l'autoregolazione, è fondamentale che vi sia un solido affiancamento educativo e psicopedagogico. L'intervento degli insegnanti risulta infatti cruciale per mediare l'interazione tra studente e tecnologia, poiché contribuisce a soddisfare alcuni bisogni psicologici fondamentali come il senso di competenza e relazione e garantisce il miglioramento dei livelli di autonomia (Chiu et al., 2023).

Tra le varie azioni che docenti possono porre in essere, vi sono:

- (a) aiutare gli studenti a riflettere su come, quando e perché usare l'IA, per promuovere un uso consapevole ed evitare comportamenti di delega passiva alla tecnologia;

- (b) progettare ambienti di apprendimento che prevedano un utilizzo significativo delle tecnologie IA, attraverso attività di riflessione, confronto, e utilizzo critico degli *output* generati dall'IA;
- (c) imparare a usare l'*output* dei *tool* come punto di partenza per discussioni, approfondimenti o revisioni, anziché come risultato definitivo;
- (d) promuovere una comprensione critica dei limiti dell'IA, insegnando agli studenti a valutare le fonti, verificare i contenuti e riconoscere *bias* e lacune nei sistemi;
- (e) personalizzare l'uso dell'IA in modo che risponda alle diverse modalità di apprendimento, ai livelli di preparazione e agli stili cognitivi (Zhang & Zhang, 2024).

Affinché l'integrazione dell'IA nei contesti universitari, specie a vantaggio degli studenti con DSA e ADHD, produca esiti realmente trasformativi, è indispensabile che i docenti mantengano un ruolo attivo, riflessivo e intenzionale all'interno del processo educativo. Non è possibile in tal senso delegare interamente alla tecnologia le funzioni pedagogiche centrali. Docenti ed educatori sono quindi chiamati ad agire come mediatori critici tra studenti e strumenti digitali. In questa prospettiva, l'IA si costituisce non come sostitutivo dell'azione didattica dei docenti, ma come complemento arricchente, da progettare ed utilizzare per favorire la personalizzazione e l'adattività degli interventi. La sfida, dunque, non risiede solo nell'adozione tecnica degli strumenti, quanto più nella costruzione di un'alleanza significativa tra intelligenza umana e artificiale. Si rende necessario, dunque, un approccio collegiale, in cui l'IA supporti ma non soppianti l'interazione educativa, nello sfondo organizzatore di ambienti di apprendimento etici, adattivi e cognitivamente stimolanti. In tale scenario, la tecnologia si configura come un alleato dell'azione pedagogica, poiché capace di potenziare le competenze autoregolative degli studenti, valorizzarne l'unicità e sostenere processi formativi equi, partecipati e consapevoli (Kim, 2024).

Accanto all'IA, anche la VR sta emergendo come una possibile tecnologia educativa altamente promettente per supportare la SRL negli studenti universitari, specialmente tra quelli con DSA e ADHD. Uno degli aspetti più rilevanti della VR è la sua capacità di offrire ambienti simulati realistici e altamente personalizzabili, nei quali gli studenti possono sperimentare, sbagliare e correggersi in modo sicuro e controllato. Questi ambienti incoraggiano l'apprendimento attivo poiché consentono allo studente di procedere secondo i propri ritmi e lo incentivano a pianificare, monitorare e valutare le azioni di studio intraprese, nell'ottica della SRL. Lo studio di Wang e collaboratori (2025) ha dimostrato che l'introduzione di meccanismi di supporto all'interno di ambienti VR, come *feedback* immediati, suggerimenti in caso di inattività e indicatori di progresso, può migliorare significativamente l'autoregolazione, la motivazione e, di conseguenza, la *performance*.

L'efficacia della VR per lo sviluppo di competenze autoregolatrici è stata osservata anche in contesti accademici più ampi. Shen e Li (2022) hanno valutato l'effetto del modello del *Self-Regulated Strategy Development* (SRSD) integrato in ambienti VR in un corso online universitario. Il modello SRSD, quale strategia educativa *evidence-based*, guida gli studenti nello sviluppo di competenze metacognitive attraverso un percorso esplicito e graduale che prevede fasi strutturate: attivazione delle conoscenze pregresse, modellamento da parte del docente, pratica guidata, supporto decrescente e autovalutazione. Nel contesto VR, queste fasi sono state trasposte in scenari immersivi e interattivi, in cui gli studenti possono esercitare abilità cognitive, come la pianificazione e la risoluzione di problemi, ricevere *feedback* immediati e navigare in ambienti realistici simulati. I risultati dello studio hanno dimostrato miglioramenti significativi nel gruppo sperimentale rispetto al gruppo di controllo sia nelle prestazioni accademiche sia nella SRL. Questo dimostra che la VR, se abbinata a un impianto pedagogico ben strutturato, può stimolare in modo efficace le abilità metacognitive degli studenti, trasformandosi in uno strumento utile

non solo per l'acquisizione di contenuti, ma anche per lo sviluppo di competenze metacognitive strategiche (Shen & Li, 2022).

La VR può essere una risposta concreta ad alcune barriere tipiche dell'ambiente educativo tradizionale. Gli studenti con DSA e ADHD spesso faticano a mantenere l'attenzione, a gestire la frustrazione o a seguire percorsi di studio lineari. Ambienti VR ben progettati, attraverso stimoli multimodali e possibilità di interazioni attive, possono aiutare gli studenti a sostenere l'attenzione e sentirsi maggiormente autoefficaci, quali aspetti chiave nei processi autoregolativi. Lo studio di Luke e collaboratori (2024) ha indagato come la Realtà Virtuale Immersiva (iVR) possa supportare l'apprendimento esperienziale e riflessivo in studenti universitari. L'obiettivo è stato quello di valutare i benefici percepiti e le barriere dell'uso della VR in un contesto formativo dedicato all'interazione con persone con disabilità dello sviluppo. Gli studenti, tramite visori, hanno partecipato a simulazioni immersive in cui hanno potuto interagire con partner reali in ambienti virtuali ed affrontare compiti legati alla comunicazione e allo sviluppo di abilità professionali. I risultati hanno mostrato un coinvolgimento emotivo e cognitivo molto elevato. Gli studenti, infatti, hanno riportato un rafforzamento della consapevolezza dei propri processi comunicativi e una maggiore capacità di adattamento e riflessione strategica, oltre che un interesse concreto a integrare la VR nei propri percorsi di apprendimento. In termini di autoregolazione, l'esperienza VR ha stimolato l'attenzione sostenuta, la riflessione critica e l'auto-monitoraggio, confermando la validità di ambienti immersivi ben progettati come strumenti efficaci per promuovere la SRL in ambito universitario.

Un aspetto ulteriore da considerare è che, sebbene la VR possa favorire un apprendimento più coinvolgente e motivante, essa comporta anche il rischio di sovraccarico cognitivo o distrazione per studenti con difficoltà attentive. Per prevenire il rischio di *cognitive overload*, è fondamentale adottare strategie progettuali e didattiche mirate. Lo studio di Sari e collaboratori (2024) ha evidenziato che un carico cognitivo eccessivo può compromettere la riflessione e l'efficacia dell'apprendimento, mentre

ambienti VR progettati con interfacce semplificate, menù intuitivi e contenuti adattati favoriscono una maggiore efficacia formativa. In ambienti cognitivamente leggeri, infatti, la VR risulta più accessibile e maggiormente funzionale nella promozione dell'autoregolazione, poiché consente agli studenti di concentrarsi sul contenuto piuttosto che sulla gestione dello strumento stesso. Assumono un ruolo cruciale anche i sistemi intelligenti in grado di rilevare in tempo reale segnali di sovraccarico cognitivo, come segnali fisiologici, pause prolungate, errori ricorrenti o comportamenti disorientati (Nasri et al., 2024). L'integrazione di questi sistemi permette di adattare dinamicamente la difficoltà del compito o fornire suggerimenti compensativi. Tuttavia, la tecnologia da sola non è sufficiente, in quanto si rende essenziale anche il monitoraggio e l'intervento dell'educatore resta essenziale. L'insegnante, infatti, è chiamato a mediare l'esperienza VR, aiutare lo studente a interpretare le proprie reazioni cognitive, riformulare strategie di apprendimento e prevenire l'abbandono o la frustrazione, promuovendo così un uso consapevole e autoregolato della tecnologia.

Affinché la VR diventi infatti uno strumento realmente efficace per l'autoregolazione negli studenti con DSA e ADHD, è cruciale che sia integrata in modo strategico nel contesto pedagogico, cioè che sia accompagnata da un supporto educativo attivo che aiuti lo studente a interpretare l'esperienza, riflettere sui propri comportamenti e pianificare strategie di miglioramento (Shen & Li, 2022).

Capitolo 3

Evidenze e prospettive

Le evidenze attuali mostrano che l'integrazione di soluzioni basate sull'IA nei contesti educativi universitari ha prodotto risultati incoraggianti. Lo studio di Naseer e collaboratori (2024), ad esempio, ha evidenziato un miglioramento del 25% nella *performance* accademiche degli studenti che hanno utilizzato una piattaforma di apprendimento adattivo rispetto al gruppo di controllo. L'impiego di tecnologie *DL-* e *RL-based* possono contribuire a predire l'abbandono accademico con una precisione superiore al 90% e a migliorare l'*engagement* e l'efficienza nell'apprendimento (Stasolla et al., 2025).

Un segnale rilevante della crescente penetrazione dell'IA nei contesti accademici italiani è rappresentato dall'accordo strategico stipulato tra l'Università Bocconi e OpenAI, laboratorio di ricerca sull'IA, sviluppatrice della chatbot ChatGPT. Si tratta di una collaborazione importante nel panorama nazionale, non solo per la rilevanza scientifica delle istituzioni coinvolte, ma anche per l'impatto trasformativo che tale sinergia intende promuovere nel campo accademico. L'accordo prevede la messa a disposizione, per l'intera comunità universitaria composta da oltre 17.000 studenti, docenti e personale tecnico-amministrativo, di strumenti avanzati sviluppati da *OpenAI*, e colloca la Bocconi tra i primi Atenei europei ad accedere formalmente a tali tecnologie in una logica di ricerca applicata e innovazione educativa (Orlando, 2025).

La *partnership* si articola lungo tre direttrici fondamentali: la prima riguarda la costruzione e la simulazione di agenti intelligenti basati su teorie economiche, manageriali e di *policy*, al fine di esplorare scenari decisionali e dinamiche complesse in ambienti controllati e replicabili. La seconda linea progettuale è finalizzata alla misurazione concettuale a partire da dati non strutturati, come testi, video e interazioni digitali, con l'obiettivo di estrarre significati rilevanti, profili comportamentali o dimensioni latenti utili alla

ricerca sociale. Infine, una terza componente riguarda l'implementazione di assistenti intelligenti capaci di personalizzare l'esperienza formativa degli studenti, supportandoli nella formulazione delle domande di ricerca e nell'interazione con contenuti accademici complessi (*Ibidem*).

Questa iniziativa dimostra che l'adozione dell'IA nei sistemi universitari stia progressivamente assumendo una forma sistemica, promossa e regolata dalle stesse istituzioni accademiche. Ciò rende ancora più urgente l'esigenza di indagare qualitativamente come tali tecnologie vengano incorporate nei processi educativi e percepite dagli attori coinvolti, con particolare attenzione alle pratiche di apprendimento autoregolato, alla relazione con il sapere e alla ridefinizione delle interazioni tra studenti, docenti e strumenti tecnologici. La presente domanda di ricerca si colloca dunque nell'intersezione tra cambiamento strutturale didattico e esperienza soggettiva degli studenti, la cui voce diventa cruciale per comprendere in profondità le traiettorie trasformative in atto.

Nonostante le potenzialità delle soluzioni basate sull'IA, è importante sottolineare che tali tecnologie debbano essere progettate e implementate nel rispetto di criteri etici e pedagogici rigorosi. La trasparenza degli algoritmi, la protezione della *privacy* degli studenti e la prevenzione del rischio di dipendenza tecnologica rappresentano sfide ancora aperte che richiedono un'attenta riflessione (Ivanov, 2023).

La letteratura scientifica sul tema, tra l'altro, presenta una frammentazione dei risultati e una scarsità di sintesi sistematiche che ne analizzino complessivamente l'efficacia, i limiti metodologici e le prospettive future. Negli ultimi anni si è assistito a una crescente diffusione di soluzioni basate sull'IA finalizzate al supporto delle competenze di *SRL* negli studenti universitari. L'implementazione di tutor intelligenti, sistemi di apprendimento adattivo, chatbot conversazionali e strumenti di *learning analytics* ha prodotto risultati promettenti nel potenziare la regolazione cognitiva e metacognitiva degli studenti, migliorare l'engagement e favorire la persistenza accademica (Khalil et al., 2024). Tuttavia, nonostante il rapido sviluppo delle tecnologie IA applicate all'educazione, il campo di

ricerca rimane frammentato e caratterizzato da una notevole eterogeneità metodologica, teorica e applicativa.

Per restituire un primo quadro complessivo delle applicazioni dell'IA in ambito universitario, ho condotto una *scoping review* secondo le linee guida PRISMA (Moher et al., 2009), in collaborazione con un gruppo di psicologi ed educatori dell'Università Giustino Fortunato e dell'Università Mercatorum. La revisione ha incluso 27 studi empirici pubblicati tra il 2014 e il 2024, con l'obiettivo di mappare criticamente le soluzioni basate sul *DL* e sul *RL* impiegate per valutare e migliorare le performance accademiche degli studenti universitari (Stasolla et al., 2025).

3.1. DL e RL for assessing and enhancing academic performance in university students. A scoping review

Nel contesto di una crescente attenzione internazionale rivolta all'impiego dell'IA nei sistemi educativi, si è ritenuto opportuno condurre una *scoping review* per esplorare in modo sistematico lo stato dell'arte relativo alle applicazioni del *DL* e del *RL* finalizzate al potenziamento della *performance* accademica degli studenti universitari (Stasolla et al., 2025).

L'iniziativa è nata dalla collaborazione tra psicologi, pedagogisti e studiosi dell'educazione afferenti all'Università Giustino Fortunato e all'Università Mercatorum, con l'obiettivo condiviso di mappare criticamente la letteratura scientifica più recente e restituire un quadro organico degli approcci adottati, dei domini applicativi privilegiati, dei risultati ottenuti e delle principali criticità metodologiche riscontrate. Alla base della revisione vi è l'ipotesi che soluzioni avanzate di apprendimento automatico, come il *DL* e il *RL*, possano offrire un contributo rilevante e trasformativo nella promozione dell'apprendimento autoregolato, della personalizzazione didattica e della prevenzione del fallimento formativo.

La domanda di ricerca guida della *review* è stata formulata con l'intento di indagare quali siano le soluzioni basate su *DL* e *RL* attualmente impiegate per valutare e migliorare le *performance* accademiche degli

studenti universitari, quali risultati empirici esse abbiano prodotto e quali siano le direzioni future per la pratica e la ricerca.

Lo studio è stata condotto attraverso il *database* bibliografico internazionale *Scopus*, utilizzando una *query* booleana costruita in modo da coniugare tre assi concettuali fondamentali: l'ambito di applicazione ("*university students*"), il dominio tecnologico ("*artificial intelligence*") e i due filoni principali di IA su cui si è focalizzata l'indagine ("*deep learning*" OR "*reinforcement learning*"). Il periodo di pubblicazione considerato ha incluso un decennio, dal 2014 al 2024; sono stati selezionati esclusivamente articoli empirici in lingua inglese che contenessero evidenze sull'uso di *DL* e/o *RL* per il miglioramento delle *performance* accademiche in popolazioni universitarie. Sono stati esclusi articoli teorici, rassegne narrative o sistematiche precedenti, studi *non peer-reviewed*, contributi in fase di stampa e ricerche in cui il *target* non fosse rappresentato da studenti universitari.

Il processo di selezione ha seguito una procedura a doppio cieco da parte di due valutatori esperti nel settore, con formazione specifica nella codifica dei dati, nella valutazione dell'idoneità degli studi e nell'applicazione dei criteri di inclusione/esclusione. Le divergenze emerse tra i due valutatori (pari al 13%) sono state risolte tramite un terzo revisore, che ha riesaminato in modo indipendente i casi controversi, garantendo coerenza metodologica e rigore nella selezione finale. Al termine del processo di *screening*, sono stati inclusi 27 studi empirici, che costituiscono il corpus analizzato nella presente *scoping review*.

I risultati della revisione sono stati organizzati in due macro-categorie analitiche, corrispondenti ai principali ambiti di applicazione delle tecnologie *DL* e *RL*: da un lato, l'impiego dell'IA per la valutazione e la previsione delle *performance* accademiche; dall'altro, l'utilizzo dell'IA per il miglioramento dei processi di apprendimento e l'ottimizzazione delle strategie didattiche.

La prima categoria ha compreso otto studi, per un totale di oltre 49.000 studenti universitari coinvolti in contesti accademici eterogenei. In questi studi, gli algoritmi *DL* — in particolare reti neurali ricorrenti (*RNN*), le *SNN*, *Convolutional Neural Network (CNN)* e *Multilayer Perceptron (MLP)* — sono stati utilizzati per predire con elevata accuratezza il rischio di abbandono, classificare le *performance* in categorie di successo, valutare la competenza linguistica orale e identificare i principali fattori di successo accademico. Uno degli studi più significativi in questa direzione è quello di Kadhim e Hassan (2020), che ha raggiunto un'accuratezza predittiva del 99,1% nell'identificazione del rischio di *dropout*, grazie all'impiego di una *RNN* ottimizzata con algoritmo *ADAM*. Risultati altrettanto promettenti sono emersi nell'ambito della valutazione della competenza linguistica, in cui modelli basati su *CNN* e *fuzzy logic* hanno dimostrato capacità predittive elevate nella classificazione delle abilità orali.

La seconda categoria ha raccolto 19 studi, che complessivamente hanno coinvolto circa 4.500 studenti universitari. Questi studi si sono focalizzati sull'uso di sistemi *DL* e *RL* per l'adattamento personalizzato dei contenuti formativi, l'erogazione di *feedback* in tempo reale, la promozione dell'engagement e lo sviluppo di ambienti di apprendimento dinamici e interattivi. In questo gruppo di ricerche, sono emerse applicazioni di *RL* per l'ottimizzazione delle sequenze didattiche, la raccomandazione adattiva di attività e risorse, l'apprendimento per rinforzo in contesti gamificati e la modellazione personalizzata dei percorsi di studio. Alcuni studi hanno evidenziato miglioramenti significativi nei risultati di apprendimento e nella partecipazione degli studenti: ad esempio, la piattaforma sviluppata da Naseer e collaboratori (2024), basata su una combinazione di *CNN* e *RNN*, ha condotto a un miglioramento del 25% nei voti e nell'engagement rispetto al gruppo di controllo. Analogamente, Francisco e Silva (2022) hanno dimostrato come un sistema di tutoring intelligente basato su *Q-learning* sia stato in grado di fornire raccomandazioni ottimali con un numero di iterazioni inferiore rispetto ai metodi tradizionali, migliorando l'efficienza dei processi formativi.

Un elemento particolarmente rilevante emerso dalla *review* riguarda l'impiego crescente di tecnologie multimodali, quali il riconoscimento facciale, l'analisi comportamentale in aula e il tracciamento delle interazioni digitali. L'integrazione di questi strumenti in modelli educativi basati sui principi del costruttivismo sociale e della didattica adattiva, può offrire esperienze di apprendimento maggiormente inclusive e contestualizzate. L'adozione di *DL* e *RL* non è stata limitata a contesti disciplinari tecnici o *STEM*, ma è stata estesa anche a corsi di lingue, scienze umane, scienze sociali e amministrazione pubblica, diffusione questa che ne comprova la versatilità e la trasversalità nei sistemi universitari contemporanei.

Nel complesso, i risultati della *scoping review* confermano che l'integrazione di *DL* e *RL* nei contesti universitari possa rappresentare una leva strategica per sostenere la personalizzazione dei percorsi, anticipare i rischi di insuccesso formativo e promuovere ambienti di apprendimento centrati sullo studente. Affinché tale potenziale possa tradursi in innovazioni educative stabili e diffuse, appare tuttavia necessario promuovere ricerche future orientate a superare le attuali limitazioni.

La *scoping review* qui presentata costituisce un primo tentativo sistematico di ricondurre a unità un campo di studi ancora emergente e frammentato. Essa ha inteso offrire una base per orientare future sperimentazioni, delineare priorità di intervento per i decisori politici e suggerire linee guida per la progettazione di ambienti di apprendimento intelligenti. Il lavoro congiunto di professionisti dell'educazione, esperti in IA e ricercatori in psicologia dell'apprendimento si configura, in tal senso, come condizione imprescindibile per garantire un'evoluzione scientificamente fondata, pedagogicamente significativa ed eticamente sostenibile dell'ecosistema universitario contemporaneo.

Nonostante i risultati promettenti, la *review* appena presentata ha mostrato una serie di criticità metodologiche e limiti strutturali.

In primo luogo, molti studi si sono basati su campioni ristretti o su dati provenienti da singole istituzioni, rendendo difficile la generalizzazione dei

risultati. La prevalenza di disegni sperimentali a breve termine limita la possibilità di valutare gli effetti longitudinali delle tecnologie IA sul rendimento accademico, sulla motivazione intrinseca e sullo sviluppo di abilità trasversali. Molti interventi, infatti, si sono limitati a valutazioni di breve durata, spesso condotte in contesti controllati, che non hanno permesso di trarre conclusioni solide sull'efficacia sostenibile di tali strumenti nel tempo (Zawacki-Richter et al., 2019).

L'assenza di valutazioni sistematiche sui costi di implementazione, sull'accettabilità da parte dei docenti e sulla scalabilità dei sistemi rappresenta un ostacolo alla diffusione su larga scala di queste innovazioni. Inoltre, è stata riscontrata la tendenza a privilegiare metriche di tipo cognitivo o prestazionale, a discapito delle dimensioni emotive, relazionali e motivazionali (Naseer et al., 2024; W. Wang et al., 2023).

Le ricerche esistenti presentano notevoli differenze in termini di disegno sperimentale, criteri di selezione dei partecipanti, tipologie di IA implementate e contesti educativi analizzati. Molti studi, inoltre, si sono focalizzati su specifici aspetti delle soluzioni IA, a discapito una visione olistica che consideri l'intero ciclo dell'SRL. Questa frammentazione limita la possibilità di comprendere in modo organico l'efficacia globale delle tecnologie IA nel promuovere competenze di autoregolazione nell'istruzione superiore (Azevedo et al., 2022a).

Inoltre, la maggior parte degli studi si è concentrata su campioni limitati e omogenei, prevalentemente appartenenti a corsi di area *STEM* o a contesti universitari anglosassoni ed est-asiatici, ed ha trascurato la diversità culturale, socioeconomica e disciplinare che caratterizza le popolazioni studentesche a livello globale. Questo *bias* di rappresentatività pone seri interrogativi sulla generalizzabilità dei risultati e sull'applicabilità dell'IA in contesti educativi diversi da quelli prevalentemente indagati (Andrade-Girón et al., 2024).

La *review* ha anche messo in evidenza una lacuna nella progettazione etica dei sistemi adottati, con pochi studi che affrontano esplicitamente temi

quali la trasparenza algoritmica, la protezione dei dati sensibili, il rischio di *bias* nei modelli predittivi e l'impatto differenziale su gruppi vulnerabili o svantaggiati. L'integrazione di strumenti di *XAI*, sebbene ancora marginale, mostra potenzialità nel migliorare la fiducia degli utenti, la comprensibilità delle decisioni automatizzate e la responsabilizzazione degli attori educativi. Particolarmente rilevante è stato l'impiego del metodo *SHAP* (*SHapley Additive exPlanations*), che ha consentito di individuare i fattori di *engagement* più predittivi della *performance* e favorire interventi educativi più mirati e fondati su evidenze. Sussiste quindi la necessità di adottare un approccio *Human-Centered* per garantire che le soluzioni rispettino i principi etici e promuovano l'autonomia degli studenti (Kong & Yang, 2024).

Alla luce di queste considerazioni, emerge con chiarezza la necessità di una rassegna sistematica degli studi, volta ad analizzare criticamente le evidenze scientifiche attualmente disponibili.

3.2. Artificial Intelligence and Self-Regulated Learning in University Students. A Systematic Review

Ho condotto una revisione sistematica della letteratura, con l'obiettivo di individuare le evidenze empiriche più recenti, identificare le caratteristiche progettuali più efficaci, valutare criticamente la solidità metodologica degli studi e delineare prospettive di sviluppo per la pratica educativa e per la ricerca. Il lavoro è stato condotto da psicologi, pedagogisti e docenti di diversi atenei, tra cui l'Università Giustino Fortunato, l'Università Mercatorum e l'Universidad Isabel I di Burgos (ES). La revisione sistematica è stata sottoposta al JCAL (Wiley) ed è in fase di referaggio.

La revisione è stata condotta secondo le linee guida PRISMA 2020 (Page et al., 2021), garantendo trasparenza e replicabilità del processo. La ricerca è stata effettuata nei database PubMed, Scopus e IEEE Xplore, e sono state usate combinazioni di termini relative alla SRL, all'**IA** e

all'istruzione universitaria, formulate con operatori booleani e troncamenti per massimizzare la pertinenza della ricerca. Un esempio di stringa di ricerca adottata è stato: ("*self-regulated learning*" OR "*self regulation*") AND ("*artificial intelligence*" OR "*machine learning*" OR "*deep learning*" OR "*reinforcement learning*" OR "*chatbot*" OR "*affective computing*") AND ("*university*" OR "*higher education*" OR "*college*").

Sono stati presi in considerazione studi pubblicati tra gennaio 2014 e aprile 2024, periodo nel quale l'uso dell'IA in ambito accademico ha conosciuto una forte accelerazione, anche grazie alla maturazione delle tecnologie di *deep learning* e alla diffusione di chatbot conversazionali avanzate.

Sono stati inclusi studi che soddisfacevano tutti i seguenti criteri: popolazione composta da studenti iscritti a corsi universitari triennali, magistrali o a ciclo unico; intervento basato su strumenti o ambienti di apprendimento supportati da IA per potenziare la SRL o componenti ad essa correlate; disegno empirico quantitativo, qualitativo o misto, pubblicazione in riviste *peer-reviewed*; misure dirette o indirette di SRL e/o *performance* accademica. Sono stati esclusi studi che non prevedevano valutazioni empiriche, che coinvolgevano popolazioni non universitarie, che descrivevano tecnologie non basate sull'IA o con utilizzo marginale dell'IA.

La ricerca iniziale ha restituito 1.238 record complessivi (PubMed: 342; Scopus: 556; IEEE Xplore: 340). Dopo la rimozione dei duplicati (n=412), sono rimasti 826 record. Lo *screening* dei titoli e degli *abstract* ha portato all'esclusione di 743 studi per irrilevanza rispetto ai criteri di inclusione. Gli 83 articoli rimanenti sono stati sottoposti a *full-text review*, in seguito alla quale 62 sono stati esclusi per motivi quali il contesto non universitario, l'assenza di *outcome* relativi alla SRL o l'impiego di tecnologie non basate sull'IA. Al termine del processo di selezione, 21 studi hanno soddisfatto tutti i criteri di inclusione e sono stati analizzati nel dettaglio.

Da ciascun articolo incluso sono stati estratti l'autore, l'anno di pubblicazione, il paese e il contesto di riferimento, le caratteristiche del

campione, la tipologia di intervento, gli obiettivi e le variabili misurate, i principali risultati e i limiti dichiarati dagli autori. La sintesi è stata condotta raggruppando le evidenze in base alle aree di impatto sulla SRL, come regolazione metacognitiva, personalizzazione dell'apprendimento e monitoraggio emotivo.

L'analisi dei 21 studi inclusi nella revisione sistematica ha permesso di identificare tre aree tematiche principali attraverso le quali le soluzioni contribuiscono a sostenere e potenziare l'apprendimento autoregolato negli studenti universitari.

La prima area riguarda il sostegno alla regolazione metacognitiva, con sistemi in grado di fornire suggerimenti dinamici e personalizzati durante le diverse fasi dello studio (Liang et al., 2024). In diversi studi, gli algoritmi di ML e DL hanno analizzato in tempo reale le interazioni dello studente con i materiali didattici, proponendo strategie di apprendimento alternative quando venivano rilevati segnali di difficoltà o calo di rendimento (Brás et al., 2024). Questa modalità di *scaffolding* adattivo si è rivelata particolarmente efficace nel supportare studenti con bassi livelli iniziali di SRL, poiché ha favorito un miglioramento progressivo nelle capacità di pianificazione, monitoraggio e valutazione delle proprie prestazioni (Wei, 2023).

La seconda area tematica riguarda la personalizzazione dei percorsi di apprendimento, in cui ambienti intelligenti hanno adattato contenuti, sequenza delle attività e livello di difficoltà in base al profilo dello studente, includendo l'analisi di preferenze, *performance* precedenti e stili cognitivi (Chen et al., 2025; Weng et al., 2024). La personalizzazione derivante dall'impiego di sistemi di raccomandazione basati su reti neurali hanno prodotto miglioramenti nella motivazione intrinseca e la percezione di autoefficacia dei partecipanti, quali elementi chiave per il mantenimento dell'impegno e la prevenzione della procrastinazione (Lim et al., 2024).

La terza area emersa è legata al monitoraggio emotivo e motivazionale in tempo reale, reso possibile da approcci di *affective computing* e analisi

multimodale (Rasheed et al., 2021; Zang & Shen, 2024). In queste applicazioni, sensori fisiologici, riconoscimento facciale e analisi linguistica del testo prodotto dallo studente sono stati integrati per rilevare segnali di stress, ansia o demotivazione, consentendo al sistema di fornire interventi mirati, come messaggi motivazionali personalizzati o pause strutturate (Kizilcec et al., 2020). Sebbene alcuni studi abbiano evidenziato il rischio di una “positività tossica” in cui *feedback* eccessivamente incoraggianti perdono di significato (Turner et al., 2024), l’uso calibrato di queste funzionalità ha mostrato di poter prevenire cali motivazionali prolungati (Koć-Januchta et al., 2022).

Complessivamente, le evidenze raccolte indicano che gli ambienti di apprendimento potenziati dall’IA forniscono un supporto più dinamico, reattivo e personalizzato rispetto agli approcci tradizionali, pur richiedendo un’attenta calibrazione per evitare sovraccarico informativo e dipendenza tecnologica (Raković et al., 2024).

Il contributo originale di questa revisione alla letteratura risiede in tre elementi distintivi.

In primo luogo, essa integra per la prima volta in un’unica analisi sistematica studi che affrontano in maniera combinata regolazione metacognitiva, personalizzazione e monitoraggio emotivo, dimostrando che queste dimensioni, se sostenute in modo sinergico dall’IA, possano potenziare l’intero ciclo della SRL (Azevedo et al., 2022).

In secondo luogo, la revisione mette in luce la necessità di considerare il contesto culturale e istituzionale come variabile moderatrice. Studi condotti in Paesi asiatici hanno generalmente riportato esiti più marcati nella regolazione del tempo e della motivazione rispetto a quelli condotti in contesti occidentali, probabilmente per differenze nei modelli educativi e nelle attese accademiche (Brás et al., 2024; Ngo et al., 2024; Zhong et al., 2024).

In terzo luogo, l’analisi critica ha evidenziato lacune metodologiche ricorrenti, come la prevalenza di campioni ridotti, l’uso quasi esclusivo di

misure *self-report* e la mancanza di studi longitudinali; da ciò, dunque, ne deriva la necessità di standardizzare le metriche di valutazione e di ampliare la diversità culturale dei partecipanti (Schwerter & Brahm, 2024).

Le prospettive applicative che emergono da questi risultati suggeriscono la possibilità di integrare soluzioni basate sull'IA nei sistemi di gestione dell'apprendimento universitari, non solo come strumenti opzionali, ma come componenti strutturali dei corsi (Ngo et al., 2024). L'adozione di *chatbot* intelligenti in grado di combinare tutoraggio metacognitivo e monitoraggio emotivo, così come l'uso di sistemi predittivi per individuare precocemente studenti a rischio di abbandono, rappresentano interventi di alto potenziale per migliorare sia il rendimento sia il benessere psicologico (Fan et al., 2025). Tuttavia, per una reale implementazione, sarà necessario sviluppare modelli di governance che definiscano chiaramente le responsabilità etiche, la protezione dei dati e la trasparenza algoritmica (Rasheed et al., 2021).

In termini di ricerca futura, la revisione sottolinea la necessità di ulteriori studi che adottino disegni sperimentali robusti e campioni ampi e diversificati, in grado di misurare non solo gli esiti immediati, ma anche gli effetti a lungo termine sull'autonomia dello studente e sulla sua capacità di trasferire strategie autoregulative in contesti diversi (Azevedo et al., 2022). Particolare attenzione dovrebbe essere posta a ricerche interdisciplinari che coinvolgano pedagogisti, psicologi, ingegneri informatici e specialisti di etica digitale, al fine di progettare strumenti realmente inclusivi e culturalmente adattabili (Zollanvari et al., 2017). Infine, la partecipazione attiva degli studenti nei processi di co-design delle soluzioni basate sull'IA potrebbe garantire lo sviluppo di soluzioni maggiormente aderenti alle esigenze reali (Koć-Januchta et al., 2022).

3.3. Le chatbot per il supporto emotivo negli studenti universitari. Una scoping review

Accanto alle evidenze emerse dalle revisioni sistematica e di tipo *scoping*, ho condotto anche una revisione narrativa focalizzata sull'utilizzo di chatbot per la promozione della salute mentale negli studenti universitari. Il lavoro è stato condotto con psicologi, educatori e docenti dell'Università Giustino Fortunato e dell'Universitas Mercatorum (Zullo et al., 2024).

Questo lavoro ha incluso non solo interventi finalizzati al potenziamento delle competenze di autoregolazione dell'apprendimento, ma anche strumenti che agiscono in modo diretto sulla dimensione del benessere psicologico. L'analisi narrativa condotta ha considerato studi pubblicati nell'ultimo decennio, selezionando interventi basati su agenti conversazionali progettati per fornire supporto emotivo e psicologico a studenti universitari. Tali chatbot, basate su approcci di ML e NLP, possono riconoscere il contenuto emotivo delle interazioni, fornire risposte personalizzate in tempo reale e adattare il proprio linguaggio, il tono e la tipologia di intervento allo stato psicologico rilevato nell'utente (Fulmer et al., 2018).

Gli studi analizzati hanno incluso sia sperimentazioni randomizzate e controllate, sia valutazioni osservazionali e miste, con l'obiettivo comune di indagare l'impatto delle *chatbot* su variabili quali ansia, stress percepito, sintomi depressivi, benessere generale e soddisfazione d'uso. Una parte rilevante delle applicazioni esaminate si fonda su modelli teorici consolidati: la Terapia Cognitivo-Comportamentale (CBT), applicata in modalità automatizzata per fornire strategie di ristrutturazione cognitiva e gestione delle emozioni; la *Mindfulness*, integrata attraverso esercizi guidati e micro-pratiche di consapevolezza; e la Psicologia Positiva, utilizzata per incrementare le emozioni positive e la percezione di autoefficacia (Gabrielli et al., 2021; Vereschagin et al., 2024). L'impiego di queste cornici teoriche ha consentito di ancorare lo sviluppo dei contenuti e delle risposte delle chatbot a modelli con validazione scientifica, favorendo la coerenza e l'efficacia degli interventi.

Le evidenze raccolte indicano che chatbot come Tess, Atena e Minder hanno prodotto riduzioni statisticamente significative nei livelli di ansia e stress percepito in campioni di studenti universitari, con miglioramenti osservati già dopo poche settimane di utilizzo e, in alcuni casi, mantenuti nel breve follow-up post-intervento (Klos et al., 2021; Trappey et al., 2022b). In termini di soddisfazione, gli studenti hanno riportato livelli elevati di gradimento, soprattutto quando le chatbot erano in grado di modulare il linguaggio in maniera naturale e di adattarsi allo stile comunicativo dell'utente. Questa capacità di personalizzazione, favorita dall'uso di modelli di linguaggio addestrati su dataset diversificati, sembra essere uno degli elementi chiave per mantenere alto l'*engagement* e per stimolare la continuità d'uso, fattore che a sua volta si associa a migliori esiti psicologici.

Oltre agli effetti diretti sulle variabili di benessere, alcuni studi hanno evidenziato come le *chatbot* possano svolgere un ruolo di collegamento con i servizi di *counseling* universitari, fungendo da primo filtro e fornendo un livello iniziale di ascolto e valutazione. In caso di rilevamento di segnali di disagio significativo, le chatbot possono suggerire attivamente un contatto con un professionista, riducendo così il tempo di latenza tra l'emergere del bisogno e l'accesso al supporto (Fitzpatrick et al., 2017). Questo approccio è coerente con i modelli stepped-care, nei quali l'intervento parte dal livello meno intensivo e si intensifica progressivamente in base alle esigenze individuali.

Nonostante i risultati promettenti, la revisione narrativa ha messo in luce alcune criticità. Sul piano etico e della *privacy*, la gestione dei dati sensibili rappresenta un aspetto cruciale: in diversi studi, gli autori sottolineano la necessità di garantire protocolli di sicurezza e crittografia adeguati, in particolare quando le conversazioni includono contenuti di natura clinica o emotiva profonda (Okonkwo & Ade-Ibijola, 2021). Dal punto di vista metodologico, si osserva che gran parte delle ricerche si basa su campioni di dimensioni limitate, spesso reclutati in un singolo ateneo, e fa uso prevalente di misure *self-report*, elementi che ne limitano la

generalizzabilità. Inoltre, pochi studi hanno previsto *follow-up* a lungo termine, il che impedisce di valutare la durata degli effetti e l'eventuale necessità di interventi di richiamo.

Le prospettive future identificate nella revisione sono particolarmente rilevanti per un'implementazione strategica in ambito accademico. Tra le più promettenti si colloca l'integrazione delle chatbot in piattaforme di apprendimento online già in uso nelle università, così da renderle parte integrante dell'esperienza educativa e facilitarne l'accesso. Alcuni autori propongono l'abbinamento delle chatbot a sistemi di monitoraggio fisiologico e comportamentale – ad esempio tramite wearable devices o analisi multimodale dei segnali – per fornire un supporto proattivo e mirato, in grado di intervenire prima che il disagio diventi critico. Altri suggeriscono di arricchire l'interazione con elementi di realtà aumentata o ambienti immersivi virtuali, così da aumentare il realismo, la percezione di presenza sociale e l'engagement (Høiland et al., 2020; Malighetti et al., 2023).

Dal punto di vista applicativo, l'inserimento delle chatbot come strumenti complementari ai servizi di salute mentale universitari potrebbe portare benefici su più piani. In primo luogo, permetterebbe di ampliare la platea di studenti raggiungibili, superando barriere logistiche, economiche e legate allo stigma. In secondo luogo, favorirebbe la gestione precoce dei segnali di disagio, riducendo la probabilità che si sviluppino quadri più complessi e invalidanti. Infine, considerando il legame bidirezionale tra benessere psicologico e *performance* accademica, il miglioramento della salute mentale degli studenti potrebbe riflettersi positivamente anche sugli esiti formativi, sulla partecipazione e sul tasso di completamento degli studi.

In prospettiva di ricerca, la *narrative review* invita a condurre studi con disegni sperimentali più solidi, campioni più ampi e culturalmente diversificati e una combinazione di misure self-report e dati oggettivi, ad esempio tramite biofeedback o analisi comportamentali longitudinali. Sarebbe inoltre auspicabile esplorare approcci di *co-design*, coinvolgendo direttamente gli studenti nella progettazione e nell'ottimizzazione delle *chatbot*, al fine di assicurare che gli strumenti sviluppati rispondano in

maniera puntuale alle esigenze reali della popolazione target. Infine, lo sviluppo di modelli di governance chiari e trasparenti, che includano linee guida etiche, *policy* di protezione dei dati e standard di qualità per gli algoritmi utilizzati, sarà essenziale per garantire la fiducia degli utenti e la sostenibilità degli interventi nel lungo periodo.

Le evidenze provenienti da questa revisione narrativa, quindi, indicano che le chatbot basate su IA, se progettate e implementate con attenzione, possono rappresentare una risorsa innovativa e scalabile per promuovere il benessere psicologico degli studenti universitari. L'integrazione strategica di tali strumenti all'interno dei servizi e delle infrastrutture educative potrebbe contribuire a potenziare le performance accademiche e la capacità degli studenti di affrontare con resilienza le sfide del percorso universitario.

3.4. Analisi congiunta degli studi

L'analisi congiunta della *revisione sistematica*, della *scoping review* e della *narrative review* evidenzia come l'applicazione di soluzioni basate sull'IA per supportare il SRL in contesto universitario si articoli attorno a quattro aree operative principali: personalizzazione dell'apprendimento, monitoraggio e feedback in tempo reale, supporto motivazionale e metacognitivo, e sostegno psicologico.

La personalizzazione rappresenta un elemento ricorrente nelle ricerche incluse, con numerosi studi che documentano come algoritmi di ML e DL siano in grado di adattare in maniera dinamica contenuti, ritmo e modalità didattiche alle esigenze individuali dello studente (Liang et al., 2023; Nuankaew et al., 2021; Wei et al., 2022). In un contesto pratico, ciò si tradurrebbe in piattaforme di *e-learning* che possono modificare in tempo reale gli esercizi proposti in base agli errori ricorrenti, fornendo spiegazioni aggiuntive sui concetti più critici e riducendo il rischio di sovraccarico cognitivo. Questo approccio si rivela utile soprattutto per studenti

internazionali o fuori sede, che possono accedere a percorsi su misura indipendentemente dal fuso orario o dalla disponibilità di tutor umani.

Il secondo macro-tema riguarda l'uso dell'IA per il monitoraggio continuo delle prestazioni e l'erogazione di *feedback* immediati. Sistemi basati sul RL hanno mostrato la capacità di raccogliere e interpretare dati multimodali, derivanti da interazioni digitali, *pattern* di navigazione e risposte comportamentali (Fan et al., 2023; Sáiz-Manzanares et al., 2022; Weng et al., 2022). Un esempio di applicazione concreta può essere l'adozione di sistemi che, analizzando la frequenza di accesso, la durata delle sessioni di studio e il numero di tentativi agli esercizi, possono generare alert predittivi per studenti a rischio di abbandono e fornire tempestivamente piani di recupero personalizzati. Il sistema potrebbe inviare delle notifiche anche ai tutor ed ai docenti, consentendo di intervenire con azioni mirate, come sessioni di revisione o incontri individuali.

Il terzo filone riguarda il ruolo dell'IA nel supporto motivazionale e nello sviluppo delle abilità metacognitive, componenti centrali del SRL. Chatbot educativi e tutor virtuali basati su NLP sono stati impiegati per stimolare l'autoriflessione, incoraggiare la pianificazione e la revisione delle strategie di apprendimento (Koć-Januchta et al., 2022; Lim et al., 2021). In pratica, lo studente che prepara un esame potrebbe interagire con una *chatbot* che, analizzando il ritmo e la qualità delle sue risposte a quiz settimanali, potrebbe proporre esercizi di autovalutazione, ricordare di fare pause strategiche e suggerire tecniche di memorizzazione visiva se rileva cali di performance. Alcune applicazioni potrebbero includere anche funzionalità di “*check-in* emotivo”, le quali potrebbero chiedere allo studente come si sente al fine di adattare il tono e il contenuto dei messaggi di supporto.

Il quarto tema emerso è quello del sostegno psicologico diretto, in cui l'IA viene utilizzata come strumento di promozione della salute mentale in ambito accademico (Bondareva et al., 2022; Rasheed et al., 2020; Zang et al., 2022). Ad esempio, alcune università hanno introdotto applicazioni

mobili che analizzano in tempo reale i messaggi scritti dagli studenti alla ricerca di indicatori linguistici di ansia, depressione o stress elevato. Se rilevati, l'app fornisce esercizi di respirazione guidata, suggerisce video di mindfulness o propone un contatto immediato con un consulente psicologico. Questo approccio è particolarmente rilevante per studenti che, per motivi culturali o personali, evitano di ricorrere a servizi di *counseling* tradizionali, ma che trovano nell'anonimato della tecnologia un primo passo verso il supporto.

Nel complesso, i risultati convergono nell'indicare che l'adozione di soluzioni basate sull'IA per il SRL universitario potrebbe non solo migliorare le prestazioni accademiche, ma potrebbe agire con effetti positivi anche sul benessere e sulla resilienza degli studenti. Tuttavia, le differenze metodologiche tra gli studi, la variabilità dei contesti di applicazione e la limitata comparabilità dei dati suggeriscono la necessità di ulteriori indagini per consolidare l'evidenza empirica e definire standard comuni di implementazione.

Le rassegne condotte sul tema puntano ad integrare in un quadro unitario evidenze provenienti da approcci metodologici differenti, mettendo in relazione studi di natura sperimentale, quasi-sperimentale e descrittivi condotti in contesti universitari eterogenei. Se la letteratura precedente ha spesso affrontato separatamente il tema dell'IA per il potenziamento del SRL e quello del supporto psicologico agli studenti, il presente lavoro propone una prospettiva convergente, in cui entrambe le dimensioni sono considerate parti complementari di un ecosistema formativo orientato al benessere e alla *performance*. I sistemi di tutoraggio adattivo basato su RL, ad esempio, potrebbero essere integrati con un modulo di *Affective Computing* per intercettare in tempo reale segnali di demotivazione e proporre micro-interventi motivazionali, come brevi video di incoraggiamento o messaggi di rinforzo positivi calibrati sul profilo dello studente.

È stata rivolta attenzione anche all'analisi comparativa delle tecnologie adottate: sussistono differenze rilevanti nell'efficacia degli interventi in

funzione del tipo di algoritmo, del grado di adattività del sistema e della capacità di integrare indicatori emotivi e motivazionali. Questo significa che due studenti che frequentano lo stesso corso online potrebbero ricevere percorsi diversi: uno con approfondimenti teorici e l'altro con esercitazioni pratiche, a seconda del tracciamento delle loro performance e delle preferenze cognitive rilevate.

Un ulteriore elemento innovativo è rappresentato dalla mappatura delle funzioni dell'IA applicate al SRL in relazione ai diversi stadi del ciclo di autoregolazione, dalla pianificazione al monitoraggio fino alla riflessione post-attività. Ad esempio, nella fase di pianificazione, un'app di studio intelligente potrebbe suggerire obiettivi settimanali realistici basati sul carico di lavoro passato; nella fase di monitoraggio, invece, potrebbe inviare notifiche *push* quando lo studente si discosta dal piano. Nella fase di riflessione, infine, potrebbe proporre domande guidate per analizzare le cause di un eventuale insuccesso.

Le evidenze raccolte delineano prospettive applicative di ampio respiro. Dal punto di vista didattico, l'integrazione di sistemi adattivi fondati su ML e RL può tradursi nello sviluppo di "cruscotti intelligenti" per lo studente e per il docente: il primo visualizza in tempo reale i propri progressi, ricevendo suggerimenti per colmare le lacune; il secondo ha a disposizione dati aggregati che evidenziano le aree di maggiore difficoltà per la classe, consentendo di rivedere la programmazione delle lezioni.

Sul piano del benessere psicologico, applicazioni con moduli di NLP possono essere implementate nei servizi di orientamento universitario per effettuare un primo screening anonimo dello stato emotivo. Un esempio potrebbe essere rappresentato dallo sviluppo di questionari dinamici che, in base alle risposte dello studente, possono proporre risorse personalizzate come esercizi di rilassamento, gruppi di supporto *online* o incontri individuali con uno psicologo (Høiland et al., 2020).

Le implicazioni pratiche si estendono anche alla formazione del personale docente, che dovrebbe essere istruito all'uso consapevole delle

soluzioni basate sull'IA per integrare interventi mirati nei propri corsi. Ad esempio, un docente che riceve dal sistema un *alert* su un gruppo di studenti in difficoltà, potrebbe predisporre una sessione di esercitazioni aggiuntive mirata proprio su quegli argomenti critici. Parallelamente, le istituzioni universitarie dovrebbero sviluppare linee guida chiare per garantire trasparenza algoritmica e tutela della *privacy*, includendo protocolli che stabiliscono quando e come i dati emotivi degli studenti possano essere raccolti e utilizzati.

3.5. Gap conoscitivi trasversali

Le evidenze emerse dagli studi analizzati convergono nel mostrare come le soluzioni basate su IA possano incidere in modo significativo su dimensioni specifiche del funzionamento accademico e del benessere psicologico degli studenti universitari. In particolare, gli studi sperimentali sull'impiego di chatbot per la salute mentale documentano riduzioni significative di ansia, depressione e stress in diversi campioni universitari (Fulmer et al., 2018), nonché elevati livelli di accettabilità e soddisfazione (Klos et al., 2021). Tali evidenze suggeriscono che strumenti conversazionali basati su ML e NLP possano costituire un supporto complementare agli interventi tradizionali, specialmente in contesti caratterizzati da barriere all'accesso ai servizi psicologici (Ehrlich et al., 2024).

Parallelamente, gli studi che hanno integrato algoritmi avanzati di elaborazione del linguaggio e sistemi adattivi mostrano come la personalizzazione degli interventi, resa possibile da modelli come BERT o da sistemi orientati al riconoscimento dei pattern emotivi e comportamentali, possa migliorare l'engagement e modulare il supporto in funzione delle caratteristiche dell'utente (Vereschagin et al., 2024). Tali risultati confermano il potenziale delle soluzioni adattive nel promuovere interventi mirati e dinamici.

Tuttavia, l'analisi comparativa delle evidenze mette in luce alcuni gap trasversali. In primo luogo, la letteratura tende a trattare in modo separato

le dimensioni cognitive e quelle psico-emotive. Gli studi sull'efficacia delle chatbot si concentrano prevalentemente su outcome clinici o di benessere (Gabrielli et al., 2021). Le applicazioni più tecnologicamente sofisticate pongono inoltre l'accento sull'architettura algoritmica e sulla performance tecnica (Trappey et al., 2022), senza integrare in modo sistematico tali dimensioni in un modello unitario che colleghi apprendimento, autoregolazione e benessere psicologico.

In secondo luogo, la maggior parte delle ricerche esaminate si basa su sistemi sperimentali strutturati, implementati in contesti controllati e con protocolli definiti (Ehrlich et al., 2024). Rimane invece meno esplorato l'utilizzo spontaneo e auto-diretto di strumenti generalisti di IA, oggi ampiamente accessibili agli studenti al di fuori di setting sperimentali. Questo scarto tra efficacia in contesti controllati e uso ecologico rappresenta una lacuna rilevante per comprendere l'impatto reale dell'IA nell'esperienza universitaria quotidiana.

Un ulteriore elemento critico riguarda la limitata integrazione tra dati quantitativi e prospettive qualitative. Sebbene alcuni studi abbiano adottato approcci mixed-methods (Gabrielli et al., 2021), la letteratura appare ancora fortemente orientata alla misurazione di outcome specifici, con minore attenzione alle rappresentazioni soggettive, alle ambivalenze percepite e alle implicazioni etiche legate all'uso delle tecnologie IA. Le stesse criticità relative a privacy, validazione e affidabilità dei sistemi, evidenziate in letteratura (Okonkwo & Ade-Ibijola, 2021), suggeriscono la necessità di analisi che includano anche la prospettiva degli utenti.

Infine, emerge una carenza di modelli teorici integrati capaci di mettere in relazione personalizzazione algoritmica, apprendimento autoregolato e dimensione relazionale del supporto. Se da un lato le evidenze mostrano effetti promettenti su ansia e stress (Vereschagin et al., 2024), dall'altro non sempre si osservano risultati stabili o generalizzabili (Ehrlich et al., 2024), indicando la necessità di una cornice interpretativa più ampia e sistemica.

Alla luce di tali gap trasversali, il capitolo empirico si propone di superare la frammentazione esistente attraverso un approccio integrato che esplora congiuntamente: (a) l'uso dell'IA per il supporto allo studio e ai processi di autoregolazione, (b) l'impiego dell'IA per il sostegno psicologico, e (c) le rappresentazioni soggettive degli studenti rispetto a benefici, limiti e implicazioni etiche. In tal modo, la ricerca intende collocarsi in continuità con le evidenze sperimentali esistenti ed includere al contempo la dimensione ecologica dell'esperienza studentesca, proponendo una lettura sistemica dell'IA come componente emergente dell'ecosistema universitario contemporaneo.

Capitolo 4

Uno studio qualitativo sull'utilizzo dell'IA per promuovere il benessere psicologico e l'apprendimento negli studenti universitari

4.1. Introduzione

Per comprendere come gli studenti universitari utilizzano strumenti basati sull'IA per l'apprendimento, lo studio e il supporto psicologico, è stato strutturato un questionario qualitativo. Il questionario ha inteso esplorare le modalità d'uso, le percezioni e l'impatto delle soluzioni basate sull'IA sullo studio e sul benessere psicologico degli studenti universitari. La partecipazione è volontaria e i dati raccolti sono stati trattati in forma anonima e aggregata, esclusivamente per finalità di ricerca scientifica e analisi statistica. Il progetto dello studio di ricerca è stato valutato ed approvato, sotto il profilo procedurale ed etico, dal Comitato Etico di Ricerca dell'Università Giustino Fortunato di Benevento.

La sua struttura è stata suddivisa in cinque sezioni, pensate per coprire in modo progressivo aspetti demografici, comportamentali, attitudinali e riflessivi. La raccolta dati ha inteso cogliere la complessità delle esperienze soggettive degli studenti rispetto all'uso dell'IA in contesti accademici. Nella fattispecie, la *survey* ha raccolto dati su variabili demografiche, modalità e frequenza di utilizzo dell'IA per lo studio, impatto percepito sull'efficacia dell'apprendimento e sul benessere emotivo, tipologie di strumenti preferiti, percezioni etiche e sulla privacy, nonché narrazioni personali di esperienze positive e negative.

La ricerca si è proposta in primo luogo di analizzare come gli studenti universitari integrino l'uso di strumenti IA nel proprio processo di apprendimento, nonché indagare le pratiche quotidiane di studio, la gestione del tempo, la pianificazione delle attività e il monitoraggio dei progressi accademici. In questo senso, l'indagine ha esplorato il ruolo percepito dell'IA come risorsa per l'autonomia, l'autoefficacia e la

regolazione metacognitiva, elementi chiave del SRL. Parallelamente, lo studio ha cercato di comprendere come gli studenti impieghino l'IA anche per finalità di supporto psicologico, in particolare nella gestione dello stress, dell'ansia da prestazione e della solitudine, condizioni sempre più diffuse nel contesto universitario contemporaneo. La doppia prospettiva educativa e psicologica ha permesso di analizzare la complessità dell'esperienza studentesca, in cui il confine tra apprendimento e benessere è apparso sempre più interconnesso.

Un ulteriore obiettivo della ricerca è stato quello di identificare l'impatto soggettivo percepito dell'IA sull'efficacia dell'apprendimento e sul benessere psicologico, ed analizzare sia gli aspetti positivi, legati all'incremento della motivazione e del senso di controllo personale, sia le possibili criticità, quali il rischio di dipendenza tecnologica, la perdita di autonomia cognitiva o la fiducia eccessiva nei sistemi automatizzati. Le narrazioni raccolte hanno consentito di mettere in luce le tensioni e le ambivalenze che caratterizzano la relazione con l'IA, al fine di comprendere in che misura gli studenti vivano queste tecnologie come strumenti di *empowerment* o, al contrario, come potenziali fonti di stress e alienazione.

La ricerca ha avuto l'obiettivo di raccogliere aspettative, preoccupazioni e suggerimenti che gli studenti hanno elaborato riguardo allo sviluppo futuro delle soluzioni IA in ambito universitario. Questo traguardo ha risposto all'esigenza di costruire una prospettiva partecipativa, in cui la voce degli utenti finali potesse contribuire alla definizione di criteri etici, pedagogici e progettuali per la realizzazione di ecosistemi educativi intelligenti, inclusivi e centrati sulla persona. In questo senso, l'approccio qualitativo adottato non si è limitato alla descrizione dell'esperienza, ma ha aspirato a delineare implicazioni concrete per la pratica educativa e per la progettazione di strumenti di IA più consapevoli e responsabili.

4.2. Metodo

4.2.1. Approccio

L'impostazione metodologica della ricerca è stata basata sull'approccio interpretativo tipico della ricerca qualitativa, ed è stata privilegiata la comprensione del significato attribuito dai partecipanti ai propri comportamenti e vissuti piuttosto che la misurazione oggettiva di variabili predefinite (Denzin & Lincoln, 2002). Tale impostazione ha consentito di analizzare non solo le pratiche di utilizzo dell'IA, ma anche le percezioni, le emozioni e le rappresentazioni che accompagnano tali pratiche.

L'approccio qualitativo si è rivelato particolarmente adatto a questo studio in quanto ha permesso di cogliere la complessità dei processi cognitivi e affettivi implicati nell'interazione con le tecnologie intelligenti. La scelta è stata orientata dal desiderio di integrare prospettive cognitive e socio-costruttiviste: il rapporto tra studenti e IA non può essere descritto unicamente in termini di efficienza o di performance, ma deve essere interpretato alla luce dei significati personali, delle credenze e delle strategie autoregolatrici che gli studenti mettono in atto nel proprio percorso formativo (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017). La natura esplorativa dello studio ha inoltre consentito di far emergere nuove categorie concettuali non ancora ampiamente indagate in letteratura, in linea con gli obiettivi di una ricerca orientata alla scoperta piuttosto che alla verifica.

Nel presente studio, accanto all'analisi qualitativa delle risposte aperte, sono state condotte analisi descrittive preliminari sugli items strutturati del questionario, con l'obiettivo di delineare il profilo d'uso degli strumenti di IA nel campione considerato. Tali analisi, di natura esclusivamente esplorativa, hanno incluso frequenze assolute, percentuali e distribuzioni delle principali variabili relative a: frequenza d'uso dell'IA, finalità di utilizzo (studio vs supporto psicologico), percezione di utilità, e timori percepiti (dipendenza, off-loading cognitivo, questioni etiche). I dati quantitativi non sono stati utilizzati per testare ipotesi inferenziali, ma per

fornire una cornice descrittiva funzionale alla successiva interpretazione tematica delle risposte qualitative.

4.2.2. Partecipanti

Il campione che ha partecipato allo studio è stato costituito da studenti universitari iscritti a corsi di laurea triennale, magistrale e a ciclo unico presso l'Università Giustino Fortunato. La selezione dei partecipanti è avvenuta attraverso un campionamento non probabilistico di tipo volontario, mirato a coinvolgere soggetti che avessero familiarità con l'uso di strumenti basati sull'IA, almeno in ambito accademico o personale. La diffusione del questionario è avvenuta tramite mailing list istituzionali e canali social accademici. Questa modalità di reclutamento ha permesso di raggiungere un'ampia varietà di studenti appartenenti a differenti contesti disciplinari e livelli di formazione ed aumentare la diversità del campione e la ricchezza delle prospettive raccolte.

Nel complesso, hanno partecipato alla ricerca 105 studenti volontari, di cui il 76% di genere femminile e il 22% di genere maschile; il restante ha preferito non specificare o si è identificato in altro genere. L'età media è stata di 38,5 anni (DS = 11,5), con un range compreso tra 18 e 61 anni. La maggioranza degli studenti era iscritta a un corso di laurea magistrale (64%), mentre una quota minore frequentava la laurea triennale (34%) o un percorso di dottorato (2%). L'area disciplinare più rappresentata è stata quella psicologica (64%), seguita da quella economico-giuridica (17%) e da quella pedagogica (10%), con minori percentuali nei settori scientifico-tecnologici (7%).

Tutti i partecipanti hanno preso parte allo studio su base volontaria, dopo aver preso visione dell'informativa sulla privacy e aver espresso il consenso informato al trattamento dei dati, nel rispetto del Regolamento UE 2016/679 (GDPR). Le risposte sono state raccolte in forma anonima e trattate in modo aggregato, al fine di garantire la riservatezza e la tutela della persona. Tale procedura ha assicurato l'aderenza ai principi etici della

ricerca in psicologia e scienze dell'educazione (American Psychological Association, 2017).

4.2.3. Il questionario

Per la raccolta dei dati è stato utilizzato un questionario qualitativo appositamente elaborato. Il questionario è stato costruito con l'intento di esplorare le esperienze soggettive, le abitudini e le percezioni degli studenti universitari riguardo all'uso dell'IA per l'apprendimento e il supporto psicologico, seguendo un impianto metodologico misto che ha integrato domande chiuse e aperte. Tale integrazione ha permesso di coniugare la sistematicità dell'analisi quantitativa descrittiva con la profondità interpretativa della componente qualitativa (Boone & Boone, 2012). Il questionario è stato somministrato attraverso la piattaforma Google Moduli.

Il questionario è stato costruito sulla base della letteratura analizzata nei capitoli precedenti e delle evidenze emerse dalle revisioni precedentemente condotte, con l'intento di operazionalizzare costrutti quali uso accademico dell'IA, supporto all'autoregolazione, utilizzo per la gestione dello stress, fiducia e preoccupazioni etiche.

Non è stato condotto un pilot test formale né una validazione psicometrica strutturata mediante panel di esperti; pertanto, lo strumento è da considerarsi "esplorativo". La finalità principale è stata quella di rilevare orientamenti e rappresentazioni, più che misurare costrutti latenti con finalità confermative.

Per quanto riguarda l'analisi qualitativa delle risposte aperte, la procedura di codifica adottata può essere definita come prevalentemente induttiva, con un orientamento teorico di sfondo. Le categorie interpretative sono emerse da un processo di lettura iterativa del materiale testuale e dall'identificazione di unità di significato ricorrenti. In una fase successiva, tali unità sono state aggregate in nuclei tematici coerenti con i modelli teorici presentati nei capitoli precedenti (SRL, promozione della salute

mentale, adozione tecnologica). L'approccio può quindi essere definito come induttivo guidato teoricamente, in quanto le categorie non sono state rigidamente predeterminate, ma organizzate alla luce della cornice concettuale di riferimento.

Per quanto concerne le risposte chiuse, l'analisi ha seguito un approccio descrittivo-esplorativo. Gli item a scala Likert (Sezioni B e C) sono stati trattati come variabili ordinali con calcolo di statistiche descrittive (media e deviazione standard) al fine di sintetizzare le tendenze centrali e la dispersione delle risposte. L'obiettivo non era testare ipotesi confermate mediante modelli inferenziali complessi, ma mappare pattern di utilizzo, percezioni e atteggiamenti prevalenti. Gli item a risposta multipla (Sezione D) sono stati analizzati attraverso frequenze e percentuali, al fine di individuare la diffusione delle pratiche dichiarate.

L'analisi è stata condotta manualmente dall'autore. Non è stata effettuata una procedura formale di inter-rater reliability con doppia codifica indipendente. Tuttavia, per aumentare la coerenza interna dell'analisi, il processo ha previsto: segmentazione delle risposte in unità di significato, ricodifica a distanza temporale per verificare la stabilità interpretativa, revisione delle categorie per ridurre sovrapposizioni e ambiguità. L'assenza di un secondo codificatore costituisce un limite metodologico, ma la procedura adottata ha mirato a garantire trasparenza, sistematicità e coerenza interpretativa.

La Sezione A ha raccolto informazioni demografiche essenziali per la categorizzazione del campione, come età, genere, livello di studi e area disciplinare. Questi dati hanno consentito di analizzare eventuali differenze nell'esperienza di utilizzo dell'IA in base a variabili socio-demografiche e accademiche, in linea con la letteratura che evidenzia una variabilità interindividuale nell'adozione delle tecnologie educative.

La Sezione B è stata focalizzata sull'uso dell'IA per l'apprendimento. Sono stati utilizzati item su scala Likert per misurare il grado di accordo con affermazioni relative alla comprensione dei contenuti, alla pianificazione

dello studio, al monitoraggio dei progressi e all'autoefficacia percepita. Tali item si sono basati su modelli teorici di SRL, in particolare sul modello ciclico di Zimmerman (2002) e sui successivi sviluppi (Panadero, 2017), che individuano la pianificazione, l'esecuzione strategica e la riflessione metacognitiva come fasi fondamentali del processo di autoregolazione. Le domande proposte hanno inteso indagare non solo la frequenza d'uso, ma soprattutto la percezione soggettiva dell'efficacia dell'IA nel sostenere l'autonomia e la performance accademica.

La Sezione C ha esplorato l'uso dell'IA come strumento per il benessere psicologico, con particolare attenzione al *locus of control*, alla gestione dello stress, alla solitudine e all'ansia legata alla vita universitaria. Anche qui, sono state utilizzate scale Likert per quantificare familiarità, fiducia e comfort emotivo sviluppati nelle interazioni con strumenti basati sull'IA. Gli item hanno valutato se e in quale misura gli studenti percepiscano tali strumenti come risorse efficaci e non stigmatizzanti, capaci di offrire spazi di ascolto e autoregolazione emotiva.

La Sezione D, dedicata alle abitudini d'uso e agli strumenti tecnologici preferiti, ha inteso mappare le tecnologie effettivamente utilizzate, sia di tipo generale (ad es. ChatGPT, assistenti vocali) sia specificamente progettate per il benessere mentale (ad es. Woebot, Wysa). Sono stati inclusi anche item relativi alla fiducia nella gestione dei dati personali e alle percezioni delle implicazioni etiche, in quanto temi centrali nel dibattito attuale sull'IA educativa. Il questionario ha indagato inoltre il desiderio degli studenti di ricevere una formazione specifica per un uso consapevole, etico e strategico degli strumenti di IA.

La Sezione E, infine, ha incluso risposte aperte, fondamentali per accedere al livello narrativo e riflessivo delle esperienze degli studenti. Le domande aperte sono state pensate per favorire la condivisione di esperienze significative, sia positive che negative, legate all'uso dell'IA. In particolare, questa sezione ha esplorato l'impatto dell'IA sulla trasformazione delle strategie di studio, l'eventuale dipendenza psicologica dagli strumenti, la percezione dei limiti tecnologici e le raccomandazioni

personali ai pari. Tali risposte hanno consentito di far emergere aspetti esperienziali che potrebbero non risultare dai dati a risposta chiusa, ed hanno aiutato a identificare pattern tematici in linea o in contrasto con i modelli teorici di riferimento.

L'interpretazione dei risultati è stata basata sull'analisi tematica dei dati qualitativi, supportata da una lettura contestuale delle risposte chiuse. Le categorie emergenti sono state messe in relazione con le principali dimensioni teoriche esplorate nei capitoli precedenti, in particolare con i costrutti di autoregolazione dell'apprendimento, benessere psicologico e engagement accademico. Particolare attenzione è stata rivolta ai processi di attribuzione di significato che gli studenti riconoscono all'uso dell'IA: le narrazioni raccolte sono state analizzate non solo in modo descrittivo, ma anche come espressione di vissuti, credenze e aspettative che plasmano l'adozione e l'integrazione delle tecnologie nei percorsi formativi. Questo approccio intende valutare la dimensione trasformativa dell'esperienza tecnologica.

Dal punto di vista metodologico, le Sezioni A, B, C e D sono state interpretate tramite analisi descrittiva, al fine di individuare tendenze generali nelle percezioni e delineare pattern di atteggiamenti verso l'IA (Boone & Boone, 2012). I risultati della Sezione E sono stati anch'essi interpretati con analisi descrittiva, per estrarre spunti significativi anche da campioni non statisticamente rappresentativi ma rilevanti dal punto di vista esperienziale.

L'impianto metodologico ha cercato di bilanciare rigore scientifico e apertura alle testimonianze soggettive, tra analisi sistematica e comprensione fenomenologica, nella convinzione che la reale comprensione dell'esperienza tecnologica debba partire dalle voci degli utenti. Le risposte alle domande chiuse sono state analizzate in termini descrittivi per individuare tendenze e pattern comportamentali, mentre le risposte aperte sono state sottoposte ad analisi tematica (Braun & Clarke, 2006). Tale procedura ha previsto la lettura approfondita delle risposte, la codifica dei temi emergenti e la loro successiva categorizzazione in nuclei concettuali

coerenti con gli obiettivi di ricerca. Questa triangolazione metodologica ha garantito una maggiore robustezza interpretativa, al fine di combinare il rigore analitico con la sensibilità alla complessità fenomenologica del dato.

Il questionario è stato quindi progettato per cogliere in modo approfondito le molteplici modalità con cui l'IA è percepita, utilizzata e valutata dagli studenti universitari nei processi di studio e nella gestione del benessere. I risultati attesi hanno inteso fornire spunti utili per la progettazione di ecosistemi educativi intelligenti, capaci di integrare le tecnologie di IA in modo etico, inclusivo e autenticamente centrato sullo studente.

4.2.4. Ipotesi esplorative

Benché lo studio si sia configurato come esplorativo, sono state formulate alcune ipotesi esplorative, elaborate a partire dalla letteratura di riferimento.

Si è ipotizzato, in primo luogo, che l'uso dell'IA per l'apprendimento sia stato percepito dagli studenti come un supporto efficace per migliorare la pianificazione, la gestione del tempo e la riflessione metacognitiva, favorendo un aumento dell'autonomia e dell'autoefficacia percepita (Zimmerman, 2002; Azevedo et al., 2019). Le ipotesi relative all'utilizzo dell'IA come supporto ai processi di studio e di autoregolazione derivano dai modelli di SRL (Pintrich, 2004) e dalle evidenze sui sistemi adattivi e basati sull'IA capaci di fornire feedback personalizzati e modulati sulla performance (Trappey et al., 2022; Vereschagin et al., 2024). In particolare, l'assunto teorico è che strumenti possano sostenere le fasi di pianificazione, monitoraggio e autoregolazione del ciclo SRL. Tali ipotesi sono state operazionalizzate attraverso gli item della Sezione B del questionario, che indagano l'uso dell'IA per facilitare la comprensione dei contenuti, organizzare e pianificare lo studio, monitorare i progressi e migliorare la percezione di autonomia e sicurezza nelle prove d'esame.

È stato inoltre ipotizzato che l'impiego dell'IA possa avere un impatto positivo sulla gestione dello stress e dell'ansia accademica, fornendo un sostegno immediato e accessibile nei momenti di difficoltà (Zullo et al., 2024). Tuttavia, si è anche previsto che tali benefici possano essere accompagnati da preoccupazioni etiche e da vissuti ambivalenti, in particolare nei casi in cui l'interazione con l'IA abbia sostituito, piuttosto che integrato, la relazione umana. Le ipotesi relative all'utilizzo dell'IA per il sostegno psicologico si fondano sui modelli di promozione della salute mentale in ambito universitario (Bruffaerts et al., 2018; Eisenberg et al., 2009) e sulle evidenze empiriche sull'efficacia delle chatbot nel ridurre ansia e stress (Fulmer et al., 2018; Gabrielli et al., 2021). L'assunto teorico è che strumenti conversazionali basati su ML e NLP possano fungere da primo livello di supporto, favorendo espressione emotiva, riduzione della solitudine e gestione dello stress. Tali ipotesi sono state operazionalizzate negli item della Sezione C, che esplorano l'uso di strumenti IA per la gestione dell'ansia, la percezione di comfort nell'interazione con chatbot e la valutazione dell'IA come possibile primo supporto psicologico.

Le ipotesi concernenti le abitudini di utilizzo, la fiducia, le preoccupazioni etiche e l'integrazione istituzionale derivano dai modelli di adozione tecnologica e dalle evidenze sulle criticità etiche e di affidabilità delle soluzioni IA (Okonkwo & Ade-Ibijola, 2021; Ehrlich et al., 2024). In questo caso, l'assunto teorico riguarda la possibile ambivalenza nell'atteggiamento degli studenti: elevata frequenza d'uso associata a preoccupazioni per privacy, accuratezza e sostituzione del ragionamento critico. L'operazionalizzazione è avvenuta mediante gli item della Sezione D, che rilevano frequenza di utilizzo, tipologia di strumenti impiegati, verifica delle informazioni, fiducia nella gestione dei dati personali e preoccupazioni etiche.

Nel complesso, le ipotesi di partenza non sono state formulate in ottica confermativa, ma come orientamenti esplorativi derivati dai modelli teorici e dalle evidenze empiriche precedentemente analizzate. La loro funzione è stata quella di guidare la costruzione dello strumento e l'analisi dei dati,

mantenendo coerenza tra quadro teorico, disegno metodologico e interpretazione dei risultati.

Nel complesso, la struttura metodologica di questa ricerca ha permesso di mantenere un equilibrio tra rigore e apertura interpretativa, garantendo la coerenza tra obiettivi teorici e strumenti empirici. L'integrazione di dati quantitativi e qualitativi, la diversità del campione e la solidità del processo analitico hanno contribuito a costruire una base conoscitiva utile per comprendere le modalità attraverso cui l'IA viene incorporata nei percorsi formativi e nei vissuti psicologici degli studenti universitari. Tale impostazione ha consentito di superare una lettura puramente funzionalista della tecnologia, restituendo invece una visione più ampia e profonda del suo ruolo nella formazione contemporanea, come mediatore di processi cognitivi, emotivi e sociali, nonché come potenziale agente trasformativo dei modelli educativi tradizionali.

4.3. Risultati

L'analisi dei dati raccolti tramite la *survey* ha consentito di delineare un quadro articolato delle modalità di utilizzo dell'IA da parte degli studenti universitari, nonché delle percezioni, delle esperienze e dei vissuti emotivi ad essa associati.

Come anticipato nell'introduzione dello studio, la presente ricerca ha inteso: (a) esplorare l'utilizzo dell'IA nei processi di apprendimento universitario e di autoregolazione; (b) analizzare l'impiego dell'IA come possibile strumento di sostegno psicologico e gestione dello stress accademico; (c) indagare le abitudini d'uso e le rappresentazioni soggettive degli studenti rispetto a benefici, limiti e implicazioni etiche; (d) proporre una lettura integrata dell'IA come componente emergente dell'ecosistema universitario.

Con riferimento al primo obiettivo, i risultati quantitativi della Sezione B e le evidenze qualitative mostrano che l'IA è prevalentemente utilizzata come strumento di facilitazione cognitiva e organizzativa. Gli studenti

dichiarano di ricorrere agli strumenti generativi per chiarire concetti complessi, sintetizzare contenuti e ottimizzare il tempo di studio. Tali evidenze sono coerenti con una funzione di supporto alle fasi di pianificazione, monitoraggio e verifica proprie del ciclo di SRL, confermando il possibile impiego dell'IA nella promozione dei processi autoregolativi relativi all'apprendimento.

Per l'obiettivo relativo al sostegno psicologico, i dati indicano un utilizzo meno frequente e più selettivo degli strumenti IA per la gestione dello stress o dell'ansia. Le risposte aperte evidenziano una percezione dell'IA come possibile supporto iniziale o strumentale, ma non sostitutivo della relazione umana. Questo risultato consente di distinguere chiaramente tra dimensione cognitiva e dimensione emotiva dell'uso dell'IA, mostrando una integrazione parziale e non sovrapponibile tra i due ambiti.

Rispetto al terzo obiettivo, le analisi qualitative confermano la presenza di una fiducia condizionata: gli studenti riconoscono utilità e immediatezza dello strumento, ma esprimono preoccupazioni in termini di affidabilità delle informazioni, rischio di delega cognitiva, *privacy* e assenza di empatia. Tale ambivalenza contribuisce a delineare un atteggiamento pragmatico ma critico nei confronti dell'IA.

Infine, in relazione all'obiettivo trasversale di proporre una lettura integrata dell'IA nell'ecosistema universitario, i risultati suggeriscono che l'impatto dello strumento non dipenda esclusivamente dalle sue caratteristiche tecnologiche, ma dalla qualità del contesto istituzionale, dalla formazione degli utenti e dall'integrazione con piattaforme e risorse accademiche. L'IA emerge dunque non come elemento isolato, ma come componente di un sistema più ampio che richiede regolazione, accompagnamento e progettazione didattica consapevole.

4.3.1. Tendenze generali nell'utilizzo dell'IA

Dai dati raccolti emerge che l'adozione di strumenti basati sull'IA nel percorso universitario è in costante crescita, sebbene ancora disomogenea in termini di frequenza e finalità d'uso. Di seguito, sono riportati il profilo del campione e le risposte al questionario espresse in percentuale.

Profilo del campione

Numero totale di partecipanti: 105 studenti universitari

Età minima: 18 anni

Età massima: 61 anni

Età media: 38,8 anni (DS = 11,3; range 18–61)

Fig. 4: Risultati degli item a stimolo chiuso

Profilo del campione	
Numero totale di partecipanti	105 studenti universitari
Età minima	18 anni
Età massima	61 anni
Età media	38,5 anni (DS = 11,5; range 18–61)

Genere	Conteggio	Percentuale
Donna	80	76%
Uomo	30	22%
Altro	1	1%
Preferisco non specificare	1	1%

Corso di Studio	Conteggio	Percentuale
Laurea Magistrale	70	64%
Laurea Triennale	32	34%
Dottorato	2	2%

Area disciplinare	Conteggio	Percentuale
Psicologica	67	64%
Economico-Giuridica	18	17%
Pedagogica	11	10%
Scientifico-Tecnologica	7	7%
Altro	2	2%

Utilizzo strumenti di IA per facilitare la comprensione dei contenuti universitari	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	15	14%
2 = Poco d'accordo	18	17%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	10	10%
4 = Abbastanza d'accordo	37	35%
5 = Completamente d'accordo	23	22%
Non classificabile / altro	2	2%

Utilizzo strumenti di IA per organizzare, pianificare e monitorare lo studio.	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	29	28%
2 = Poco d'accordo	20	19%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	13	12%
4 = Abbastanza d'accordo	29	28%
5 = Completamente d'accordo	13	12%
Non classificabile / altro	1	1%

L'IA mi aiuta a organizzare meglio il mio tempo di studio.	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	37	35%
2 = Poco d'accordo	19	18%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	14	13%
4 = Abbastanza d'accordo	26	25%
5 = Completamente d'accordo	7	7%
Non classificabile / altro	2	2%

L'IA mi aiuta a monitorare i miei progressi accademici	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	42	40%
2 = Poco d'accordo	21	20%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	19	18%
4 = Abbastanza d'accordo	13	12%
5 = Completamente d'accordo	8	8%
Non classificabile / altro	2	2%

L'uso dell'IA mi rende più autonomo nel percorso di apprendimento	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	24	23%
2 = Poco d'accordo	19	18%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	21	20%
4 = Abbastanza d'accordo	28	27%
5 = Completamente d'accordo	11	10%
Non classificabile / altro	2	2%

L'IA mi ha aiutato a migliorare le mie prestazioni accademiche	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	24	23%
2 = Poco d'accordo	20	19%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	22	21%
4 = Abbastanza d'accordo	26	25%
5 = Completamente d'accordo	11	10%
Non classificabile / altro	2	2%

L'uso dell'IA per studiare mi fa sentire più sicuro/a nelle prove d'esame	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	34	32%
2 = Poco d'accordo	17	16%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	17	16%
4 = Abbastanza d'accordo	26	25%
5 = Completamente d'accordo	10	10%
Non classificabile / altro	1	1%

Utilizzo strumenti di IA (es. chatbot, app) per gestire momenti di stress o ansia durante il percorso universitario	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	59	56%
2 = Poco d'accordo	17	16%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	7	7%
4 = Abbastanza d'accordo	13	12%
5 = Completamente d'accordo	7	7%
Non classificabile / altro	2	2%

Mi sento a mio agio nel parlare dei miei stati d'animo con strumenti basati su IA	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	70	67%
2 = Poco d'accordo	11	10%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	7	7%
4 = Abbastanza d'accordo	7	7%
5 = Completamente d'accordo	10	9%

L'uso di strumenti di IA ha ridotto il mio senso di solitudine durante lo studio	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	65	62%
2 = Poco d'accordo	16	15%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	5	5%
4 = Abbastanza d'accordo	11	10%
5 = Completamente d'accordo	6	6%
Non classificabile / altro	2	2%

L'uso dell'IA mi ha aiutato a gestire meglio lo stress legato agli esami	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	64	61%
2 = Poco d'accordo	12	11,3%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	12	11,3%
4 = Abbastanza d'accordo	12	11,3%
5 = Completamente d'accordo	4	4%
Non classificabile / altro	1	1%

Ritengo che l'IA possa offrire un valido primo supporto psicologico agli studenti	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	57	54%
2 = Poco d'accordo	21	20%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	11	10%
4 = Abbastanza d'accordo	8	8%
5 = Completamente d'accordo	8	8%

Preferisco interazioni con IA piuttosto che con persone nei momenti di difficoltà emotiva	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	85	81%
2 = Poco d'accordo	6	5,7%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	4	3,8%
4 = Abbastanza d'accordo	5	4,7%
5 = Completamente d'accordo	4	3,8%
Non classificabile / altro	1	1%

Utilizzo strumenti di IA almeno una volta a settimana per studiare	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	30	29%
2 = Poco d'accordo	26	25%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	10	9%
4 = Abbastanza d'accordo	20	19%
5 = Completamente d'accordo	17	16%
Non classificabile / altro	2	2%

Strumento di IA principale	Conteggio	Percentuale
ChatGPT	53	50%
Gemini	16	15%
Assistenti vocali (es. Siri, Google Assistant)	12	11%
Grammarly o correttori automatici	6	6%
Perplexity	2	8%
Grok	2	2%
Copilot	1	2%
Nessuno / Non utilizzo / Nulla / Non uso questa tipologia di strumenti	8	1%
Altro	5	5%

Strumento principale per la ricerca di informazioni e fonti scientifiche	Conteggio	Percentuale
Wikipedia	35	33%
Google Scholar	27	26%
PubMed	15	14%
Academia.edu	9	8,5%
Scopus	5	5%

Web of Science	3	3%
EBSCO	3	3%
ResearchGate	1	1%
Altro	7	6,5%

Verifico sempre le informazioni reperite da enciclopedie online o da strumenti IA	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	9	8%
2 = Poco d'accordo	6	6%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	11	10%
4 = Abbastanza d'accordo	39	37%
5 = Completamente d'accordo	39	37%
Solo enciclopedie online	1	2%

Prima di iniziare un nuovo esame o progetto, consulto strumenti di IA per pianificare le attività	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	53	50,5%
2 = Poco d'accordo	20	19%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	12	11,5%
4 = Abbastanza d'accordo	14	13%
5 = Completamente d'accordo	5	5%
Non classificabile / altro	1	1%

Preferisco usare IA integrata in piattaforme universitarie rispetto a servizi esterni	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	24	23%
2 = Poco d'accordo	12	11%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	35	33%
4 = Abbastanza d'accordo	20	19%
5 = Completamente d'accordo	10	10%
Non classificabile / altro (es. "Non saprei rispondere", "Non ho metri di paragone")	4	4%

L'utilizzo costante dell'IA è ormai parte integrante della mia routine accademica	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	42	40%
2 = Poco d'accordo	18	17%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	18	17%
4 = Abbastanza d'accordo	19	18%
5 = Completamente d'accordo	7	7%
Non classificabile / altro (es. "No")	1	1%

Mi fido dell'IA per la gestione dei miei dati personali	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	54	51%
2 = Poco d'accordo	26	25%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	14	13%
4 = Abbastanza d'accordo	10	10%
5 = Completamente d'accordo	1	1%

Sono preoccupato per le implicazioni etiche e la privacy nell'uso dell'IA in ambito universitario	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	14	13%
2 = Poco d'accordo	8	8%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	31	30%
4 = Abbastanza d'accordo	28	26%
5 = Completamente d'accordo	24	23%

Vorrei ricevere una formazione specifica su come utilizzare in modo efficace ed etico strumenti IA	Conteggio	Percentuale
1 = Per niente d'accordo	8	8%
2 = Poco d'accordo	7	7%
3 = Né d'accordo né in disaccordo	19	18%
4 = Abbastanza d'accordo	33	31%
5 = Completamente d'accordo	37	35%
Altro (Al momento non ne sento il bisogno)	1	1%

Ti sei mai sentito/a “dipendente” dall'IA nello studio?	Conteggio	Percentuale
No / Mai / Assolutamente no / No, per nulla / No, per niente	92	87%
A volte / Talvolta / A volte sì / Nella media	4	4%
Sì / Mi sono sentito dipendente	5	5%
Altro (es. “No, ma facilita lo studio...” / “Non la uso”)	4	4%

Fonte: Autore della tesi di dottorato

Si presentano di seguito i principali risultati descrittivi emersi dagli items strutturati del questionario. Nel campione (N = 105), la maggioranza degli studenti riporta un utilizzo frequente di strumenti basati sull'IA per finalità accademiche, mentre l'uso per il supporto psicologico appare nettamente più contenuto. Le percentuali relative alla percezione di utilità

per lo studio risultano significativamente più elevate rispetto a quelle associate al benessere emotivo, dove emergono invece timori legati alla dipendenza, alla perdita di autonomia cognitiva e a criticità etiche. Questi dati forniscono il contesto quantitativo entro cui si collocano i temi qualitativi emersi dai risultati degli items delle sezioni B, C e D.

L'analisi dei temi qualitativi è introdotta da tabelle sintetiche che riportano le principali statistiche descrittive calcolate per ciascun item su scala Likert (1–5). La colonna N indica il numero di risposte valide per ciascun item, al netto di eventuali dati mancanti o non validi. La colonna M (media) rappresenta il valore medio delle risposte fornite dagli studenti e consente di stimare il livello complessivo di accordo rispetto all'affermazione proposta: valori più elevati indicano un maggiore accordo, mentre valori prossimi a 1 riflettono tendenza al disaccordo. La colonna DS (deviazione standard) esprime il grado di dispersione delle risposte attorno alla media; valori più alti indicano una maggiore variabilità delle posizioni espresse, mentre valori più bassi segnalano una maggiore omogeneità nel campione.

4.3.2. Pattern emergenti

Dall'analisi integrata dei dati quantitativi e qualitativi emergono tre pattern ricorrenti che meritano una evidenziazione esplicita.

In primo luogo, si osserva una netta prevalenza nell'utilizzo di strumenti IA generalisti, con particolare riferimento a *chatbot* conversazionali ad accesso libero (es. ChatGPT), rispetto a soluzioni integrate o specificamente progettate per il contesto accademico. Tale orientamento indica una adozione spontanea e bottom-up delle tecnologie IA, guidata dall'accessibilità e dalla versatilità funzionale, piuttosto che da una integrazione sistemica promossa dalle istituzioni universitarie.

In secondo luogo, emerge una scarsa integrazione percepita tra strumenti IA e piattaforme istituzionali. Gli studenti riportano un uso prevalentemente esterno rispetto agli ambienti digitali universitari,

suggerendo l'assenza di un ecosistema formativo coordinato in cui l'IA sia incorporata nei processi didattici in modo strutturato. Questo dato evidenzia una distanza tra innovazione tecnologica disponibile e politiche di implementazione accademica.

Infine, e in modo particolarmente marcato, si rileva una forte asimmetria tra l'uso dell'IA per finalità di studio e l'utilizzo per il supporto psicologico. Mentre gli strumenti IA vengono impiegati con relativa frequenza per facilitare la comprensione dei contenuti, organizzare lo studio e supportare processi cognitivi, il loro impiego nel dominio della regolazione emotiva e del sostegno psicologico risulta limitato e spesso accompagnato da diffidenza. Tale distanza segnala una delimitazione funzionale dell'IA, percepita principalmente come supporto cognitivo piuttosto che come mediatore relazionale o strumento di benessere.

Questi tre pattern, considerati congiuntamente, delineano un modello di integrazione selettiva dell'IA nel percorso universitario: diffusa sul piano strumentale-cognitivo, periferica sul piano istituzionale e cautamente circoscritta nel dominio emotivo-relazionale.

4.3.3. IA come supporto didattico

Item Sezione B	N	M	DS
Utilizzo strumenti di IA per facilitare la comprensione dei contenuti	103	3.340	1.383
Utilizzo strumenti di IA per organizzare, pianificare e monitorare lo studio	104	2.779	1.434
L'IA mi aiuta a organizzare meglio il mio tempo di studio	103	2.485	1.378
L'IA mi aiuta a monitorare i miei progressi accademici	103	2.262	1.321

L'uso dell'IA mi rende più autonomo nel percorso di apprendimento	103	2.835	1.344
L'IA mi ha aiutato a migliorare le mie prestazioni accademiche	103	2.806	1.336
L'uso dell'IA per studiare mi fa sentire più sicuro/a nelle prove d'esame	104	2.625	1.409

In riferimento alle ipotesi relative all'utilizzo dell'IA come supporto nei processi di apprendimento, i risultati emersi possono essere letti in modo più sistematico alla luce dei modelli di SRL, in particolare del modello ciclico di Zimmerman (2000; 2002) e delle dimensioni metacognitive, motivazionali e comportamentali individuate da Pintrich (2004).

L'analisi delle risposte riguardanti l'utilizzo dell'IA per l'apprendimento ha evidenziato una prima tendenza rilevante: gli studenti riconoscono un valore moderato, ma non universalmente condiviso, dell'IA come supporto alla comprensione dei contenuti. Circa un terzo del campione si è dichiarato "abbastanza d'accordo" con l'affermazione che tali strumenti facilitino la comprensione dei materiali universitari, mentre una quota consistente, pari al 22%, ha riportato un accordo completo. Allo stesso tempo, tuttavia, è emersa una percentuale significativa di studenti che si colloca su posizioni neutre o di disaccordo. La presenza di risposte come "non ne ho trovati di pratici" suggerisce che una parte degli studenti considera inefficaci o poco funzionali le attuali soluzioni disponibili. Questa distribuzione eterogenea indica che l'IA viene percepita in modo ambivalente: utile per semplificare concetti complessi, ma non ancora in grado di offrire un supporto robusto o sistematico per tutti gli utenti.

Un pattern simile si osserva rispetto alle domande che indagano la capacità dell'IA di sostenere la pianificazione e il monitoraggio dello studio, dimensioni centrali per l'autoregolazione secondo la letteratura sulla SRL.

Con riferimento alla fase di *forethought* (pianificazione), l'utilizzo dell'IA per organizzare il piano di studio, suddividere i contenuti, creare

scalette e strutturare mappe concettuali suggerisce una funzione di supporto alla definizione degli obiettivi e alla gestione strategica delle risorse. Gli studenti mostrano una ripartizione equilibrata tra chi ritiene l'IA utile per organizzare tempi e attività (Abbastanza d'accordo = 28%) e chi, invece, non percepisce un beneficio concreto (Per niente d'accordo = 28%). Più di un quarto del campione (35%) si è dichiarato “per niente d'accordo” all'idea che l'IA aiuti nella gestione del tempo, mentre una percentuale quasi equivalente ha riconosciuto un contributo significativo (Abbastanza d'accordo = 25%; Completamente d'accordo = 7%). Le risposte indicano quindi che il valore percepito dell'IA nell'ambito della pianificazione dipende da un uso personale e fortemente soggettivo, non sempre radicato in pratiche consolidate. L'eterogeneità delle esperienze testimonia come l'integrazione dell'IA nei processi strategici dello studio non sia ancora pienamente interiorizzata o standardizzata tra gli studenti.

Nella fase di *performance* (monitoraggio e controllo), l'IA potrebbe essere utilizzata prevalentemente per chiarire dubbi, ottenere spiegazioni alternative, verificare la comprensione o simulare interrogazioni. Questo pattern è coerente con una funzione di *scaffolding* metacognitivo, in cui lo strumento agisce come supporto al monitoraggio della comprensione e alla regolazione in itinere delle strategie cognitive. Il quadro relativo al monitoraggio dei progressi accademici appare tuttavia critico. Una forte prevalenza di risposte nelle categorie di disaccordo (40%) segnala che molti studenti non riconoscono all'IA una funzione efficace in questa dimensione. Quasi la metà del campione ha indicato di non essere per niente d'accordo con l'idea che l'IA possa monitorare i loro progressi, mentre solo una minoranza ha espresso accordo (Completamente d'accordo = 8%). Questo dato suggerisce che le attuali soluzioni utilizzate dagli studenti, principalmente chatbot generalisti come ChatGPT, non sono percepite come strumenti in grado di offrire un tracciamento personalizzato, coerente con un percorso di apprendimento strutturato. L'assenza di funzionalità integrate con le piattaforme universitarie, potrebbe rappresentare uno dei fattori alla base di questa percezione. Alla domanda aperta: “Quali sono,

secondo te, gli aspetti e le funzionalità che le soluzioni basate sull'IA dovrebbero implementare per migliorare la qualità del supporto fornito?”, un partecipante infatti ha riferito la possibilità di personalizzare IA sulle piattaforme universitarie a seconda dei vari percorsi di studio, così da poter avere supporto tramite prompt precisi a seconda delle materie previste nel piano di studi.

La sensazione di autonomia accademica generata dall'uso dell'IA mostra valori generalmente medi. Circa un quarto del campione ha riportato un certo miglioramento percepito nella propria autonomia accademica (Abbastanza d'accordo = 27%), mentre altri studenti, in proporzioni simili, non hanno identificato alcun beneficio (Per niente d'accordo = 23%). Questa distribuzione potrebbe essere interpretata come indice di una relazione ancora poco strutturata o consapevole tra studenti e strumenti di IA.

Risultati simili emergono per quanto riguarda la percezione di un miglioramento delle prestazioni accademiche: una parte degli studenti riconosce un qualche contributo positivo (Abbastanza d'accordo = 25%), mentre una percentuale equivalente dichiara di non aver percepito alcun cambiamento (Per niente d'accordo = 23%). Nel complesso, la percezione dell'IA come facilitatore dell'apprendimento appare limitata e mediata da un uso non costante né sistematico, coerente con un contesto in cui tali strumenti non sono ancora integrati nei processi accademici formali.

4.3.4. IA come supporto psicologico

Item Sezione C	N	M	DS
Utilizzo strumenti IA per gestire stress/ansia	103	1.951	1.331
Mi sento a mio agio nel parlare dei miei stati d'animo con IA	105	1.819	1.357

L'IA ha ridotto il mio senso di solitudine	103	1.806	1.268
L'IA mi ha aiutato a gestire lo stress da esame	104	1.846	1.237
L'IA può offrire un valido primo supporto psicologico	105	1.943	1.285
Preferisco interazioni con IA rispetto a persone	104	1.433	1.041

In relazione all'ipotesi secondo cui l'IA possa essere utilizzata come forma di sostegno emotivo e psicologico, emerge dai risultati un'evidente distanza tra strumenti di IA e bisogni percepiti degli studenti.

I dati mostrano che l'IA viene utilizzata meno frequentemente per la gestione dello stress rispetto al supporto cognitivo, ma quando viene impiegata in tale ambito assume prevalentemente la funzione di strumento di chiarimento, rassicurazione e organizzazione. Alcuni studenti riferiscono di aver utilizzato l'IA per organizzare il tempo, lo studio e le attività o per ricevere un orientamento in momenti di incertezza. Questo utilizzo può essere interpretato come una forma di regolazione emotiva indiretta, in cui la riduzione dell'incertezza cognitiva contribuisce a diminuire l'attivazione ansiosa.

Nel quadro dei modelli di autoregolazione, tale dinamica può essere collocata nella fase di *forethought*, dove aspettative di efficacia e percezione di controllo influenzano l'attivazione motivazionale. L'IA, fornendo risposte immediate e strutturazione del compito, può incrementare la percezione di controllo situazionale, con potenziale effetto positivo sull'autoefficacia accademica. Tuttavia, l'assenza di empatia e la percezione di "meccanicità" riportata da diversi partecipanti evidenziano un limite strutturale dello strumento nel soddisfare bisogni relazionali ed emotivi complessi.

La maggioranza (56%) ha dichiarato infatti di non utilizzare chatbot o strumenti simili per gestire ansia o stress accademici, e una percentuale ancora più elevata (67%) ha riferito di non sentirsi a proprio agio nel

condividere stati emotivi con sistemi basati sull'IA. Questi dati indicano che, nonostante la crescita di soluzioni dedicate al benessere mentale, gli studenti universitari mantengono un atteggiamento di prudenza e diffidenza verso tali strumenti, probabilmente in relazione a fattori come la mancanza di empatia percepita, la scarsa affidabilità clinica e le preoccupazioni etiche, temi ricorrenti anche nelle risposte qualitative. Nella sezione delle risposte aperte, è emersa la preoccupazione che l'IA possa amplificare fragilità e vulnerabilità psicologiche dei soggetti.

L'analisi delle percezioni relative alla solitudine e allo stress accademico conferma ulteriormente l'assenza di un rapporto significativo tra IA e supporto emotivo. La maggior parte degli studenti non ha riscontrato una riduzione della solitudine (62%) grazie all'uso dell'IA e non ha percepito un aiuto concreto nella gestione dello stress (64%) legato agli esami.

Sebbene una parte minoritaria del campione riconosca un contributo positivo dell'IA come forma di primo supporto psicologico (Completamente d'accordo = 8%; Abbastanza d'accordo = 8%), i dati suggeriscono che l'IA, per la maggioranza degli studenti non costituisce un complemento efficace delle relazioni umane nell'ambito psicologico. Il risultato appare coerente con il fatto che l'81% del campione dichiara di non preferire interazioni con IA rispetto a quelle con altre persone nei momenti di difficoltà emotiva. Questo elemento richiama uno dei limiti più frequentemente citati dagli studenti: l'attuale mancanza di empatia, di profondità relazionale e di comprensione emotiva da parte dei sistemi basati sull'IA.

In relazione ai modelli di coping, l'IA sembra difatti configurarsi come strategia di coping focalizzata sul problema (*problem-focused coping*), in quanto orientata alla risoluzione di dubbi e alla gestione organizzativa del carico di studio. Non emergono invece evidenze robuste di un uso consolidato come coping focalizzato sulle emozioni. Alcuni studenti sottolineano esplicitamente che l'IA non può sostituire il supporto umano, confermando la distinzione tra supporto informativo e supporto emotivo.

Dal punto di vista della regolazione emotiva, i risultati suggeriscono che l'IA possa contribuire a una riduzione momentanea dello stress attraverso l'immediatezza e la strutturazione delle informazioni, ma non risulta percepita come adeguata nella comprensione delle sfumature affettive, nella validazione emotiva o nell'elaborazione di vissuti complessi. Tale dato è coerente con i limiti teorici dei modelli generativi, che operano su pattern linguistici e probabilistici ma non su processi empatici autentici.

4.3.5. IA ed abitudini d'uso

Item Sezione D	N	M	DS
Utilizzo IA almeno una volta a settimana	103	2.689	1.482
Verifico sempre le informazioni reperite	104	3.894	1.222
Consulto IA per pianificare un esame/progetto	104	2.019	1.269
Preferisco IA integrata in piattaforme universitarie	101	2.802	1.281
L'IA è parte integrante della mia routine	104	2.337	1.348
Mi fido dell'IA per la gestione dei dati personali	105	1.838	1.048
Sono preoccupato per implicazioni etiche/privacy	105	3.381	1.289
Vorrei ricevere formazione specifica sull'uso dell'IA	104	3.808	1.215

L'analisi delle abitudini d'uso mostra un quadro complesso. Le ipotesi sulle abitudini di utilizzo sembrano confermate solo in parte. Una considerevole maggioranza di partecipanti nutre preoccupazioni rispetto

agli aspetti etici, così come l'utilizzo dell'IA nel contesto universitario non sembra essere ancora massivo.

Il 51% dei partecipanti non si fida dell'IA per la gestione dei dati personali, anche se il 35% vorrebbe ricevere una formazione specifica su come utilizzare in modo efficace ed etico gli strumenti IA.

La frequenza di utilizzo settimanale degli strumenti di IA per studiare è distribuita in maniera quasi uniforme: una parte consistente del campione non li utilizza (29%), mentre un'altra parte (16%) ne dichiara un uso almeno settimanale. Il dato più rilevante riguarda gli strumenti principali utilizzati dagli studenti: ChatGPT emerge come il tool dominante, utilizzato dal 50% del campione, seguito a distanza da Gemini e dagli assistenti vocali. La presenza residuale di strumenti specifici per la salute mentale evidenzia un basso livello di diffusione di soluzioni verticali, probabilmente a causa di scarsa conoscenza, mancanza di fiducia o percezione di inadeguatezza.

Per quanto riguarda le fonti utilizzate per la ricerca scientifica, un dato interessante è rappresentato dalla prevalenza di Wikipedia come principale strumento (33%), seguito da Google Scholar (26%). Le piattaforme accademiche più strutturate, come Scopus (5%) o Web of Science (3%), risultano significativamente meno utilizzate. Questo potrebbe indicare un orientamento degli studenti verso strumenti percepiti come più accessibili, immediati e familiari, anche se meno rigorosi dal punto di vista scientifico. Il dato si connette con il tema della verifica delle informazioni, dove emerge un atteggiamento complessivamente prudente: la maggior parte degli studenti dichiara di controllare almeno in parte i contenuti provenienti da IA o da enciclopedie digitali (Abbastanza d'accordo = 37%), riflettendo una consapevolezza diffusa dei rischi legati alle inesattezze e all'inaffidabilità delle fonti.

Un altro dato significativo riguarda la pianificazione degli esami o dei progetti tramite IA. Più della metà degli studenti (50,5%) riferisce di non utilizzare strumenti di IA a questo scopo, mentre una parte minoritaria (13%) riconosce un qualche contributo utile nella definizione delle attività

accademiche. Analogamente, la preferenza per IA integrata nelle piattaforme universitarie risulta limitata (Per niente d'accordo = 23%; Poco d'accordo = 11%), probabilmente perché tali soluzioni sono ancora scarsamente diffuse o non ancora perfettamente integrate nei sistemi di gestione della didattica.

4.3.6. Fiducia ed aspetti etici

La fiducia nella gestione dei dati personali rappresenta un aspetto critico: oltre la metà degli studenti (51%) non si fida delle soluzioni di IA, mentre solo una percentuale marginale (1%) esprime fiducia completa. Al contrario, la preoccupazione relativa alle implicazioni etiche e alla privacy è molto elevata: il 26% del campione si dice abbastanza d'accordo ed il 23% si dice d'accordo nel considerare rischioso l'uso di tali tecnologie. Questo dato, insieme ai riscontri qualitativi, suggerisce che l'esitazione nell'utilizzo dell'IA per il supporto psicologico o accademico sia fortemente influenzata da timori legati alla sicurezza informatica, alla protezione dei dati personali e al timore di un utilizzo improprio delle informazioni sensibili.

Nonostante ciò, un dato di forte rilevanza riguarda il desiderio di ricevere una formazione specifica sull'uso etico ed efficace dell'IA: il 35% degli studenti è completamente d'accordo ed il 31% è abbastanza d'accordo nel confermare questa esigenza. Questo elemento evidenzia una consapevolezza emergente e un bisogno formativo che potrebbe orientare le istituzioni accademiche verso percorsi specifici, volti a promuovere competenze digitali avanzate e un uso critico delle tecnologie.

Un'ultima osservazione riguarda il tema della dipendenza dall'IA, percepita dagli studenti come un rischio poco frequente. La grande maggioranza (87%) dichiara di non essersi mai sentita dipendente dalle tecnologie, mentre solo una minoranza (5%) riporta un vissuto di eccessiva dipendenza. Questo dato può essere interpretato alla luce della scarsa integrazione dell'IA nello studio quotidiano per molti studenti, oppure come

espressione della consapevolezza dei rischi cognitivi ed emotivi correlati, che porta a un uso più moderato e controllato degli strumenti disponibili.

Nel complesso, i risultati descrivono un quadro variegato e complesso: gli studenti riconoscono alcuni vantaggi dell'IA, soprattutto in termini di velocità, facilitazione della comprensione e supporto nelle attività preliminari di studio; tuttavia, permangono limiti significativi, soprattutto nella capacità dei sistemi di offrire monitoraggio personalizzato, supporto psicologico efficace, informazioni affidabili e un vero potenziamento delle competenze metacognitive. La relazione tra studenti e IA appare ancora in evoluzione, segnata da interesse, cautela e necessità di maggiore formazione.

4.3.7. Analisi tematica delle risposte a stimolo aperto

È stata condotta un'analisi tematica delle risposte aperte secondo l'approccio di Braun e Clarke (2006). Il dataset si compone di centinaia di estratti testuali che presentano una notevole eterogeneità linguistica, stilistica e contenutistica. Le risposte spaziano da dichiarazioni di non utilizzo sino a descrizioni articolate, con dettagli su esperienze di apprendimento, difficoltà cognitive, aspetti emotivi e richieste di miglioramento. La densità dei contenuti ha reso necessario un processo di codifica accurato, volto a catturare pattern semantici e sottostanti significati latenti. L'analisi ha permesso di identificare cinque temi centrali che descrivono in modo articolato le percezioni, le esperienze e i vissuti degli studenti universitari rispetto all'utilizzo dell'IA nei processi di studio e nel supporto psicologico.

Il primo tema emerso riguarda l'IA percepita come “acceleratore cognitivo”. Numerosi partecipanti descrivono questi strumenti come facilitatori dell'apprendimento, in grado di semplificare contenuti complessi, generare riassunti, mappe concettuali e spiegazioni alternative utili per superare blocchi concettuali o per ridurre il tempo necessario allo studio. In particolare, gli studenti lavoratori e gli studenti adulti

sottolineano come l'IA consenta di accedere rapidamente a chiarimenti e approfondimenti, rendendo più agevole la gestione del carico accademico. L'IA viene quindi vissuta come un supporto integrativo, una sorta di “docente privato sempre disponibile” capace di intervenire nei momenti di maggiore bisogno cognitivo.

Parallelamente agli aspetti positivi, il secondo tema evidenzia una percezione dell'IA come potenziale minaccia alla profondità cognitiva e all'elasticità mentale. Molti studenti riferiscono di aver sperimentato fenomeni associabili al *cognitive offloading*, come assopimento mentale, riduzione della capacità di sintesi e difficoltà nel riprendere un metodo di studio autonomo dopo un uso intensivo dell'IA. Alcuni dichiarano che l'impiego di strumenti generativi avrebbe temporaneamente indebolito la loro capacità di pensare criticamente o di rielaborare informazioni in modo originale. Il timore che l'IA possa sostituire piuttosto che supportare il processo di apprendimento rappresenta un motivo ricorrente, accentuato dalla constatazione che l'eccessiva delega delle attività cognitive rischia di compromettere la costruzione autonoma di competenze profonde.

Un terzo tema è rappresentato dall'ambivalenza emotiva, che si esprime in un intreccio di curiosità, sollievo e gratitudine da una parte, e senso di diffidenza, paura o disagio dall'altra. Per alcuni, l'IA contribuisce a ridurre temporaneamente la frustrazione, fornendo risposte rapide e personalizzate; per altri, specialmente nel contesto del supporto psicologico, prevale la percezione di freddezza, distanza e scarsa capacità di cogliere sfumature emotive. Le risposte mostrano che molti studenti non si sentono a proprio agio nell'esprimere stati d'animo a un sistema artificiale e ritengono che l'IA resti carente sul piano dell'empatia e della comprensione profonda delle emozioni. Questa ambivalenza si estende anche alla pratica dello studio: alcuni studenti dichiarano di aver smesso di utilizzare l'IA proprio per l'effetto di “offuscamento mentale” sperimentato, mentre altri continuano a utilizzarla esclusivamente per attività cognitive marginali, come chiarimenti terminologici o riformulazioni linguistiche.

Il quarto tema riguarda le percezioni di affidabilità e le preoccupazioni etiche, che giocano un ruolo centrale nel modello di adozione dell'IA delineato dagli studenti. Le risposte evidenziano infatti una forte sfiducia verso la capacità dell'IA di fornire informazioni accurate e verificabili. Sono frequenti i riferimenti a risposte errate, contenuti inventati o fonti non attendibili. La necessità di verificare continuamente ciò che l'IA produce costituisce un motivo ricorrente, contribuendo a ridurre la percezione di utilità effettiva dello strumento. A questo si aggiungono timori legati alla *privacy* e alla gestione dei dati personali, che alimentano un senso di vulnerabilità digitale. Alcuni studenti temono inoltre che l'IA possa sostituire relazioni umane significative, specialmente nel contesto del supporto psicologico, contribuendo a una ulteriore individualizzazione dei processi universitari.

Il quinto tema identifica invece i bisogni emergenti di formazione, personalizzazione e integrazione istituzionale. Gli studenti esprimono chiaramente l'esigenza di strumenti più affidabili, personalizzati e capaci di comprendere il linguaggio disciplinare specifico, nonché il desiderio di un'integrazione più organica dell'IA nei contesti accademici. Molti dichiarano che utilizzerebbero l'IA in modo più consapevole se ricevessero una formazione strutturata sull'IA *literacy*, sul pensiero critico e sui principi di uso etico. Altri sottolineano la necessità che l'IA citi fonti verificabili, adotti un comportamento più coerente e si adatti al livello di preparazione dello studente. Dalle risposte emerge una domanda crescente di sistemi multimodali, tutor adattivi e piattaforme integrate che possano affiancare il percorso universitario senza sostituire l'essenziale componente umana della relazione formativa.

Nel complesso, gli studenti vivono il rapporto con l'IA secondo un modello di tensione dinamica tra opportunità e rischi. L'IA è percepita come un supporto potente ma non privo di criticità, capace di favorire l'apprendimento ma anche di comprometterne alcune componenti fondamentali se utilizzata in modo eccessivo o inconsapevole. I significati emersi suggeriscono che la reale integrazione dell'IA nei percorsi

universitari richieda non solo strumenti tecnologici avanzati, ma soprattutto interventi formativi, linee guida etiche chiare e setting di utilizzo che preservino la profondità cognitiva, il pensiero critico e il benessere psicologico personale.

4.4. Discussione

Dai risultati emersi dalla presente ricerca qualitativa si delinea un quadro complesso e sfaccettato del rapporto tra studenti universitari e strumenti basati sull'IA, tanto nell'ambito dell'apprendimento quanto in quello del supporto psicologico. La varietà delle risposte raccolte e la forte ricorrenza di posizioni intermedie o ambivalenti indicano che l'IA, pur avendo assunto un ruolo crescente nel quotidiano accademico di molti studenti, non è ancora pienamente integrata né riconosciuta come risorsa stabile e affidabile. I risultati evidenziano infatti una relazione in evoluzione, caratterizzata da interesse, cautela e un bisogno crescente di competenze e orientamento.

4.4.1. Apprendimento e supporto psicologico

I risultati empirici indicano che l'IA viene impiegata in modo prevalentemente strumentale per lo studio: l'item relativo alla facilitazione della comprensione dei contenuti presenta la media più elevata ($M = 3.340$), mentre risultano più contenute le dimensioni legate alla pianificazione/organizzazione e, soprattutto, al monitoraggio dei progressi ($M = 2.262$). Sul versante psicologico, emerge invece una distanza netta: le medie degli item della Sezione C sono complessivamente basse (ad es., gestione di stress/ansia $M = 1.951$; comfort nel parlare di stati d'animo con IA $M = 1.819$), con una chiara preferenza per interazioni umane nei momenti di difficoltà emotiva (preferenza per IA vs persone $M = 1.433$; con un'ampia concentrazione di risposte nel disaccordo).

Questa configurazione suggerisce una integrazione selettiva dell'IA nel ciclo di SRL: gli studenti tendono a riconoscerne un'utilità maggiore nelle

funzioni cognitive di supporto e nelle attività preliminari (es. chiarificazione, riformulazione, sintesi), mentre non attribuiscono la stessa efficacia alle componenti più avanzate dell'autoregolazione, come monitoraggio metacognitivo e feedback longitudinali. In linea con quanto emerso nelle risposte aperte, la percezione di un supporto parziale appare plausibilmente associata alla natura degli strumenti utilizzati, principalmente chatbot generalisti, che non dispongono di funzioni strutturate di *learning analytics* o di monitoraggio personalizzato.

Bisogna anche considerare la predominanza, all'interno del campione, di studenti con un'età media elevata rispetto ai parametri tipici dell'università tradizionale. Questo aspetto, spesso caratteristico dei contesti telematici e *blended*, può aver influito sulle percezioni nei confronti dell'IA. Gli studenti adulti, pur potendo trarre beneficio dalla flessibilità offerta dall'IA, tendano talvolta a considerare le tecnologie emergenti con maggiore prudenza, soprattutto in assenza di una formazione specifica (Storey & Wagner, 2024). Tale dato può contribuire a spiegare la presenza di percentuali rilevanti nelle categorie di disaccordo o neutralità rispetto agli item che indagavano autonomia, sicurezza percepita ed efficacia dell'IA nella pianificazione dello studio.

Il confronto con la letteratura sulla SRL, in particolare con il modello ciclico di Zimmerman (2002; 2015), suggerisce che gli studenti riconoscano all'IA un ruolo limitato soprattutto nelle fasi di monitoraggio e riflessione. Il monitoraggio dei progressi, dimensione cruciale dell'autoregolazione, non è percepito come una funzione propriamente sostenuta dagli strumenti attualmente utilizzati. Solo una minoranza riconosce all'IA la capacità di accompagnare il proprio percorso in modo personalizzato, probabilmente perché i chatbot generalisti come ChatGPT non integrano sistemi di tracciamento, feedback longitudinale o analisi dei progressi, elementi invece centrali nei modelli di SRL supportati digitalmente. L'efficacia dell'IA per l'autoregolazione aumenta significativamente quando gli strumenti sono integrati con piattaforme di apprendimento, sistemi di *learning analytics* e modelli predittivi derivati da DL o RL (Stasolla et al., 2025). La

manca di tali componenti nei tool liberamente utilizzati dagli studenti potrebbe spiegare la percezione diffusa di un supporto parziale o poco incisivo.

Il dato relativo alla comprensione dei contenuti mostra invece risultati più incoraggianti. Gli studenti riconoscono una utilità dell'IA come strumento per semplificare concetti complessi, produrre spiegazioni alternative e facilitare l'accesso a informazioni complementari. Si tratta di una funzione ricorrente anche nella letteratura più recente, secondo cui l'IA generativa migliora la percezione di autoefficacia e la comprensione immediata, soprattutto nei contesti in cui la chiarezza espositiva dei docenti o dei materiali didattici viene percepita come insufficiente (Weng et al., 2024; Bras et al., 2022).

Tuttavia, l'emergere di risposte che segnalano un rischio di "assopimento mentale", riduzione della capacità di sintesi o eccessiva semplificazione suggerisce un equilibrio ancora instabile tra facilitazione dell'apprendimento e rischio di riduzione delle capacità cognitive autonome. Alcuni studenti hanno riportato di aver sperimentato un calo della propria flessibilità cognitiva dopo aver utilizzato l'IA per riassumere testi, un fenomeno coerente con quanto segnalato da Gerlich (2025) sul rischio di "*cognitive offloading*" nei contesti educativi.

Secondo la teoria del *cognitive offloading* l'essere umano tenderebbe a fare ricorso a azioni fisiche o strumenti esterni per modificare le richieste di elaborazione di un compito, riducendo lo sforzo cognitivo necessario. Il fenomeno deriverebbe dal limite delle capacità mentali umane, ad esempio memoria di lavoro o percezione visiva. In tal senso, ricorrendo a supporti esterni, si supererebbero tali limiti e si ottimizzerebbero le prestazioni in compiti di percezione, memoria, calcolo o ragionamento spaziale (Risko & Gilbert, 2016).

L'IA, in tal senso, consentirebbe di strutturare più velocemente le informazioni e di gestire i tempi di studio in modo più efficiente, riducendo l'ansia legata al carico accademico. Tuttavia, l'uso di tali strumenti richiede

una costante supervisione metacognitiva: se l'esternalizzazione diventa eccessiva, trasformandosi da supporto a sostituto, l'IA potrebbe compromettere la capacità di autoregolazione autonoma. Si potrebbe di fatti creare un ciclo auto-rinforzante: l'uso frequente di strumenti esterni, come quelli basati sull'IA, potrebbe ridurre la fiducia nelle capacità interne, spingendo a offloadare ancora di più. Dalle risposte aperte, infatti, emerge che l'utilizzo dell'IA avrebbe determinato un indebolimento dell'elasticità e capacità di sintesi, e la ripresa all'attività apprenditiva autonoma è stata inizialmente faticosa.

Il rapporto con gli strumenti di IA destinati al supporto psicologico appare ancora più problematico. Solo una minoranza dichiara di utilizzare l'IA per affrontare situazioni di stress, ansia o solitudine accademica, e la maggior parte degli studenti afferma di non sentirsi a proprio agio nel condividere stati emotivi con un sistema artificiale. In una risposta aperta, in particolare, viene riferito che a volte l'IA abbia difficoltà a comprendere gli stati d'animo, aspetto questo che, in accordo con Narimisaie e collaboratori (2024), indica che l'ambito dell'*Affective Computing* abbia ancora margini sensibili di sviluppo e miglioramento. Emergono inoltre preoccupazioni relative all'affidabilità clinica, al rischio di dipendenza psicologica e al pericolo di sostituzione delle relazioni interpersonali, indicatori questi di una consapevolezza critica che merita particolare attenzione.

Il dato relativo alla percezione della solitudine durante lo studio conferma questa distanza: la maggior parte degli studenti non ritiene che l'IA abbia ridotto significativamente il proprio senso di isolamento. Questo risultato contrasta con alcune sperimentazioni recenti, in cui chatbot come Woebot (Fitzpatrick et al., 2017) e Wysa (Inkster et al., 2018) hanno mostrato un potenziale nella riduzione della solitudine percepita e dei livelli di ansia.

Si potrebbe leggere questo dato alla luce delle preferenze d'utilizzo espresse dai partecipanti: il 50% ha dichiarato di utilizzare prevalentemente ChatGPT, il 49% dei partecipanti utilizza altri strumenti generalisti, l'1%

non utilizza l'IA, e nessun partecipante ha riportato di utilizzare applicativi sviluppati specificatamente per la promozione del benessere psicologico. Questo potrebbe spiegare le percezioni negative dei partecipanti circa la capacità degli agenti conversazionali generalisti di fornire adeguato supporto emotivo e psicologico.

Tale potenziale sembra raggiungibile solo mediante un utilizzo costante e consapevole di applicazioni progettate *ad hoc*, accompagnate da un setting strutturato ed integrate con opzioni di rinvio e possibilità di accesso al supporto specialistico professionale umano (Høiland et al., 2020). Da queste evidenze, si desume che una possibile integrazione di strumenti intelligenti di supporto psicologico dovrebbe fornire un primo livello di sostegno, consentire la possibilità di intercettare precocemente segnali di stress o burnout e prevedere la possibilità di ricorso a supporto specialistico. Tuttavia, tali strumenti dovrebbero essere progettati secondo il principio di *Human–AI Integration (HAI)*, ossia nel rispetto dei principi etici della psicologia clinica, al fine di garantire privacy, consenso informato e supervisione umana (Balcombe, 2023).

4.4.2. Fiducia e formazione

I risultati empirici mostrano un profilo di fiducia condizionata. Da un lato, la fiducia nella gestione dei dati personali è bassa ($M = 1.838$; con oltre metà del campione in disaccordo), e le preoccupazioni etiche e di privacy risultano elevate ($M = 3.381$, con una quota consistente nelle categorie di accordo). Dall'altro lato, emerge con chiarezza un bisogno formativo: la richiesta di formazione specifica sull'uso efficace ed etico dell'IA è alta ($M = 3.808$), con ampie percentuali di accordo.

La dimensione della fiducia nei sistemi di IA costituisce un'altra chiave interpretativa fondamentale. I risultati mostrano una marcata diffidenza nei confronti dell'attendibilità delle risposte fornite e della gestione dei dati personali. Questo sentimento di fiducia condizionata si inserisce nel più ampio concetto di "*AI trustworthiness*", che sottolinea come la percezione

di affidabilità di un sistema IA dipenda da tre fattori principali: la trasparenza algoritmica, la coerenza del comportamento e la comprensibilità delle risposte (Bhomia et al., 2019; Bisconti et al., 2024; Chaudhary, 2024). Benché dunque molti partecipanti hanno confermato una certa utilità dell'IA nel percorso universitario, sono presenti molte riserve riguardanti l'affidabilità degli strumenti e l'utilizzo dei dati personali.

Un aspetto particolarmente rilevante riguarda invece il desiderio di ricevere una formazione sull'IA. Una parte significativa degli studenti manifesta la necessità di comprendere come utilizzare tali strumenti in modo etico, critico ed efficace. Questo dato è in linea con le raccomandazioni UNESCO (2023) sull'IA *in Education* e con l'evoluzione delle competenze richieste dall'educazione superiore contemporanea, sempre più orientata verso la *digital literacy*, l'IA *literacy* e la capacità di interagire consapevolmente con sistemi automatizzati. La richiesta esplicita di una formazione strutturata indica che gli studenti non rifiutano l'IA, ma al contrario sentono di non possedere ancora gli strumenti concettuali necessari per integrarla correttamente nel proprio percorso formativo. Alla richiesta di indicare gli aspetti e le funzionalità che l'IA dovrebbe implementare per migliorare la qualità del supporto fornito, 25 partecipanti hanno infatti riportato di non sapere rispondere alla domanda, e 10 partecipanti non hanno risposto. Questi dati, quindi, potrebbero confermare un livello ancora limitato di diffusione di padronanza e di esperienza nell'utilizzo degli strumenti IA tra gli studenti universitari.

4.4.3. Le impressioni degli studenti

Le risposte aperte permettono di approfondire ulteriormente le impressioni degli studenti sull'utilizzo dell'IA.

Nella domanda su come l'IA abbia modificato il modo di studiare, la quota più consistente dichiara assenza di utilizzo o assenza di cambiamento (39/105; 37,1%). Tra chi la impiega, l'unità di significato più ricorrente

riguarda l'uso per chiarimenti rapidi e gestione dei dubbi (29,5%). Compaiono però segnali di cautela: riferimenti a rischi percepiti di “depotenziamento” o assopimento cognitivo (7,6%) e, più raramente, la rappresentazione dell'IA come “docente privato sempre disponibile” (1,0%). Queste unità di significato confermano che l'IA è vissuta soprattutto come strumento di supporto immediato e di efficienza, ma non come sostituto stabile del percorso di apprendimento.

Sul versante delle esperienze positive, la maggior parte delle testimonianze valorizza la funzione di chiarimento e comprensione di concetti difficili (39,4%). Una quota non trascurabile dichiara di non usare l'IA o di non avere esperienze positive (28,4%).

Molti partecipanti riportano di utilizzare l'IA in modo complementare allo studio tradizionale, soprattutto per ottenere spiegazioni rapide o alternative, per verificare la propria comprensione o per ridurre il tempo dedicato alla ricerca di fonti. Allo stesso tempo, una parte del campione afferma di non utilizzare l'IA oppure di utilizzarla solo marginalmente, ritenendo preferibile lo studio sui manuali, la consultazione dei docenti o la ricerca autonoma di fonti. Questa polarizzazione riflette una duplice identità dell'IA: strumento di facilitazione per alcuni, potenziale ostacolo allo sviluppo delle competenze profonde per altri.

Queste esperienze sono coerenti con la revisione di Mon e collaboratori (2023) secondo cui i sistemi *RL-based*, adattando il livello di difficoltà e i feedback in base alla performance dello studente, potrebbero favorire una personalizzazione dei processi di apprendimento e quindi la perseveranza nello studio. Tuttavia, affinché tali strumenti producano un impatto positivo, è essenziale che i docenti ricevano formazione sull'uso didattico dell'IA e sulle modalità di interpretazione dei dati generati dagli algoritmi.

Tra chi riporta problemi, l'unità più frequente riguarda informazioni errate o imprecise (19,0%), seguita dalla necessità esplicita di verificare e controllare (11,4%). Compaiono inoltre riferimenti a effetti cognitivi indesiderati, come riduzione di sintesi, creatività e concentrazione (4,8%).

Molti studenti sperimentano inoltre un senso di “nebbia mentale”, presumibilmente legato a un uso eccessivo o passivo della tecnologia, che non stimola il ragionamento ma lo sostituisce.

Coerentemente, nella domanda sui limiti dell’IA nel contesto universitario prevalgono i temi dell’inaffidabilità e della necessità di verifica (52,4%); seguono, con frequenze inferiori, questioni etiche/di trasparenza (6,7%), dati personali e sicurezza (5,7%) e assenza di empatia o difficoltà nel cogliere dimensioni emotivo-relazionali (3,8%).

Tra le richieste operative spiccano fonti verificabili e link/accesso a fonti scientifiche (13,6%), formazione all’uso critico (11,7%), maggiore accuratezza (9,7%) e personalizzazione per livello e disciplina (8,7%), con richiami anche a integrazione con piattaforme universitarie, trasparenza e strumenti di studio (5,8%).

Un partecipante, in particolare, auspica che questi sistemi possano migliorare nella personalizzazione del supporto e adattarsi al livello di preparazione dello studente e alla disciplina, mentre un altro partecipante ancora riferisce che consiglierebbe l’IA ad amici solo se venisse strutturato un sistema che operi in maniera etica e sia calibrato specificatamente per le esigenze relative al percorso accademico. Queste riflessioni appaiono essere in linea con la crescente attenzione internazionale verso sistemi di tutoring intelligenti adattivi (Bond et al., 2024; Gounder et al., 2024). L’adozione di piattaforme inclusive, dotate di interfacce accessibili e di sistemi multimodali, potrebbe rappresentare un passo fondamentale verso un’università più democratica e centrata sul benessere dello studente (Yang, 2025).

Nel complesso, queste unità di significato delineano una relazione fondata su utilità pragmatica e fiducia condizionata: l’IA viene adottata quando riduce tempi e incertezze (chiarimenti, ricerca, organizzazione), ma resta accompagnata da richieste di verificabilità, tutela dei dati e progettazione didattica che preservi, e possibilmente stimoli, il pensiero

critico (le percentuali si riferiscono alla presenza del tema nelle risposte e non sono mutuamente esclusive).

I risultati di questa ricerca mostrano che l'IA rappresenta per gli studenti una risorsa potenzialmente utile ma non ancora matura, un alleato intermittente più che una componente stabile del processo di apprendimento. La relazione tra studenti e IA rimane caratterizzata da fiducia parziale, senso critico, attese elevate e consapevolezza dei limiti. Ciò suggerisce che il passo successivo, tanto per la ricerca quanto per le istituzioni universitarie, consista nel progettare ambienti di apprendimento intelligenti capaci di integrare l'IA in modo etico, trasparente e centrato sullo studente, garantendo formazione, accompagnamento e strumenti adeguati.

4.5. Limiti dello studio

La presente indagine, come ogni ricerca empirica, pur nel suo rigore metodologico, è soggetta a limiti metodologici, concettuali ed interpretativi che condizionano la portata e la generalizzabilità dei risultati. È quindi necessario riflettere criticamente sui vincoli che hanno caratterizzato il disegno di ricerca, sugli elementi che possono aver influenzato i risultati e sulle prospettive di approfondimento che potranno orientare futuri studi in questo ambito.

Un primo limite riguarda la natura non probabilistica del campione. Sebbene la ricerca abbia coinvolto un numero consistente di partecipanti ($N = 105$), la selezione dei soggetti è avvenuta su base volontaria, mediante la somministrazione online di un questionario strutturato e semi-strutturato. Questo tipo di campionamento, pur consentendo un'ampia partecipazione e la raccolta di dati eterogenei, può introdurre un bias di autoselezione (Podsakoff et al., 2012). È plausibile che gli studenti più sensibili al tema dell'innovazione digitale o già interessati all'uso dell'IA siano stati più inclini a partecipare, generando una sovra-rappresentazione di individui con atteggiamenti positivi o consapevoli verso tali tecnologie.

Un secondo limite riguarda la distribuzione disciplinare sbilanciata del campione. Oltre il 60% dei partecipanti appartiene all'area socio-psicologica, con una rappresentanza minore di studenti provenienti dalle aree economico-giuridiche, scientifico-tecnologiche e umanistiche. Tale squilibrio riflette la specifica provenienza accademica della popolazione raggiunta, ma limita la possibilità di generalizzare i risultati all'intero panorama universitario. Le differenze tra discipline non sono solo contenutistiche, ma epistemologiche e metodologiche: l'approccio all'IA di uno studente di psicologia differisce sostanzialmente da quello di un ingegnere o di un economista, sia per le competenze pregresse, sia per le finalità applicative.

Un terzo limite riguarda la natura auto-riferita dei dati raccolti. Tutte le variabili considerate, dalle percezioni all'autoefficacia, dalle emozioni alle esperienze con l'IA, derivano da autovalutazioni soggettive. Tale approccio è utile per indagare la dimensione fenomenologica e le rappresentazioni cognitive, ma può risentire di bias di desiderabilità sociale o di errori di memoria. In particolare, i partecipanti potrebbero aver sovra- o sottostimato la frequenza d'uso dell'IA o l'impatto che essa ha avuto sul proprio apprendimento, in funzione di aspettative o atteggiamenti valoriali verso la tecnologia. Per mitigare tali effetti, future ricerche dovrebbero integrare strumenti di rilevazione oggettiva, come il monitoraggio dei log di utilizzo, analisi comportamentali o osservazioni dirette in contesti di studio mediati dall'IA.

Un altro limite concerne la somministrazione online del questionario, che, se da un lato ha garantito ampia diffusione e accessibilità, dall'altro può aver compromesso il controllo sulle condizioni di compilazione. Non è stato possibile, ad esempio, verificare la comprensione uniforme degli item, né assicurare che i partecipanti rispondessero in un ambiente privo di distrazioni. In aggiunta, l'assenza di un'interazione diretta con il ricercatore ha impedito di approfondire eventuali ambiguità interpretative o di esplorare in modo più articolato le esperienze soggettive dei rispondenti.

È inoltre opportuno considerare il limite temporale e contestuale della ricerca. La raccolta dati è avvenuta in un momento storico (2025) in cui l'adozione dell'IA generativa, in particolare di strumenti come ChatGPT, era in fase di rapida evoluzione. Ciò implica che le percezioni rilevate riflettono un periodo di forte cambiamento tecnologico e culturale. Gli atteggiamenti verso l'IA, la fiducia e le abitudini d'uso potrebbero mutare rapidamente nei prossimi anni, rendendo necessarie analisi longitudinali per cogliere tali trasformazioni.

Un ulteriore limite riguarda la mancanza di un disegno sperimentale o quasi-sperimentale. La ricerca ha adottato un approccio descrittivo-correlazionale non longitudinale, volto a esplorare le relazioni tra variabili senza manipolare condizioni o gruppi di controllo. Ciò ha permesso di ottenere una fotografia ampia e realistica dei comportamenti e delle percezioni, ma non consente di stabilire relazioni di causalità. Non è quindi possibile affermare, ad esempio, che l'uso dell'IA migliori in modo diretto la capacità di autoregolazione o riduca i livelli di ansia accademica: si può solo ipotizzare una correlazione positiva, da verificare in studi futuri mediante disegni longitudinali o sperimentali.

Alcuni aspetti metodologici del presente studio possono essere reinterpretati non soltanto come limiti, ma come traiettorie di sviluppo per ricerche future. In particolare, la natura trasversale della ricerca, pur adeguata agli obiettivi esplorativi, non consente di osservare l'evoluzione temporale dei processi di integrazione dell'IA nei percorsi accademici. Studi longitudinali potrebbero indagare in che misura l'uso continuativo di strumenti basati sull'IA incida nel tempo sui processi di pianificazione, monitoraggio e riflessione propri del SRL, nonché sulle dimensioni del benessere psicologico, consentendo di distinguere effetti transitori da cambiamenti strutturali nelle pratiche di studio.

Oltre agli aspetti metodologici, la ricerca presenta alcuni limiti di natura teorica. Il primo riguarda l'integrazione tra costrutti psicologici e tecnologici. Sebbene lo studio si sia basato sul quadro concettuale del SRL (Zimmerman, 2000) e sulle teorie del benessere accademico, non è stato

possibile misurare in modo diretto tutti i sottodomini del SRL (motivazione, strategie cognitive, metacognizione, autoregolazione del tempo e dell'ambiente). L'uso di un questionario parzialmente adattato ha permesso una rilevazione esplorativa, ma non esaustiva.

L'assenza di misure standardizzate validate per la rilevazione del SRL e del benessere psicologico, se da un lato ha permesso una maggiore aderenza fenomenologica al contesto indagato, dall'altro suggerisce l'opportunità, in studi successivi, di integrare strumenti psicometrici consolidati. L'utilizzo di scale validate consentirebbe di rafforzare la comparabilità dei risultati con la letteratura internazionale, di effettuare analisi inferenziali più robuste e di approfondire la relazione tra dimensioni autoregolate, performance accademica e uso dell'IA attraverso modelli statistici più articolati.

In futuro, sarebbe quindi auspicabile l'impiego di strumenti validati, come il *Motivated Strategies for Learning Questionnaire* (MSLQ) (Pintrich & De Groot, 2012) o il *Self-Regulated Learning Interview Schedule* (SRLIS) (Zimmerman & Pons, 1986), per misurare con maggiore precisione le dinamiche metacognitive associate all'uso dell'IA.

Un secondo limite teorico riguarda la definizione operativa di IA nello studio. Il termine "IA" è stato interpretato in modo ampio, ed ha incluso chatbot, assistenti virtuali, generatori di testo e strumenti di supporto allo studio. Questa ampiezza concettuale, se da un lato favorisce la comprensione olistica del fenomeno, dall'altro rischia di generare ambiguità interpretative. Le diverse tipologie di IA (generativa, predittiva, adattiva, conversazionale) implicano infatti processi cognitivi e psicologici differenti. Studi futuri dovrebbero distinguere tra le varie classi di strumenti IA e analizzare in modo più specifico il loro impatto su dimensioni come la motivazione, l'attenzione e il problem solving.

Un terzo limite riguarda la mancata considerazione delle differenze individuali. Fattori come lo stile cognitivo, la personalità, l'autoefficacia digitale o la competenza tecnologica pregressa possono moderare

significativamente la relazione tra uso dell'IA e performance accademica. La letteratura evidenzia, ad esempio, che gli studenti con elevata *self-efficacy* o con orientamento alla padronanza tendono a utilizzare le tecnologie in modo più autoregolato e riflessivo (Bandura, 1997; Panadero, 2017). La mancata analisi di tali variabili limita la capacità esplicativa del modello e suggerisce la necessità di includerle in futuri disegni di ricerca, possibilmente attraverso approcci multivariati.

Infine, sul piano concettuale, lo studio non ha approfondito a sufficienza la dimensione pedagogica e istituzionale dell'integrazione dell'IA. Le percezioni individuali degli studenti, pur fondamentali, rappresentano solo una parte del sistema educativo. L'uso efficace e sostenibile dell'IA dipende anche da fattori macrostrutturali, quali le politiche di ateneo, la formazione dei docenti, le norme etiche e la cultura organizzativa. In assenza di un'analisi sistemica, il rischio è quello di ridurre la complessità del fenomeno a un piano esclusivamente individuale. Future ricerche dovrebbero quindi adottare un approccio ecologico-sistemico (Bronfenbrenner, 1977) capace di integrare i livelli individuale, istituzionale e socioculturale.

Un ulteriore limite riguarda il grado di approfondimento dell'analisi qualitativa. Le risposte aperte del questionario, sebbene ricche di spunti, sono state analizzate mediante categorizzazione tematica manuale, senza l'ausilio di software di analisi testuale o algoritmi di *text mining*. Questa scelta, motivata dalla natura esplorativa dello studio, ha consentito un'analisi interpretativa sensibile al contenuto, ma non ha garantito una piena tracciabilità o replicabilità del processo. In una prospettiva futura, l'uso di strumenti come NVivo, Atlas.ti o algoritmi di NLP potrebbe offrire un'analisi più approfondita ed evidenziare pattern lessicali, correlazioni semantiche e frequenze concettuali emergenti.

Inoltre, la discussione dei risultati si è basata prevalentemente su descrittori percentuali e frequenze, senza l'impiego di analisi statistiche inferenziali. Sebbene ciò fosse coerente con la finalità esplorativa, l'assenza di test statistici limita la possibilità di verificare la significatività delle

differenze tra gruppi o la forza delle relazioni tra variabili. In prospettiva, l'integrazione di metodi quantitativi avanzati (es. analisi fattoriale, regressioni logistiche, modelli SEM) permetterebbe di costruire modelli predittivi robusti e di validare empiricamente le ipotesi teoriche.

4.6. Raccomandazioni per atenei, docenti e servizi di supporto

Alla luce dei risultati emersi, le raccomandazioni operative devono essere ancorate alla duplice evidenza che caratterizza il campione: da un lato l'IA è utilizzata prevalentemente come strumento di chiarimento rapido, sintesi e ottimizzazione del tempo; dall'altro permane una diffusa preoccupazione per l'affidabilità delle informazioni, la verifica delle fonti e il rischio di sostituzione del ragionamento critico.

L'efficacia dell'utilizzo dell'IA in ambito universitario, quindi, sembra dipendere non tanto dalla "potenza" dello strumento, quanto più dalla qualità dell'ecosistema (regole, formazione, integrazione con risorse affidabili, criteri di valutazione).

Per gli atenei, la priorità è passare da un'adozione spontanea e non governata a un'integrazione regolata. Questo implica definire linee guida di utilizzo accademico chiare e verificabili, attraverso standard minimi di qualità per gli strumenti promossi istituzionalmente. Tali linee guida dovrebbero includere criteri di trasparenza (es. esplicitazione dell'uso di strumenti IA negli elaborati), indicazioni sulla citazione e sulla verifica delle fonti, nonché standard minimi di tutela dei dati personali (UNESCO, 2023).

Considerata la richiesta di maggiore integrazione con le piattaforme universitarie emersa dalle risposte aperte, gli atenei potrebbero promuovere ambienti digitali integrati che offrano accesso controllato a strumenti IA connessi a banche dati scientifiche, biblioteche digitali e *repository* istituzionali, riducendo il rischio di consultazione di fonti non verificate. È inoltre raccomandabile istituire presidi etico-tecnici per la valutazione

periodica degli strumenti adottati, con particolare attenzione a bias, affidabilità e aggiornamento dei contenuti (Chan, 2023).

Per i docenti, le evidenze dell'indagine esplorativa suggeriscono la necessità di una progettazione didattica che incorpori l'IA come supporto e non come sostituzione del processo cognitivo (Gustilo et al., 2024). In concreto, questo implica strutturare attività che richiedano confronto critico tra output generati dall'IA e fonti primarie, analisi di eventuali errori o omissioni, giustificazione argomentata delle scelte concettuali e tracciabilità del percorso di lavoro. Dal punto di vista valutativo, è opportuno privilegiare prove che valorizzino il ragionamento, l'applicazione e la rielaborazione personale, riducendo la centralità di prodotti facilmente automatizzabili. L'alfabetizzazione all'IA dovrebbe diventare parte integrante della didattica disciplinare, includendo formazione sui limiti dei modelli generativi, sulle cosiddette "allucinazioni" algoritmiche e sulle procedure sistematiche di verifica delle informazioni. In tal modo, l'IA può essere trasformata in oggetto di apprendimento critico oltre che in strumento operativo.

In parallelo, servirebbe un'infrastruttura di supporto: un ambiente digitale o un "hub IA" integrato con LMS e biblioteche, monitorato da presidi etico-tecnici per la valutazione degli strumenti (es. privacy, bias, sicurezza, affidabilità) (Nguyen et al., 2023). Dal punto di vista didattico-organizzativo, è utile collegare l'uso dell'IA a obiettivi formativi espliciti: se l'ateneo riconosce che gli studenti la usano per ridurre tempi e chiarire dubbi, allora dovrebbe anche garantire che tale uso non diventi scorciatoia non controllata, ma occasione per strutturare competenze di verifica, citazione e ragionamento critico.

Per i servizi di supporto (tutorato, orientamento, biblioteche, servizi psicologici), le raccomandazioni quindi si articolano su tre assi principali. In primo luogo, è necessario rafforzare l'*information literacy*, attraverso moduli brevi e ricorrenti dedicati alla ricerca scientifica, alla valutazione delle fonti e alla gestione bibliografica, così da rispondere alla forte domanda di velocizzazione della ricerca senza compromettere il rigore metodologico. In secondo luogo, i servizi di tutorato possono promuovere

un uso guidato dell'IA per la pianificazione dello studio, l'auto-verifica e la chiarificazione dei dubbi, fornendo però criteri espliciti per evitare forme di delega cognitiva eccessiva. In terzo luogo, nell'ambito del benessere studentesco, l'IA può essere considerata uno strumento di primo orientamento o di organizzazione delle attività, ma non un sostituto del supporto relazionale e psicologico umano, alla luce delle criticità emerse in termini di empatia e comprensione del contesto emotivo (Holmes et al., 2019).

Nel complesso, l'integrazione efficace dell'IA nel contesto universitario dipende dalla qualità dell'ecosistema istituzionale che ne regola l'uso. Attraverso un coordinamento tra politiche accademiche, progettazione didattica e servizi di supporto sarebbe possibile valorizzare le potenzialità dell'IA come strumento di facilitazione e personalizzazione dell'apprendimento, riducendone al contempo i rischi connessi.

Conclusioni

Il presente lavoro ha approfondito il rapporto tra IA, SRL e benessere psicologico degli studenti universitari, con l'obiettivo di comprendere come le tecnologie emergenti possano influenzare l'esperienza accademica e supportare i processi di apprendimento e di adattamento emotivo. Attraverso un percorso articolato in quattro capitoli, il lavoro di ricerca ha inteso costruire un quadro teorico, metodologico ed empirico volto a collocare l'uso degli strumenti basate sull'IA all'interno delle dinamiche quotidiane degli studenti, interpretando percezioni, vissuti, opportunità e criticità emerse dal loro racconto diretto.

Nella prima parte è stato presentato il contesto teorico di riferimento, evidenziando come negli ultimi anni le condizioni di studio e di vita accademica abbiano subito un'intensificazione delle pressioni psicologiche e dei carichi di lavoro cognitivi. Lo stress accademico, l'ansia da prestazione, la difficoltà nel mantenere la motivazione e la ridotta tolleranza alla frustrazione rappresentano elementi sempre più frequenti tra gli studenti, ed incidono in modo significativo sulla salute mentale e sul rendimento. Parallelamente, sono state esplorate le dimensioni del SRL, nonché del ruolo cruciale delle competenze autoregulative nella gestione dello studio, nella pianificazione delle attività, nel monitoraggio dei progressi e nella capacità di mantenere un equilibrio emotivo stabile. Questo quadro teorico ha permesso di chiarire come SRL e benessere psicologico costituiscano due aspetti profondamente integrati dell'esperienza universitaria.

Il secondo capitolo ha esaminato lo sviluppo tecnologico nel campo del *Technology Enhanced Learning*, con particolare riferimento ai sistemi basati sull'IA. Sono state analizzate le principali tipologie di soluzioni IA impiegate in ambito educativo e psicologico, tra cui tutor intelligenti, sistemi adattivi, ambienti multimodali e chatbot conversazionali. È stato descritto il potenziale dell'IA nel fornire feedback immediati, personalizzare i percorsi di apprendimento, sostenere la motivazione e intercettare segnali

di stress. Tuttavia, sono stati discussi anche limiti e criticità, come la difficoltà delle tecnologie nel comprendere la complessità degli stati emotivi, le preoccupazioni relative alla privacy e il rischio di un uso non sempre consapevole da parte degli studenti.

Nel terzo capitolo, sono state presentate delle revisioni degli studi riguardanti l'utilizzo dell'IA per la promozione del SRL, della performance e del benessere accademico. Le revisioni sono state condotte dal candidato, congiuntamente ad un team di ricerca composto da psicologi ed esperti. Dalle revisioni degli studi, è emersa l'esigenza di approfondire come gli studenti allo stato attuale impiegano l'IA nel percorso accademico, e quali percezioni abbiano rispetto all'efficacia ed all'affidabilità del suo utilizzo. Nel quarto capitolo, quindi, è stata presentata un'indagine qualitativa condotta su 105 studenti universitari volontari. È stata descritta la metodologia di ricerca impiegata, sono stati presentati i risultati, sono state discusse criticamente le evidenze e sono stati individuati i limiti dello studio effettuato.

I limiti riscontrati non riducono il valore della ricerca effettuata, ma offrono un punto di partenza per orientare futuri approfondimenti. In primo luogo, sarà necessario sviluppare studi longitudinali, capaci di monitorare nel tempo l'evoluzione dell'uso dell'IA, l'adattamento degli studenti e le modificazioni delle strategie autoregulative. L'IA è una tecnologia in continua trasformazione, e la sua adozione segue cicli di apprendimento e appropriazione progressivi (Cristofaro & Giardino, 2025). Analizzare tali traiettorie nel lungo periodo consentirebbe di comprendere meglio le dinamiche di familiarizzazione, fiducia e integrazione cognitiva.

In secondo luogo, sarà necessario impiegare metodi misti (*mixed methods*), al fine di combinare dati quantitativi e qualitativi in modo complementare. L'uso di questionari standardizzati, interviste semi-strutturate e osservazioni dirette permetterebbe di triangolare i risultati e di esplorare in profondità i significati soggettivi dell'esperienza con l'IA. Tale approccio consentirebbe di superare la dicotomia tra “numeri” e “narrazioni”, al fine di valorizzare la complessità psicologica e relazionale

che caratterizza il rapporto tra studenti e tecnologie intelligenti (Fàbregues et al., 2023).

Un'ulteriore prospettiva di ricerca riguarda lo sviluppo di interventi sperimentali basati su modelli di apprendimento adattivo e RL. Attraverso l'implementazione di sistemi che apprendono dai comportamenti degli studenti, si potrebbe testare l'efficacia di algoritmi personalizzati nel potenziare la motivazione, la perseveranza e la gestione del tempo. In questo modo, si potrebbero integrare indicatori comportamentali (es. tempo di risposta, frequenza di interazione, accuratezza delle risposte) con misure psicologiche di autoregolazione e benessere (Riedmann et al., 2025).

In parallelo, sarà importante esplorare il ruolo dell'IA come agente relazionale. L'interazione con chatbot conversazionali e assistenti virtuali apre questioni inedite sulla natura dell'empatia digitale, della fiducia interpersonale e dell'attaccamento simbolico verso entità artificiali. Il ricorso a strumenti basati sull'IA può favorire una certa percezione di calore e la fiducia, ma questa spesso è percepita come inautentica, soprattutto quando la chatbot simula emozioni umane profonde. L'assenza di segnali non verbali e la natura algoritmica, del resto, potrebbero la profondità dell'esperienza empatica. Le chatbot possono offrire conforto e favorire la resilienza, ma gli utenti sono consapevoli che l'empatia è simulata e non "sentita" (Jiang et al., 2022). Studi qualitativi e neuropsicologici potrebbero indagare le basi affettive di tali interazioni, analizzare come le dimensioni emotive influenzino la motivazione e la resilienza nello studio e sviluppare modelli capaci di supportare gli utenti anche da un punto di vista emotivo-motivazionale, prevedendo eventualmente, nel caso di esigenze più complesse, il rinvio a figure di supporto specialistiche.

Un altro ambito di ricerca emergente è quello dell'etica computazionale e della trasparenza algoritmica. L'uso dell'IA in contesti educativi solleva interrogativi sulla proprietà dei dati, sulla tracciabilità delle decisioni e sull'impatto dei bias algoritmici (Baker & Hawn, 2022). Future indagini dovrebbero adottare approcci interdisciplinari e coinvolgere informatici, psicologi e pedagogisti per sviluppare framework

etici condivisi. In questa prospettiva, la collaborazione tra ricerca accademica e industria tecnologica risulta essenziale per garantire che le soluzioni basate sull'IA rispettino i principi di equità, privacy e inclusione.

Sul piano educativo, la ricerca futura dovrebbe concentrarsi sullo sviluppo di modelli di integrazione curriculare dell'IA.

Gli strumenti più frequentemente utilizzati dagli studenti in questo studio sono risultati essere chatbot generalisti, non progettati per sostenere lo sviluppo di competenze disciplinari né il monitoraggio dei progressi accademici. Sarà quindi necessario sviluppare e testare in modo empirico l'efficacia di sistemi di *tutoring* intelligente capaci di adattarsi ai livelli di competenza dello studente, analizzare gli errori dei percorsi di apprendimento, offrire suggerimenti personalizzati e integrare dati provenienti dalle piattaforme LMS istituzionali. Ricerche future su questi aspetti consentirebbero di testarne l'efficacia e comprendere meglio quali funzioni siano percepite come realmente utili per la promozione del SRL e quali invece rischino di favorire un uso passivo o sostitutivo della tecnologia (Guan et al., 2025).

Gli studi futuri dovrebbero inoltre esplorare in profondità il ruolo delle chatbots nella gestione dell'ansia accademica, della solitudine e della disregolazione emotiva. I dati qualitativi mostrano che gli studenti percepiscono tali strumenti come freddi, poco empatici e incapaci di sostituire una relazione d'aiuto tradizionale. Le future ricerche potrebbero quindi muoversi nell'ambito dell'*Affective Computing*, al fine di migliorare i sistemi che riconoscono, interpretano ed elaborano le emozioni umane. L'obiettivo potrebbe essere quello di migliorare l'efficacia di modelli ibridi *Human-AI Integration*, in cui chatbot e professionisti collaborano per fornire interventi scalabili, accessibili e tempestivi deputati alla promozione del benessere, soprattutto per studenti che non accedono spontaneamente ai servizi psicologici, e testarne l'efficacia e l'affidabilità su larga scala (Høiland et al., 2020).

Le ricerche future potrebbero sviluppare sistemi di supporto basati sul riconoscimento multimodale delle emozioni, cercando di superare i limiti attualmente esistenti. L'approccio del riconoscimento multimodale delle emozioni combina informazioni provenienti da diverse fonti — come espressioni facciali, voce, testo e segnali fisiologici — per identificare in modo più accurato lo stato emotivo di una persona. Ogni modalità fornisce indizi complementari: il volto mostra le espressioni, la voce rivela tono e prosodia, il testo esprime contenuti emotivi, mentre i segnali fisiologici descrivono reazioni interne spontanee. Gli studi futuri dovranno comprendere meglio il rapporto tra emozioni esplicite e implicite, disporre di dataset spontanei realistici, superare limiti dovuti a differenze individuali nell'estrazione delle caratteristiche, sviluppare combinazioni che valorizzino sia le relazioni tra modalità sia la loro specificità, e affrontare la complessità del riconoscimento emotivo nelle conversazioni (Pan et al., 2023).

Bisognerebbe infine progettare percorsi formativi che insegnino agli studenti non solo a usare l'IA, ma soprattutto a comprenderne i meccanismi cognitivi, i limiti e le implicazioni sociali. L'IA *literacy* dovrebbe essere trattata come una competenza trasversale, al pari del pensiero critico e della cittadinanza digitale. Programmi pilota e sperimentazioni in diversi contesti accademici potrebbero fornire evidenze empiriche sui migliori approcci pedagogici per promuovere un uso responsabile e autoregolato dell'IA (Walter, 2024).

Un'ulteriore implicazione riguarda la necessità di studiare l'IA come strumento di inclusione educativa. Gli studenti con bisogni educativi speciali, difficoltà di apprendimento o background socioeconomici svantaggiati potrebbero trarre particolare beneficio da soluzioni basate sull'IA. L'uso di tutor intelligenti, sistemi di feedback multimodale e interfacce accessibili rappresenta un'area promettente di ricerca applicata, che unisce l'innovazione tecnologica ai principi dell'educazione equa e inclusiva (Hussein et al., 2025).

Infine, future ricerche dovrebbero indagare l'impatto psicologico e identitario dell'IA sullo studente universitario. L'introduzione massiva di tecnologie generative sta modificando non solo le modalità di apprendimento, ma anche il modo in cui gli individui percepiscono sé stessi come agenti cognitivi. Comprendere come l'IA influenzi l'autoefficacia, l'identità accademica e il senso di *agency* rappresenta una sfida cruciale per la psicologia dell'educazione contemporanea (Joseph, 2025).

In sintesi, i limiti di questa ricerca non costituiscono semplici vincoli, ma opportunità di crescita scientifica. Essi indicano la necessità di un passaggio da una fase descrittiva a una fase sperimentale, in cui l'IA non sia solo oggetto di osservazione, ma anche strumento di intervento e trasformazione educativa. La complessità del fenomeno richiede un approccio multidimensionale, capace di integrare la prospettiva psicologica, pedagogica, tecnologica ed etica.

Il futuro della ricerca sull'IA in ambito universitario non può prescindere da una riflessione profonda sul significato stesso dell'apprendere nell'era digitale. L'obiettivo non è sostituire l'intelligenza umana con quella artificiale, ma comprendere come le due possano coesistere in una relazione di mutuo potenziamento. L'IA, se utilizzata in modo critico e consapevole, può diventare un alleato prezioso per la crescita cognitiva e il benessere psicologico degli studenti; tuttavia, solo attraverso studi basati su presupposti metodologici rigorosi e interdisciplinari, sarà possibile definire i confini e le potenzialità di questa nuova alleanza cognitiva.

Appendice

L'uso dell'Intelligenza Artificiale nel percorso universitario per l'autoregolazione dell'apprendimento (SRL) e il supporto psicologico. Esperienze, abitudini e percezioni

Scopo del questionario

Questo questionario ha l'obiettivo di comprendere come gli studenti universitari utilizzino strumenti basati sull'Intelligenza Artificiale (IA) per l'apprendimento, lo studio e il supporto psicologico. Le risposte saranno trattate in forma anonima e utilizzate per finalità di ricerca qualitativa.

Struttura del questionario

Il questionario qualitativo adottato in questa ricerca è stato progettato con l'intento di esplorare in profondità le esperienze, le abitudini e le percezioni degli studenti universitari riguardo all'uso di tecnologie basate sull'IA, sia in relazione all'autoregolazione dell'apprendimento (Self-Regulated Learning, SRL) (Stasolla et al., 2025), sia al supporto psicologico (Zullo et al., 2024). La sua struttura è suddivisa in cinque sezioni, pensate per coprire in modo progressivo aspetti demografici, comportamentali, attitudinali e riflessivi. La raccolta dati mira a cogliere la complessità delle esperienze soggettive degli studenti rispetto all'uso dell'IA in contesti accademici.

La Sezione A raccoglie informazioni demografiche essenziali per la categorizzazione del campione, come età, genere, livello di studi e area disciplinare. Questi dati consentono di analizzare eventuali differenze nell'esperienza di utilizzo dell'IA in base a variabili socio-demografiche e accademiche, in linea con la letteratura che evidenzia una variabilità interindividuale nell'adozione delle tecnologie educative.

La Sezione B è focalizzata sull'uso dell'IA per l'apprendimento. Sono stati utilizzati item su scala Likert per misurare il grado di accordo con affermazioni relative alla comprensione dei contenuti, alla pianificazione dello studio, al monitoraggio dei progressi e all'autoefficacia percepita. Tali item si basano su modelli teorici di SRL, in particolare sul modello ciclico di Zimmerman (2002) e sui successivi sviluppi (Panadero, 2017), che individuano la pianificazione, l'esecuzione strategica e la riflessione metacognitiva come fasi fondamentali del processo di autoregolazione. Le domande proposte mirano a indagare non solo la frequenza d'uso, ma soprattutto la percezione soggettiva dell'efficacia dell'IA nel sostenere l'autonomia e la performance accademica.

La Sezione C esplora l'uso dell'IA come strumento per il benessere psicologico, con particolare attenzione al locus of control, alla gestione dello stress, alla solitudine e all'ansia legata alla vita universitaria. Anche qui vengono utilizzate scale Likert per quantificare familiarità, fiducia e comfort emotivo sviluppati nelle interazioni con strumenti basati sull'IA. Gli item sono volti a valutare se e in quale misura gli studenti percepiscano tali strumenti come risorse efficaci e non stigmatizzanti, capaci di offrire spazi di ascolto e autoregolazione emotiva.

La Sezione D, dedicata alle abitudini d'uso e agli strumenti tecnologici preferiti, mira a mappare le tecnologie effettivamente utilizzate, sia di tipo generale (ad es. ChatGPT, assistenti vocali) sia specificamente progettate per il benessere mentale (ad es. Woebot, Wysa). Sono inclusi anche item relativi alla fiducia nella gestione dei dati personali e alle percezioni delle implicazioni etiche, in quanto temi centrali nel dibattito attuale sull'IA educativa. Il questionario indaga inoltre il desiderio degli studenti di ricevere una formazione specifica per un uso consapevole, etico e strategico degli strumenti di IA — un'esigenza sempre più riconosciuta in letteratura come prerequisito per una reale ed efficace integrazione delle tecnologie nei contesti educativi.

La Sezione E include risposte aperte, fondamentali per accedere al livello narrativo e riflessivo delle esperienze degli studenti. Le domande

aperte sono pensate per favorire la condivisione di esperienze significative, sia positive che negative, legate all'uso dell'IA. In particolare, questa sezione esplora l'impatto dell'IA sulla trasformazione delle strategie di studio, l'eventuale dipendenza psicologica dagli strumenti, la percezione dei limiti tecnologici e le raccomandazioni personali ai pari. Tali risposte permettono di far emergere aspetti esperienziali che potrebbero non risultare dai dati a risposta chiusa, e aiutano a identificare pattern tematici in linea o in contrasto con i modelli teorici di riferimento.

L'interpretazione dei risultati si basa sull'analisi tematica dei dati qualitativi, supportata da una lettura contestuale delle risposte chiuse. Le categorie emergenti saranno messe in relazione con le principali dimensioni teoriche esplorate nei capitoli precedenti, in particolare con i costrutti di autoregolazione dell'apprendimento, benessere psicologico e engagement accademico. Particolare attenzione sarà rivolta ai processi di attribuzione di significato che gli studenti riconoscono all'uso dell'IA: le narrazioni raccolte verranno analizzate non solo in modo descrittivo, ma come espressione di vissuti, credenze e aspettative che plasmano l'adozione e l'integrazione delle tecnologie nei percorsi formativi. Questo approccio intende valutare la dimensione trasformativa dell'esperienza tecnologica.

Dal punto di vista metodologico, le Sezioni A, B, C e D saranno interpretate tramite analisi descrittiva, al fine di individuare tendenze generali nelle percezioni e delineare pattern di atteggiamenti verso l'IA. I risultati della Sezione E saranno anch'essi interpretati con analisi descrittiva, per estrarre spunti significativi anche da campioni non statisticamente rappresentativi ma rilevanti dal punto di vista esperienziale. La combinazione di dati chiusi e narrativi mira a garantire una triangolazione interpretativa, rafforzando la solidità delle conclusioni e ampliandone le implicazioni pratiche (Braun & Clarke, 2006).

Il questionario è stato quindi progettato per cogliere in modo approfondito le molteplici modalità con cui l'IA è percepita, utilizzata e valutata dagli studenti universitari nei processi di studio e nella gestione del benessere. L'impianto metodologico cerca di bilanciare rigore scientifico e

apertura alle testimonianze soggettive, tra analisi sistematica e comprensione fenomenologica, nella convinzione che la reale comprensione dell'esperienza tecnologica debba partire dalle voci degli utenti. I risultati attesi mirano a fornire spunti utili per la progettazione di ecosistemi educativi intelligenti, capaci di integrare le tecnologie di IA in modo etico, inclusivo e autenticamente centrato sullo studente.

Campione

Lo studio coinvolgerà studenti universitari iscritti a corsi di laurea triennale, magistrale e a ciclo unico. Il reclutamento avverrà tramite mailing list istituzionali e canali social accademici.

Analisi dei risultati

Dal punto di vista metodologico, le Sezioni A, B, C e D saranno interpretate attraverso analisi descrittiva, al fine di individuare tendenze generali nelle percezioni e delineare pattern di atteggiamenti verso l'IA (Boone & Boone, 2012). I risultati della Sezione E saranno anch'essi analizzati con approccio descrittivo, con l'obiettivo di cogliere spunti significativi anche da campioni non statisticamente rappresentativi, ma rilevanti sul piano esperienziale. La combinazione di dati a risposta chiusa e narrativa è finalizzata a garantire una triangolazione interpretativa, rafforzando la solidità delle conclusioni e ampliandone le implicazioni pratiche (Braun & Clarke, 2006).

Obiettivi della ricerca

Lo studio si propone di esplorare, mediante metodologia qualitativa, le esperienze soggettive degli studenti universitari in merito all'uso di strumenti basati sull'Intelligenza Artificiale per finalità educative e di supporto psicologico.

Gli obiettivi sono:

- Analizzare come gli studenti utilizzano soluzioni basate sull'IA nel proprio processo di apprendimento e nella vita accademica.
- Indagare le finalità percepite dell'uso (apprendimento, supporto emotivo, organizzazione dello studio).
- Identificare l'impatto soggettivo percepito dell'IA sull'efficacia dell'apprendimento e sul benessere psicologico.
- Raccogliere aspettative, preoccupazioni e suggerimenti per lo sviluppo di futuri strumenti di IA.

Informativa sulla privacy e finalità del questionario

Questo questionario mira a comprendere come gli studenti universitari utilizzano strumenti basati sull'Intelligenza Artificiale (IA) per l'apprendimento, lo studio e il supporto psicologico.

Le risposte saranno trattate in forma anonima e usate a fini di ricerca qualitativa.

Questo questionario è parte di una ricerca volta a esplorare le modalità d'uso, le percezioni e l'impatto delle soluzioni basate sull'intelligenza artificiale (IA) sullo studio e sul benessere psicologico degli studenti universitari. La partecipazione è volontaria e i dati raccolti saranno trattati in forma anonima e aggregata, esclusivamente per finalità di ricerca scientifica e analisi statistica.

Il trattamento dei dati personali avverrà nel rispetto del Regolamento UE 2016/679 (GDPR) e della normativa nazionale vigente. I dati saranno conservati per il tempo strettamente necessario al raggiungimento delle finalità della ricerca e non saranno comunicati a terzi né diffusi.

Il progetto del presente studio di ricerca è stato valutato ed approvato, sotto il profilo procedurale ed etico, dal Comitato Etico dell'Università Giustino Fortunato di Benevento (CER-Unifortunato)

Per ogni informazione sulla ricerca e sui suoi risultati, nonché per segnalare eventuali criticità, potrà contattare il Prof. Fabrizio Stasolla

(f.stasolla@unifortunato.eu) o il Prof. Antonio Zullo
(a.zullo3@unifortunato.eu).

Proseguendo con la compilazione del questionario, si dichiara di aver preso visione dell'informativa e si acconsente al trattamento dei dati personali per le finalità sopra indicate.

Sezione A. **DATI ANAGRAFICI**

1. Età: _____
2. Genere: ☐ F ☐ M ☐ Altro ☐ Preferisco non rispondere
3. Corso di studio: ☐ Laurea Triennale ☐ Laurea Magistrale ☐ Dottorato
4. Area disciplinare: ☐ Umanistica ☐ Scientifico-Tecnologica ☐ Socio-Psicologica ☐ Economico-Giuridica ☐ Altro: _____

Sezione B. **USO DELL'IA PER L'APPRENDIMENTO**

Indica quanto sei d'accordo con ciascuna affermazione (Scala Likert a 5 punti):

1 = Per niente d'accordo | 2 = Poco d'accordo | 3 = Né d'accordo né in disaccordo | 4 = Abbastanza d'accordo | 5 = Completamente d'accordo

1. Utilizzo strumenti di IA per facilitare la comprensione dei contenuti universitari.
2. Utilizzo strumenti di IA per organizzare, pianificare e monitorare lo studio.
3. L'IA mi aiuta a organizzare meglio il mio tempo di studio.
4. L'IA mi aiuta a monitorare i miei progressi accademici.
5. L'uso dell'IA mi rende più autonomo nel percorso di apprendimento.
6. L'IA mi ha aiutato a migliorare le mie prestazioni accademiche.
7. L'uso dell'IA per studiare mi fa sentire più sicuro/a nelle prove d'esame.

Sezione C. USO DELL'IA PER IL SOSTEGNO PSICOLOGICO

8. Utilizzo strumenti di IA (es. chatbot, app) per gestire momenti di stress o ansia durante il percorso universitario.
9. Mi sento a mio agio nel parlare dei miei stati d'animo con strumenti basati su IA.
10. L'uso di strumenti di IA ha ridotto il mio senso di solitudine durante lo studio.
11. L'uso dell'IA mi ha aiutato a gestire meglio lo stress legato agli esami.
12. Ritengo che l'IA possa offrire un valido primo supporto psicologico agli studenti.
13. Preferisco interazioni con IA piuttosto che con persone nei momenti di difficoltà emotiva.

Sezione D. ABITUDINI E STRUMENTI UTILIZZATI

14. Utilizzo strumenti di IA almeno una volta a settimana per studiare.
15. I principali strumenti di IA che uso sono:
 - ☐ ChatGPT
 - ☐ Gemini
 - ☐ DeepSeek
 - ☐ Grok
 - ☐ Grammarly o correttori automatici
 - ☐ App per la salute mentale (es. Woebot, Wysa)
 - ☐ Assistenti vocali (es. Siri, Google Assistant)
 - ☐ Altro: _____
16. I principali strumenti che utilizzo per la ricerca per informazioni e fonti scientifiche sono:
 - ☐ Scopus
 - ☐ Web of Science

- ☐ PubMed
- ☐ Google Scholar
- ☐ ResearchGate
- ☐ Academia.edu
- ☐ Directory of Open Access Journals (DOAJ)
- ☐ EBSCO
- ☐ Wikipedia
- ☐ Altro: _____

17. Verifico sempre le informazioni reperite da enciclopedie online o da strumenti IA.
18. Prima di iniziare un nuovo esame o progetto, consulto strumenti IA per pianificare le attività.
19. Preferisco usare IA integrata in piattaforme universitarie rispetto a servizi esterni.
20. L'utilizzo costante dell'IA è ormai parte integrante della mia routine accademica.
21. Mi fido delle soluzioni IA per la gestione dei miei dati personali.
22. Sono preoccupato per le implicazioni etiche e la privacy nell'uso delle tecnologie IA in ambito universitario.
23. Vorrei ricevere una formazione specifica su come utilizzare in modo efficace ed etico strumenti IA per lo studio e il benessere.

Sezione E. **IMPRESSIONI PERSONALI (APERTE)**

22. In che modo l'IA ha modificato il tuo modo di studiare?
23. Ti sei mai sentito/a “dipendente” da strumenti di IA per affrontare lo studio?
24. Racconta un'esperienza positiva che hai avuto usando l'IA nel tuo percorso universitario.
25. Racconta un'esperienza negativa che hai avuto usando l'IA nel tuo percorso universitario.
26. Quali strumenti IA consiglieresti ad altri studenti e perché?

27. Quali sono, secondo te, i limiti dell'uso dell'IA nel contesto universitario?
28. Quali sono, secondo te, gli aspetti e le funzionalità che le soluzioni basate sull'Intelligenza Artificiale dovrebbero implementare per migliorare la qualità del supporto fornito?

Abbreviazioni

<i>AI</i>	<i>Artificial Intelligence</i>
<i>AR</i>	<i>Augmented Reality</i>
<i>CBT</i>	<i>Cognitive Behavioral Therapy</i>
<i>CNN</i>	<i>Convolutional Neural network</i>
<i>DL</i>	<i>Deep Learning</i>
<i>ICT</i>	<i>Information and Communication Technology</i>
<i>ITS</i>	<i>Intelligent Tutoring Systems</i>
<i>iVR</i>	<i>Realtà Virtuale Immersiva</i>
<i>LMS</i>	<i>Learning Management System</i>
<i>MBSR</i>	<i>Mindfulness-Based Stress Reduction</i>
<i>MDPI</i>	<i>Multidisciplinary Digital Publishing Institute</i>
<i>ML</i>	<i>Machine Learning</i>
<i>MLP</i>	<i>Multilayer Perceptron</i>
<i>NLP</i>	<i>Natural Language Processing</i>
<i>PASS</i>	<i>Perception of Academic Stress Scale</i>
<i>RCT</i>	<i>Randomized Controlled Trials</i>
<i>RL</i>	<i>Reinforcement Learning</i>
<i>SHAP</i>	<i>SHapley Additive exPlanations</i>
<i>SNN</i>	<i>Spiking Neural Network</i>
<i>SRL</i>	<i>Self-Regulated Learning</i>
<i>SRLD</i>	<i>Self-Regulated Strategy Development</i>
<i>UDL</i>	<i>Universal Design for Learning</i>
<i>XAI</i>	<i>Explainable Artificial Intelligence</i>

Bibliografia

- Abu Arqub, S., Al-Shehri, N. A., Meyer, S., Asefi, S., & Al-Moghrabi, D. (2024). The Effectiveness of Technology-Enhanced Learning in Prosthodontic Education: A Systematic Review. *European Journal of Dental Education*, eje.13035. <https://doi.org/10.1111/eje.13035>
- Acosta-Gonzaga, E. (2023). The Effects of Self-Esteem and Academic Engagement on University Students' Performance. *Behavioral Sciences*, 13(4), 348. <https://doi.org/10.3390/bs13040348>
- Afzaal, M., Zia, A., Nouri, J., & Fors, U. (2024). Informative Feedback and Explainable AI-Based Recommendations to Support Students' Self-regulation. *Technology, Knowledge and Learning*, 29(1), 331–354. <https://doi.org/10.1007/s10758-023-09650-0>
- Ahmad, S. F., Alam, M. M., Rahmat, Mohd. K., Mubarik, M. S., & Hyder, S. I. (2022). Academic and Administrative Role of Artificial Intelligence in Education. *Sustainability*, 14(3), 1101. <https://doi.org/10.3390/su14031101>
- Alarcao, S. M., & Fonseca, M. J. (2019). Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 10(3), 374–393. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2714671>
- Alexander, K. L., Entwisle, D. R., & Horsey, C. S. (1997). From First Grade Forward: Early Foundations of High School Dropout. *Sociology of Education*, 70(2), 87. <https://doi.org/10.2307/2673158>
- Alfaro, L., Rivera, C., Castaneda, E., Zuniga-Cueva, J., Rivera-Chavez, M., & Fialho, F. (2020). A Review of Intelligent Tutorial Systems in Computer and Web based Education. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(2). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110295>
- AlGhamdi, A. S. (2022). Novel Ensemble Model Recommendation Approach for the Detection of Dyslexia. *Children*, 9(9), 1337. <https://doi.org/10.3390/children9091337>

- Andrade-Girón, D., Marín-Rodríguez, W., Sandivar-Rosas, J., Carreño-Cisneros, E., Susanibar-Ramirez, E., Zuñiga-Rojas, M., Angeles-Morales, J., & Villarreal-Torres, H. (2024). Generative artificial intelligence in higher education learning: A review based on academic databases. *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*, 4(1), 1–16. <https://doi.org/10.47909/ijsmc.101>
- Andrews, B., & Wilding, J. M. (2004). The relation of depression and anxiety to life-stress and achievement in students. *British Journal of Psychology*, 95(4), 509–521. <https://doi.org/10.1348/0007126042369802>
- Antony, S., & Ramnath, R. (2023). A Phenomenological Exploration of Students' Perceptions of AI Chatbots in Higher Education. *IAFOR Journal of Education*, 11(2), 7–38. <https://doi.org/10.22492/ije.11.2.01>
- ANVUR. (2023). *Sintesi del Rapporto ANVUR 2023*. ANVUR. <https://www.anvur.it/sites/default/files/2024-12/Sintesi-Rapporto-ANVUR-2023.pdf>
- Ariely, D., & Wertenbroch, K. (2002). Procrastination, Deadlines, and Performance: Self-Control by Precommitment. *Psychological Science*, 13(3), 219–224. <https://doi.org/10.1111/1467-9280.00441>
- Astin, A. W. (1993). *What Matters in College? Four Critical Years Revisited*. Jossey-Bass.
- Azevedo, R., Bouchet, F., Duffy, M., Harley, J., Taub, M., Trevors, G., Cloude, E., Dever, D., Wiedbusch, M., Wortha, F., & Cerezo, R. (2022a). Lessons Learned and Future Directions of MetaTutor: Leveraging Multichannel Data to Scaffold Self-Regulated Learning With an Intelligent Tutoring System. *Frontiers in Psychology*, 13, 813632. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.813632>
- Azevedo, R., Bouchet, F., Duffy, M., Harley, J., Taub, M., Trevors, G., Cloude, E., Dever, D., Wiedbusch, M., Wortha, F., & Cerezo, R. (2022b). Lessons Learned and Future Directions of MetaTutor: Leveraging Multichannel Data to Scaffold Self-Regulated Learning With an Intelligent Tutoring

- System. *Frontiers in Psychology*, 13, 813632.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.813632>
- Bahadir. (2016). Using Neural Network and Logistic Regression Analysis to Predict Prospective Mathematics Teachers' Academic Success upon Entering Graduate Education. *Educational Sciences: Theory & Practice*.
<https://doi.org/10.12738/estp.2016.3.0214>
- Baker, R. S., & Hawn, A. (2022). Algorithmic Bias in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4), 1052–1092.
<https://doi.org/10.1007/s40593-021-00285-9>
- Balcombe, L. (2023). AI Chatbots in Digital Mental Health. *Informatics*, 10(4), 82.
<https://doi.org/10.3390/informatics10040082>
- Baldascini, L. (2002). *Legami terapeutici*. Franco Angeli.
- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. W.H. Freeman.
- Barefoot, B. O. (2004). Higher education's revolving door: Confronting the problem of student drop out in US colleges and universities. *Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning*, 19(1), 9–18.
<https://doi.org/10.1080/0268051042000177818>
- Barkham, M., Broglia, E., Dufour, G., Fudge, M., Knowles, L., Percy, A., Turner, A., Williams, C., & the SCORE Consortium. (2019). Towards an evidence-base for student wellbeing and mental health: Definitions, developmental transitions and data sets. *Counselling and Psychotherapy Research*, 19(4), 351–357. <https://doi.org/10.1002/capr.12227>
- Barone, G. (2021). *Machine Learning e Intelligenza Artificiale. Metodologie per lo sviluppo di sistemi automatici*. Dario Flaccovio Editore.
- Bayram, N., & Bilgel, N. (2008). The prevalence and socio-demographic correlations of depression, anxiety and stress among a group of university students. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 43(8), 667–672.
<https://doi.org/10.1007/s00127-008-0345-x>

- Bean, J. P. (1980). Dropouts and turnover: The synthesis and test of a causal model of student attrition. *Research in Higher Education*, 12(2), 155–187. <https://doi.org/10.1007/BF00976194>
- Bedewy, D., & Gabriel, A. (2015). Examining perceptions of academic stress and its sources among university students: The Perception of Academic Stress Scale. *Health Psychology Open*, 2(2). <https://doi.org/10.1177/2055102915596714>
- Behere, S. P., Yadav, R., & Behere, P. B. (2011). A Comparative Study of Stress Among Students of Medicine, Engineering, and Nursing. *Indian Journal of Psychological Medicine*, 33(2), 145–148. <https://doi.org/10.4103/0253-7176.92064>
- Benita, J., Jaswanth, S., Bhuvaneshwar, N., Yuvaraj, R., & Narayana, Y. L. (2025). Phoenix: A Conversational Agent for Emotional Well-Being and Psychological Support. *2025 International Conference on Multi-Agent Systems for Collaborative Intelligence (ICMSCI)*, 1137–1142. <https://doi.org/10.1109/ICMSCI62561.2025.10894579>
- Bert, G., Doglio, M., & Quadrino, S. (2004). *Le parole del Counseling Sistemico*. (Change).
- Bethencourt, J., Cabrera, L., Hernadez, J., Álvarez Pérez, P. R., & González, M. (2008). Variables psicológicas y educativas en el abandono universitario. *Revista de Investigación Psicoeducativa*, 6(3), 209–307.
- Bhattamisra, S. K., Banerjee, P., Gupta, P., Mayuren, J., Patra, S., & Candasamy, M. (2023). Artificial Intelligence in Pharmaceutical and Healthcare Research. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(1), 10. <https://doi.org/10.3390/bdcc7010010>
- Bhomia, Dr. Y., Singh, M., & Kumar, A. (2019). Explainability and trust in AI: Bridging the gap between users and complex models. *The Pharma Innovation*, 8(5S), 10–13. <https://doi.org/10.22271/tpi.2019.v8.i5Sa.25262>

- Biasi, V., De Crescenzo, C., & Patrizi, N. (2017). Relazioni tra autoregolazione dell'apprendimento, motivazioni e successo accademico degli studenti. Identificazione di fattori predittivi del rischio di drop-out. *Giornale Italiano Della Ricerca Educativa*, 10(18), 181–198.
- Bisconti, P., Aquilino, L., Marchetti, A., & Nardi, D. (2024). A Formal Account of Trustworthiness: Connecting Intrinsic and Perceived Trustworthiness. *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, 7, 131–140. <https://doi.org/10.1609/aies.v7i1.31624>
- Blikstein, P., & Worsley, M. (2016). Multimodal Learning Analytics and Education Data Mining: Using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics*, 3(2), 220–238. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>
- Boden, M. A. (2018). *Artificial Intelligence: A Very Short Introduction*. Oxford University Press.
- Boekaerts, M., Pintrich, P. R., & Zeidner, M. (Eds.). (2005). *Handbook of Self-Regulation*. Academic Press.
- Bojarski, M., Del Testa, D., Dworakowski, D., Firner, B., Flepp, B., Goyal, P., Jackel, L. D., Monfort, M., Muller, U., Zhang, J., Zhang, X., Zhao, J., & Zieba, K. (2016). *End to End Learning for Self-Driving Cars* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1604.07316>
- Bond, M., Khosravi, H., De Laat, M., Bergdahl, N., Negrea, V., Oxley, E., Pham, P., Chong, S. W., & Siemens, G. (2024). A meta systematic review of artificial intelligence in higher education: A call for increased ethics, collaboration, and rigour. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 4. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00436-z>
- Boone, H., & Boone, D. (2012). Analyzing Likert Data. *Journal of Extension*, 50(2). <https://doi.org/10.34068/joe.50.02.48>
- Bourdieu, P. (1986). The Forms of Capital. In J. Richardson (Ed.), *Handbook of Theory and Research for the Sociology of Education* (pp. 241–258). Greenwood.

- Bourdieu, P., & Passeron, J.-C. (1970). *La reproduction: Éléments pour une théorie du système d'enseignement*. Éditions de Minuit.
- Brás, G., Leal, S. S., Sousa, B., Junior, C., Souza, J., Mendes, Z., & Paes, G. (2024). Machine Learning Models for Basic Skills Identification in University Students. *2024 IEEE 12th International Conference on Intelligent Systems (IS)*, 1–9. <https://doi.org/10.1109/IS61756.2024.10705207>
- Broadbent, J., & Poon, W. L. (2015). Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: A systematic review. *The Internet and Higher Education*, 27, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2015.04.007>
- Bronfenbrenner, U. (1977). Toward an experimental ecology of human development. *American Psychologist*, 32(7), 513–531. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.32.7.513>
- Bruffaerts, R., Mortier, P., Kiekens, G., Auerbach, R. P., Cuijpers, P., Demyttenaere, K., Green, J. G., Nock, M. K., & Kessler, R. C. (2018). Mental health problems in college freshmen: Prevalence and academic functioning. *Journal of Affective Disorders*, 225, 97–103. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2017.07.044>
- Burgalassi, M. (2019). *La performance della formazione universitaria. Il caso degli studi socioeducativi*. FrancoAngeli.
- Capone, V., Caso, D., Donizzetti, A. R., & Procentese, F. (2020). University Student Mental Well-Being during COVID-19 Outbreak: What Are the Relationships between Information Seeking, Perceived Risk and Personal Resources Related to the Academic Context? *Sustainability*, 12(17), 7039. <https://doi.org/10.3390/su12177039>
- Casstevens, W. J., Waites, C. C., & Outlaw, N. (2012). Non-traditional Student Retention: Exploring Perceptions of Support in a Social Work Graduate Program. *Social Work Education*, 31(3), 256–268. <https://doi.org/10.1080/02615479.2011.556188>

- CAST. (2011). *Universal Design for Learning Guidelines Version 2.0*. CAST.
<http://udlguidelines.cast.org>
- Cerolini, S., Zagaria, A., Franchini, C., Maniaci, V. G., Fortunato, A., Petrocchi, C., Speranza, A. M., & Lombardo, C. (2023). Psychological Counseling among University Students Worldwide: A Systematic Review. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 13(9), 1831–1849.
<https://doi.org/10.3390/ejihpe13090133>
- Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 38.
<https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>
- Chang, D. H., Lin, M. P.-C., Hajian, S., & Wang, Q. Q. (2023). Educational Design Principles of Using AI Chatbot That Supports Self-Regulated Learning in Education: Goal Setting, Feedback, and Personalization. *Sustainability*, 15(17), 12921. <https://doi.org/10.3390/su151712921>
- Chang, W. L., & Sun, J. C.-Y. (2024). Evaluating AI's impact on self-regulated language learning: A systematic review. *System*, 126, 103484.
<https://doi.org/10.1016/j.system.2024.103484>
- Chango, W., Lara, J. A., Cerezo, R., & Romero, C. (2022). A review on data fusion in multimodal learning analytics and educational data mining. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 12(4), e1458.
<https://doi.org/10.1002/widm.1458>
- Chaudhary, G. (2024). Unveiling the Black Box: Bringing Algorithmic Transparency to AI. *Masaryk University Journal of Law and Technology*, 18(1), 93–122. <https://doi.org/10.5817/MUJLT2024-1-4>
- Chen, A., Xiang, M., Zhou, J., Jia, J., Shang, J., Li, X., Gašević, D., & Fan, Y. (2025). Unpacking help-seeking process through multimodal learning analytics: A comparative study of ChatGPT vs Human expert. *Computers & Education*, 226, 105198. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105198>

- Chen, S., Liu, Y., Lu, R., Zhou, Y., Lee, Y.-C., & Huang, Y. (2022). "Mirror, Mirror, on the Wall"—Promoting Self-Regulated Learning using Affective States Recognition via Facial Movements. *Designing Interactive Systems Conference*, 1300–1314. <https://doi.org/10.1145/3532106.3533500>
- Chiu, T. K. F., Moorhouse, B. L., Chai, C. S., & Ismailov, M. (2023). Teacher support and student motivation to learn with Artificial Intelligence (AI) based chatbot. *Interactive Learning Environments*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2172044>
- Choustoulakis, E. (2024). Integrating Artificial Intelligence (AI) Tools Into Teaching Mathematical Economics in Tertiary Education. *European Journal of Open Education and E-Learning Studies*, 9(1). <https://doi.org/10.46827/ejoe.v9i1.5683>
- Chowdhury, S., Badsha, M., Chowdury, A. F., Islam, A., Bary, M. A. N., Abdullah, A., & Haque, Sadia Quazi Tasnim. (2024). Machine Learning and Deep Learning Models for Predicting Mental Health Disorders and Performance Analysis through Chatbot Interactions. *European Journal of Computer Science and Information Technology*, 12(9), 38–60. <https://doi.org/10.37745/ejcsit.2013/vol12n93860>
- Cobo-Rendón, R., Pérez-Villalobos, M. V., Páez-Rovira, D., & Gracia-Leiva, M. (2020). A longitudinal study: Affective wellbeing, psychological wellbeing, self-efficacy and academic performance among first-year undergraduate students. *Scandinavian Journal of Psychology*, 61(4), 518–526. <https://doi.org/10.1111/sjop.12618>
- Cohen, S., Janicki-Deverts, D., & Miller, G. E. (2007). Psychological Stress and Disease. *JAMA*, 298(14), 1685. <https://doi.org/10.1001/jama.298.14.1685>
- Coleman, J. P. H. (2021). AI and Our Understanding of Intelligence. In K. Arai, S. Kapoor, & R. Bhatia (Eds.), *Intelligent Systems and Applications* (Vol. 1250, pp. 183–190). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-55180-3_15
- Córdova Olivera, P., Gasser Gordillo, P., Naranjo Mejía, H., La Fuente Taborga, I., Grajeda Chacón, A., & Sanjinés Unzueta, A. (2023). Academic stress as a

- predictor of mental health in university students. *Cogent Education*, 10(2).
<https://doi.org/10.1080/2331186x.2023.2232686>
- Crevier, D. (1993). *AI: The tumultuous history of the search for artificial intelligence*. Basic books.
- Cristofaro, M., & Giardino, P. L. (2025). Surfing the AI waves: The historical evolution of artificial intelligence in management and organizational studies and practices. *Journal of Management History*.
<https://doi.org/10.1108/JMH-01-2025-0002>
- Crogman, H. T., Cano, V. D., Pacheco, E., Sonawane, R. B., & Boroan, R. (2025). Virtual Reality, Augmented Reality, and Mixed Reality in Experiential Learning: Transforming Educational Paradigms. *Education Sciences*, 15(3), 303. <https://doi.org/10.3390/educsci15030303>
- Cucci, A. (2017). *A tu per tu col Machine Learning: L'incredibile viaggio di un developer nel favoloso mondo della Data Science*. Thedotcompany.
- Da Re, L. (2017). *Il tutor all'università. Strategie educative per contrastare il drop-out e favorire il rendimento degli studenti*. Pensa MultiMedia.
- Daouas, T., & Lejmi, H. (2018). Emotions recognition in an intelligent elearning environment. *Interactive Learning Environments*, 26(8), 991–1009.
<https://doi.org/10.1080/10494820.2018.1427114>
- De Freitas, J., Uğuralp, A. K., Oğuz-Uğuralp, Z., & Puntoni, S. (2024). Chatbots and mental health: Insights into the safety of generative AI. *Journal of Consumer Psychology*, 34(3), 481–491. <https://doi.org/10.1002/jcpy.1393>
- Dent, A. L., & Koenka, A. C. (2016). The Relation Between Self-Regulated Learning and Academic Achievement Across Childhood and Adolescence: A Meta-Analysis. *Educational Psychology Review*, 28(3), 425–474.
<https://doi.org/10.1007/s10648-015-9320-8>
- Deshmukh, S., & Mehta, M. (2025). AI-enabled self-regulated learning: Reinforcing a proactive workplace culture – a viewpoint. *Development and Learning in Organizations: An International Journal*.
<https://doi.org/10.1108/DLO-09-2024-0277>

- Di Franco, G., & Santurro, M. (2023). From Big Data to Machine Learning: An Empirical Application for Social Sciences. *Athens Journal of Social Sciences*, 10(2), 79–100. <https://doi.org/10.30958/ajss.10-2-1>
- Diener, E., & Ryan, K. (2009). Subjective Well-Being: A General Overview. *South African Journal of Psychology*, 39(4), 391–406. <https://doi.org/10.1177/008124630903900402>
- Diesbach, P. L., & Midgley, D. F. (2007). Embodied Agents on a Website: Modelling an Attitudinal Route of Influence. In Y. De Kort, W. IJsselsteijn, C. Midden, B. Eggen, & B. J. Fogg (Eds.), *Persuasive Technology* (Vol. 4744, pp. 223–230). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77006-0_28
- Diseth, Å. (2011). Self-efficacy, goal orientations and learning strategies as mediators between preceding and subsequent academic achievement. *Learning and Individual Differences*, 21(2), 191–195. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2011.01.003>
- Dong, S., Wang, P., & Abbas, K. (2021). A survey on deep learning and its applications. *Computer Science Review*, 40, 100379. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100379>
- Doroudi, S., Aleven, V., & Brunskill, E. (2019). Where's the Reward?: A Review of Reinforcement Learning for Instructional Sequencing. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 29(4), 568–620. <https://doi.org/10.1007/s40593-019-00187-x>
- Duncan, M. J., Patte, K. A., & Leatherdale, S. T. (2021). Mental Health Associations with Academic Performance and Education Behaviors in Canadian Secondary School Students. *Canadian Journal of School Psychology*, 36(4), 335–357. <https://doi.org/10.1177/0829573521997311>
- Dyrbye, L. N., Thomas, M. R., & Shanafelt, T. D. (2006). Systematic Review of Depression, Anxiety, and Other Indicators of Psychological Distress Among U.S. and Canadian Medical Students: *Academic Medicine*, 81(4), 354–373. <https://doi.org/10.1097/00001888-200604000-00009>

- Ehrlich, C., Hennelly, S. E., Wilde, N., Lennon, O., Beck, A., Messenger, H., Sergiou, K., & Davies, E. L. (2024). Evaluation of an Artificial Intelligence Enhanced Application for Student Wellbeing: Pilot Randomised Trial of the Mind Tutor. *International Journal of Applied Positive Psychology*, 9(1), 435–454. <https://doi.org/10.1007/s41042-023-00133-2>
- Eisenberg, D., Golberstein, E., & Hunt, J. B. (2009). Mental Health and Academic Success in College. *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy*, 9(1). <https://doi.org/10.2202/1935-1682.2191>
- Elias, S. M., & MacDonald, S. (2007). Using Past Performance, Proxy Efficacy, and Academic Self-Efficacy to Predict College Performance. *Journal of Applied Social Psychology*, 37(11), 2518–2531. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2007.00268.x>
- Enbeyle, W., Ogunmola, G. A., & Amin, R. (2021). COVID-19: A Catalyst for Technology-Enhanced Learning (TEL) – An Empirical Validation of the Efficacy of Learn From Home in Higher Education Students. *International Journal of Virtual and Personal Learning Environments*, 12(1), 1–15. <https://doi.org/10.4018/IJVPLE.2022010104>
- Ertmer, P. A., & Newby, T. J. (1993). Behaviorism, Cognitivism, Constructivism: Comparing Critical Features from an Instructional Design Perspective. *Performance Improvement Quarterly*, 6(4), 50–72. <https://doi.org/10.1111/j.1937-8327.1993.tb00605.x>
- Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, 542(7639), 115–118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- Eurostat. (2023). *Early leavers from education and training by sex and labour status*. https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/EDAT_LFSE_14__custom_789895/default/table?lang=en
- Fàbregues, S., Sáinz, M., Romano, M. J., Escalante-Barrios, E. L., Younas, A., & López-Pérez, B.-S. (2023). Use of mixed methods research in intervention

- studies to increase young people's interest in STEM: A systematic methodological review. *Frontiers in Psychology*, 13, 956300. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.956300>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gašević, D. (2025a). 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>
- Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gašević, D. (2025b). 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>
- Fanizza, F. (2022). *Intelligenza Artificiale: Promesse, attualità, controversie*. FrancoAngeli.
- Fazlollahi, A. M., Bakhaidar, M., Alsayegh, A., Yilmaz, R., Winkler-Schwartz, A., Mirchi, N., Langleben, I., Ledwos, N., Sabbagh, A. J., Bajunaid, K., Harley, J. M., & Del Maestro, R. F. (2022). Effect of Artificial Intelligence Tutoring vs Expert Instruction on Learning Simulated Surgical Skills Among Medical Students: A Randomized Clinical Trial. *JAMA Network Open*, 5(2), e2149008. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.49008>
- Fernández González, L., González Hernández, A., & Trianes Torres, M. V. (2017). Relaciones entre estrés académico, apoyo social, optimismo-pesimismo y autoestima en estudiantes universitarios. *Electronic Journal of Research in Education Psychology*, 13(35), 111–130. <https://doi.org/10.14204/ejrep.35.14053>
- Fiorilli, C., Barni, D., Russo, C., Marchetti, V., Angelini, G., & Romano, L. (2022). Students' Burnout at University: The Role of Gender and Worker Status. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(18), 11341. <https://doi.org/10.3390/ijerph191811341>
- Fisher, S. (1994). *Stress in academic life*. Open University Press.

- Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017a). Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Mental Health*, 4(2), e19. <https://doi.org/10.2196/mental.7785>
- Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017b). Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Ment Health*, 4(2), e19. <https://doi.org/10.2196/mental.7785>
- Floridi, L. (2022). *Etica dell'intelligenza artificiale. Sviluppi, opportunità, sfide*. Raffaello Cortina Editore.
- Floris, M., Floris, F., Mazzetti, G., Valente, E., Spadoni, R., & Guglielmi, D. (2023). L'adattamento al contesto come predittore del successo accademico: Quale ruolo per le risorse individuali? *Counseling*, 14. <https://doi.org/10.14605/CS1622302>
- Fragkaki, M., Mystakidis, S., Hatzilygeroudis, I., Kovas, K., Palkova, Z., Salah, Z., Hamed, G., Khalilia, W. M., & Ewais, A. (2020). Tpack Instructional Design Model In Virtual Reality For Deeper Learning In Science And Higher Education: From “Apathy” To “Empathy”. *EDULEARN20 Proceedings*. 3286–3292. <https://doi.org/10.21125/edulearn.2020.0943>
- Francisco, R., & Silva, F. (2022). A Recommendation Module based on Reinforcement Learning to an Intelligent Tutoring System for Software Maintenance: *Proceedings of the 14th International Conference on Computer Supported Education*, 322–329. <https://doi.org/10.5220/0011083900003182>
- Freudenberger, H. J. (1974). Staff Burn-Out. *Journal of Social Issues*, 30(1), 159–165. <https://doi.org/10.1111/j.1540-4560.1974.tb00706.x>
- Fulmer, R., Joerin, A., Gentile, B., Lakerink, L., & Rauws, M. (2018). Using Psychological Artificial Intelligence (Tess) to Relieve Symptoms of

- Depression and Anxiety: Randomized Controlled Trial. *JMIR Mental Health*, 5(4), e64. <https://doi.org/10.2196/mental.9782>
- Fussell, S. G. (2024). Review of VR Technical Specification Requirements for a Procedural Training Task. *Journal of Aviation/Aerospace Education & Research*, 33(3). <https://doi.org/10.58940/2329-258X.2064>
- Gabrielli, S., Rizzi, S., Bassi, G., Carbone, S., Maimone, R., Marchesoni, M., & Forti, S. (2021a). Engagement and Effectiveness of a Healthy-Coping Intervention via Chatbot for University Students During the COVID-19 Pandemic: Mixed Methods Proof-of-Concept Study. *JMIR mHealth and uHealth*, 9(5), e27965. <https://doi.org/10.2196/27965>
- Gabrielli, S., Rizzi, S., Bassi, G., Carbone, S., Maimone, R., Marchesoni, M., & Forti, S. (2021b). Engagement and Effectiveness of a Healthy-Coping Intervention via Chatbot for University Students During the COVID-19 Pandemic: Mixed Methods Proof-of-Concept Study. *JMIR Mhealth Uhealth*, 9(5), e27965. <https://doi.org/10.2196/27965>
- Galimberti, A. (2015). Studenti non tradizionali? Narrative universitarie a confronto con il rischio di drop out. In F. Batini & S. Giusti (Eds.), *Non studio, non lavoro, non guardo la tv. Quaderno di lavoro V convegno biennale sull'orientamento narrativo*. Pensa MultiMedia.
- Garavaglia, A. (2021). Adaptive Learning. In P. C. Rivoltella, *Apprendere a distanza. Teorie e metodi* (pp. 251–258). Raffaello Cortina Editore.
- Garces Garces, N. N., Esteves Fajardo, Z. I., Santander Villao, M. L., Mejía Caguana, D. R., & Quito Esteves, A. C. (2024). Relationships between Mental Well-being and Academic Performance in University Students: A Systematic Review. *Salud, Ciencia y Tecnología - Serie de Conferencias*, 3, 972. <https://doi.org/10.56294/sctconf2024972>
- Ge, W., Sun, Y., Wang, Z., Zheng, H., He, W., Wang, P., Zhu, Q., & Wang, B. (2025). *SRLAgent: Enhancing Self-Regulated Learning Skills through Gamification and LLM Assistance* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2506.09968>

- Gerlich, M. (2025). AI Tools in Society: Impacts on Cognitive Offloading and the Future of Critical Thinking. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5082524>
- Glass, J., Hazen, T. J., Cyphers, S., Malioutov, I., Huynh, D., & Barzilay, R. (2007). Recent progress in the MIT spoken lecture processing project. *Interspeech 2007*, 2553–2556. <https://doi.org/10.21437/Interspeech.2007-678>
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (Eds.). (2007). *Artificial General Intelligence*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-68677-4>
- González-Erena, P. V., Fernández-Guinea, S., & Kourtesis, P. (2025). Cognitive Assessment and Training in Extended Reality: Multimodal Systems, Clinical Utility, and Current Challenges. *Encyclopedia*, 5(1), 8. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia5010008>
- Gosadi, I. M. (2024). Protective Effect of Exercise Against Depression, Anxiety, and Stress Among University Students Based on Their Level of Academic Performance. *Medicina*, 60(10), 1706. <https://doi.org/10.3390/medicina60101706>
- Gounder, N., Faniran, I. V. T., & Faloye, S. T. (2024). Integrating Adaptive Intelligent Tutoring Systems into Private Higher Educational Institutes. *2024 IST-Africa Conference (IST-Africa)*, 1–13. <https://doi.org/10.23919/IST-Africa63983.2024.10569565>
- Griffin, C. S., Loughran, S., Kelly, B., Healy, E., Lambe, G., Van Rossum, A., Murphy, B., Moore, E., Burke, C., Morrin, A., Breslin, C., Heaney, F., Rooney, D., Bree, R., & Drumm, B. T. (2025). Virtual laboratories complement but should not replace face-to-face classes: Perceptions of life science students at Dundalk Institute of Technology, Ireland. *Advances in Physiology Education*, 49(2), 314–330. <https://doi.org/10.1152/advan.00227.2024>
- Guan, R., Raković, M., Chen, G., & Gašević, D. (2025). How educational chatbots support self-regulated learning? A systematic review of the literature. *Education and Information Technologies*, 30(4), 4493–4518. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12881-y>

- Guida, G., Tian, R., & Dong, Y. (2021). *Multimodal Virtual Experience for Design Schools in the Immersive Web*. 415–424. <https://doi.org/10.52842/conf.ecaade.2021.1.415>
- Gulliver, A., Griffiths, K. M., & Christensen, H. (2010). Perceived barriers and facilitators to mental health help-seeking in young people: A systematic review. *BMC Psychiatry*, 10(1), 113. <https://doi.org/10.1186/1471-244X-10-113>
- Gustilo, L., Ong, E., & Lapinid, M. R. (2024). Algorithmically-driven writing and academic integrity: Exploring educators' practices, perceptions, and policies in AI era. *International Journal for Educational Integrity*, 20(1), 3. <https://doi.org/10.1007/s40979-024-00153-8>
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
- Hashmat, S., Hashmat, M., Amanullah, F., & Aziz, S. (2008). Factors causing exam anxiety in medical students. *JPMA. The Journal of the Pakistan Medical Association*, 58(4), 167–170.
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81–112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- He, T., Li, C., Wang, J., Wang, M., Wang, Z., & Jiao, C. (2022). An emotion analysis in learning environment based on theme-specified drawing by convolutional neural network. *Frontiers in Public Health*, 10, 958870. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.958870>
- Heikkilä, A., & Lonka, K. (2006). Studying in higher education: Students' approaches to learning, self-regulation, and cognitive strategies. *Studies in Higher Education*, 31(1), 99–117. <https://doi.org/10.1080/03075070500392433>
- Heredia, J., Lopes-Silva, E., Cardinale, Y., Diaz-Amado, J., Dongo, I., Graterol, W., & Aguilera, A. (2022). Adaptive Multimodal Emotion Detection

- Architecture for Social Robots. *IEEE Access*, 10, 20727–20744.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3149214>
- Hernández-Torrano, D., Ibrayeva, L., Sparks, J., Lim, N., Clementi, A., Almukhambetova, A., Nurtayev, Y., & Muratkyzy, A. (2020). Mental Health and Well-Being of University Students: A Bibliometric Mapping of the Literature. *Frontiers in Psychology*, 11, 1226.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01226>
- Higgins, N., Frankland, S., & Rathner, J. (2021). Self-Regulated Learning in Undergraduate Science. *International Journal of Innovation in Science and Mathematics Education*, 29(1).
<https://doi.org/10.30722/IJISME.29.01.005>
- Hjorth, H. A. (2020). NaturalLanguageProcessing4All: A tool for natural language processing in social studies education for non-programmers. *Constructionism 2020*.
- Hoermann, S., McCabe, K. L., Milne, D. N., & Calvo, R. A. (2017). Application of Synchronous Text-Based Dialogue Systems in Mental Health Interventions: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 19(8), e267.
<https://doi.org/10.2196/jmir.7023>
- Høiland, C. G., Følstad, A., & Karahasanovic, A. (2020). Hi, Can I Help? Exploring How to Design a Mental Health Chatbot for Youths. *Human Technology*, 16(2), 139–169. <https://doi.org/10.17011/ht/urn.202008245640>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Holuša, V., Vaněk, M., Beneš, F., Švub, J., & Staša, P. (2023). Virtual Reality as a Tool for Sustainable Training and Education of Employees in Industrial Enterprises. *Sustainability*, 15(17), 12886.
<https://doi.org/10.3390/su151712886>
- Hooshyar, D., Weng, X., Sillat, P. J., Tammets, K., Wang, M., & Hämmäläinen, R. (2024). The effectiveness of personalized technology-enhanced learning in

- higher education: A meta-analysis with association rule mining. *Computers & Education*, 223, 105169. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105169>
- Huang, Z. (2024). Application of Home-Based XR Art Experiences for Emotional Healing in Elderly Individuals with Mobility Issues: Eye-Tracking and Virtual Natural Landscape Design. *Science and Technology of Engineering, Chemistry and Environmental Protection*, 1(10). <https://doi.org/10.61173/omn00q27>
- Hussein, E., Hussein, M., & Al-Hendawi, M. (2025). Investigation into the Applications of Artificial Intelligence (AI) in Special Education: A Literature Review. *Social Sciences*, 14(5), 288. <https://doi.org/10.3390/socsci14050288>
- Ibrahim, A. K., Kelly, S. J., Adams, C. E., & Glazebrook, C. (2013). A systematic review of studies of depression prevalence in university students. *Journal of Psychiatric Research*, 47(3), 391–400. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2012.11.015>
- Ibsen, K., & Rosholm, M. (2024). *What Works? Interventions Aimed At Reducing Student Dropout in Higher Education* (IZA Discussion Paper No. 16853). IZA – Institute of Labor Economics. <https://hdl.handle.net/10419/295876>
- Ifenthaler, D., & Yau, J. Y.-K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. *Educational Technology Research and Development*, 68(4), 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
- Igbokwe, I. C. (2023). Application of Artificial Intelligence (AI) in Educational Management. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 13(3). <https://doi.org/10.29322/IJSRP.13.03.2023.p13536>
- Inkster, B., Sarda, S., & Subramanian, V. (2018). An Empathy-Driven, Conversational Artificial Intelligence Agent (Wysa) for Digital Mental Well-Being: Real-World Data Evaluation Mixed-Methods Study. *JMIR mHealth and uHealth*, 6(11), e12106. <https://doi.org/10.2196/12106>

- ISTAT. (2023). *Livelli di istruzione e ritorni occupazionali*.
<https://www.istat.it/it/archivio/283218>
- ISTAT. (2024). *Noi Italia. 100 statistiche per capire il Paese in cui viviamo*.
<https://noi-italia.istat.it/pagina.php?L=0&categoria=5&id=3>
- Ivanov, S. (2023). The dark side of artificial intelligence in higher education. *The Service Industries Journal*, 43(15–16), 1055–1082.
<https://doi.org/10.1080/02642069.2023.2258799>
- Jiang, Q., Zhang, Y., & Pian, W. (2022). Chatbot as an emergency exist: Mediated empathy for resilience via human-AI interaction during the COVID-19 pandemic. *Information Processing & Management*, 59(6), 103074.
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103074>
- Jin, F., Lin, C. H., & Lai, C. (2025). Modeling AI-assisted writing: How self-regulated learning influences writing outcomes. *Computers in Human Behavior*, 165, 108538. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108538>
- Jin, S. H., Im, K., Yoo, M., Roll, I., & Seo, K. (2023). Supporting students' self-regulated learning in online learning using artificial intelligence applications. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 37. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00406-5>
- Joseph, J. (2025). The algorithmic self: How AI is reshaping human identity, introspection, and agency. *Frontiers in Psychology*, 16, 1645795.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1645795>
- Jumat, M. R., Chow, P. K. H., Allen, J. C., Lai, S. H., Hwang, N.-C., Iqbal, J., Mok, M. U. S., Rapisarda, A., Velkey, J. M., Engle, D. L., & Compton, S. (2020). Grit protects medical students from burnout: A longitudinal study. *BMC Medical Education*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s12909-020-02187-1>
- Kadhim, M. K., & Hassan, A. K. (2020). Towards Intelligent E-Learning Systems: A Hybrid Model for Predicating the Learning Continuity in Iraqi Higher Education. *Webology*, 17(2), 172–188.
<https://doi.org/10.14704/WEB/V17I2/WEB17023>

- Kahu, E. R., & Nelson, K. (2018). Student engagement in the educational interface: Understanding the mechanisms of student success. *Higher Education Research & Development*, 37(1), 58–71. <https://doi.org/10.1080/07294360.2017.1344197>
- Keyes, C. L. M. (1998). Social Well-Being. *Social Psychology Quarterly*, 61(2), 121. <https://doi.org/10.2307/2787065>
- Keyes, C. L. M. (2002). The Mental Health Continuum: From Languishing to Flourishing in Life. *Journal of Health and Social Behavior*, 43(2), 207. <https://doi.org/10.2307/3090197>
- Keyes, C. L. M. (2006). The Subjective Well-Being of America's Youth: Toward a Comprehensive Assessment. *Adolescent & Family Health*, 4(1), 3–11.
- Keyes, C. L. M. (2007). Promoting and protecting mental health as flourishing: A complementary strategy for improving national mental health. *American Psychologist*, 62(2), 95–108. <https://doi.org/10.1037/0003-066x.62.2.95>
- Khaled, Dr. (2014). Natural Language Processing and its Use in Education. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 5(12). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2014.051210>
- Khalil, M., Wong, J., Wasson, B., & Paas, F. (2024). Adaptive support for self-regulated learning in digital learning environments. *British Journal of Educational Technology*, 55(4), 1281–1289. <https://doi.org/10.1111/bjet.13479>
- Kim, J. (2024). Leading teachers' perspective on teacher-AI collaboration in education. *Education and Information Technologies*, 29(7), 8693–8724. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12109-5>
- Kim, K. R., & Seo, E. H. (2015). The relationship between procrastination and academic performance: A meta-analysis. *Personality and Individual Differences*, 82, 26–33. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2015.02.038>
- Kirkpatrick, D. L. (1997). *Evaluating training programs: The four levels*. Berrett-Koehler.

- Kizilcec, R. F., Reich, J., Yeomans, M., Dann, C., Brunskill, E., Lopez, G., Turkay, S., Williams, J. J., & Tingley, D. (2020). Scaling up behavioral science interventions in online education. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(26), 14900–14905. <https://doi.org/10.1073/pnas.1921417117>
- Kizilcec, R. F., Saltarelli, A. J., Reich, J., & Cohen, G. L. (2017). Closing global achievement gaps in MOOCs. *Science*, 355(6322), 251–252. <https://doi.org/10.1126/science.aag2063>
- Klos, M. C., Escoredo, M., Joerin, A., Lemos, V. N., Rauws, M., & Bunge, E. L. (2021). Artificial Intelligence–Based Chatbot for Anxiety and Depression in University Students: Pilot Randomized Controlled Trial. *JMIR Formative Research*, 5(8), e20678. <https://doi.org/10.2196/20678>
- Knouse, L. E., Anastopoulos, A. D., & Dunlosky, J. (2012). Isolating Metamemory Deficits in the Self-Regulated Learning of Adults With ADHD. *Journal of Attention Disorders*, 16(8), 650–660. <https://doi.org/10.1177/1087054711417231>
- Knowles, M. S. (1975). *Self-Directed Learning: A Guide for Learners and Teachers*. Association Press.
- Koć-Januchta, M. M., Schönborn, K. J., Roehrig, C., Chaudhri, V. K., Tibell, L. A. E., & Heller, H. C. (2022). “Connecting concepts helps put main ideas together”: Cognitive load and usability in learning biology with an AI-enriched textbook. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1), 11. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00317-3>
- Komarraju, M., & Nadler, D. (2013). Self-efficacy and academic achievement: Why do implicit beliefs, goals, and effort regulation matter? *Learning and Individual Differences*, 25, 67–72. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2013.01.005>
- Kong, S. C., & Yang, Y. (2024). A Human-Centered Learning and Teaching Framework Using Generative Artificial Intelligence for Self-Regulated Learning Development Through Domain Knowledge Learning in K–12 Settings. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17, 1562–1573. <https://doi.org/10.1109/TLT.2024.3392830>

- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I., & Maes, P. (2025). *Your Brain on ChatGPT: Accumulation of Cognitive Debt when Using an AI Assistant for Essay Writing Task* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2506.08872>
- Kruglyk, V. (2023). Integration of Augmented and Virtual Reality Technologies with Adaptive Learning Systems: Analysis of Conceptual Models. *Educological Discourse*, 43(4), 69–82. <https://doi.org/10.28925/2312-5829.2023.44>
- Kubik, V., Frey, I.-G., & Gaschler, R. (2021). PLAT 20(3) 2021: Promoting Self-Regulated Learning: Training, Feedback, and Addressing Teachers' Misconceptions. *Psychology Learning & Teaching*, 20(3), 306–323. <https://doi.org/10.1177/14757257211036566>
- Kuh, G. D., Kinzie, J. L., Buckley, J. A., Bridges, B. K., & Hayek, J. C. (2006). What Matters to Student Success: A Review of the Literature. *National Postsecondary Education Cooperative*, 8. https://nces.ed.gov/npec/pdf/kuh_team_report.pdf
- Kumar, S., Dagli, R. J., Mathur, A., Jain, M., Prabu, D., & Kulkarni, S. (2009). Perceived sources of stress amongst Indian dental students. *European Journal of Dental Education*, 13(1), 39–45. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0579.2008.00535.x>
- Kumar, Y., Kaur, K., & Singh, G. (2020). Machine Learning Aspects and its Applications Towards Different Research Areas. *2020 International Conference on Computation, Automation and Knowledge Management (ICCAKM)*, 150–156. <https://doi.org/10.1109/ICCAKM46823.2020.9051502>
- Lampropoulos, G., & Evangelidis, G. (2025). Learning Analytics and Educational Data Mining in Augmented Reality, Virtual Reality, and the Metaverse: A Systematic Literature Review, Content Analysis, and Bibliometric Analysis. *Applied Sciences*, 15(2), 971. <https://doi.org/10.3390/app15020971>

- Laudadio, A., & Mancuso, S. (2015). *Manuale di psicologia positiva*. FrancoAngeli.
<https://www.francoangeli.it/Libro/Manuale-di-psicologia-positiva?Id=22491>
- Lauriola, I., Lavelli, A., & Aiolfi, F. (2022). An introduction to Deep Learning in Natural Language Processing: Models, techniques, and tools. *Neurocomputing*, 470, 443–456.
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.05.103>
- Lazarus, R., & Folkman, S. (1984). *Stress: Appraisal and Coping*. Springer New York.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, J. Y., Ju, S. Y., Guo, X., & Shin, Y. (2025). An Analysis of Self-regulated Learning Features of the Adaptive Learning Platform for K-12 Education. *Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction*, 25(2), 759–779. <https://doi.org/10.22251/jlcci.2025.25.2.759>
- Li, B., Li, G., Xu, J., Li, X., Liu, X., Wang, M., & Lv, J. (2023). A personalized recommendation framework based on MOOC system integrating deep learning and big data. *Computers and Electrical Engineering*, 106, 108571. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108571>
- Liang, J., Zhao, Z., Ma, S., & Wang, J. (2024). Analysing and predicting learning behaviours in computer science: A case study of the blended teaching mode in Digital Signal Processing course. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 24(3), 1341–1353. <https://doi.org/10.3233/JCM-247160>
- Lim, L., Bannert, M., Van Der Graaf, J., Fan, Y., Rakovic, M., Singh, S., Molenaar, I., & Gašević, D. (2024). How do students learn with real-time personalized scaffolds? *British Journal of Educational Technology*, 55(4), 1309–1327. <https://doi.org/10.1111/bjet.13414>
- Lin, Z.-Z., Cai, H.-W., Huang, Y.-F., Zhou, L.-L., Yuan, Z.-Y., He, L.-P., & Li, J. (2025). Prevalence of depression among university students in China: A

- systematic review and meta-analysis. *BMC Psychology*, 13(1), 373.
<https://doi.org/10.1186/s40359-025-02688-y>
- Llacuna, H., & Mason, G. (2022). Promoting self-regulated learning in higher education. *Pacific Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(1), 19–20.
<https://doi.org/10.24135/pjtel.v4i1.143>
- Lobos, K., Cobo-Rendón, R., Bruna Jofré, D., & Santana, J. (2024). New challenges for higher education: Self-regulated learning in blended learning contexts. *Frontiers in Education*, 9, 1457367.
<https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1457367>
- Luckin, R. (2018). *Machine learning and human intelligence: The future of education for the 21st century*. Institute of Education Press.
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. (2016). *Intelligence Unleashed. An argument for AI in Education* (Pearson).
- Luke, N., Keith, A., Bajcar, N., Sureshkumar, B., & Adebayo, O. (2024). The Perceptions of University Students as to the Benefits and Barriers to Using Immersive Virtual Reality in Learning to Work with Individuals with Developmental Disabilities. *Education Sciences*, 14(8), 812.
<https://doi.org/10.3390/educsci14080812>
- Luo, R., & Zhou, Y. (2024). The effectiveness of self-regulated learning strategies in higher education blended learning: A five years systematic review. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 3005–3029.
<https://doi.org/10.1111/jcal.13052>
- Ma, W., Ma, W., Hu, Y., & Bi, X. (2025). The who, why, and how of ai-based chatbots for learning and teaching in higher education: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 30(6), 7781–7805.
<https://doi.org/10.1007/s10639-024-13128-6>
- Mageira, K., Pittou, D., Papasalouros, A., Kotis, K., Zangogianni, P., & Daradoumis, A. (2022). Educational AI Chatbots for Content and Language Integrated Learning. *Applied Sciences*, 12(7), 3239.
<https://doi.org/10.3390/app12073239>

- Malavasi, P. (2017). *Scuole, lavoro! La sfida educativa dell'alternanza*. Vita e Pensiero.
- Malighetti, C., Bernardelli, L., Pancini, E., Riva, G., & Villani, D. (2023). Promoting Emotional and Psychological Well-Being During COVID-19 Pandemic: A Self-Help Virtual Reality Intervention for University Students. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 26(4), 309–317. <https://doi.org/10.1089/cyber.2022.0246>
- Marienko, M. V., Nosenko, Y. H., & Shyshkina, M. P. (2020). *Personalization of learning using adaptive technologies and augmented reality*. [б. в.]. <https://doi.org/10.31812/123456789/4418>
- Martos, T., Jagodics, B., Kőrössi, J., & Szabó, É. (2023). Psychological resources, dropout risk and academic performance in university students – pattern-oriented analysis and prospective study of Hungarian freshmen. *Current Psychology*, 42(10), 8051–8065. <https://doi.org/10.1007/s12144-021-02073-z>
- Maslach, C., & Jackson, S. E. (1986). *Maslach Burnout Inventory Manual* (2nd ed.). Consulting Psychologists Press.
- Maslach, C., & Leiter, M. P. (2016). Understanding the burnout experience: Recent research and its implications for psychiatry. *World Psychiatry*, 15(2), 103–111. <https://doi.org/10.1002/wps.20311>
- Maslow, A. H. (1943). A theory of human motivation. *Psychological Review*, 50(4), 370–396. <https://doi.org/10.1037/h0054346>
- Mega, C., Ronconi, L., & De Beni, R. (2014). What makes a good student? How emotions, self-regulated learning, and motivation contribute to academic achievement. *Journal of Educational Psychology*, 106(1), 121–131. <https://doi.org/10.1037/a0033546>
- Mehmood, R., Parvez, M. A., Qureshi, M., & Sagheer, Z. (2025). Investigating the Future Role of AI in Therapeutic Settings and whether AI will Eventually Supplement or Replace Human Counselors. *Review of Applied*

- Management and Social Sciences*, 8(1), 143–156.
<https://doi.org/10.47067/ramss.v8i1.442>
- Mendoza, S., Hernández-León, M., Sánchez-Adame, L. M., Rodríguez, J., Decouchant, D., & Meneses-Viveros, A. (2020). Supporting Student-Teacher Interaction Through a Chatbot. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies. Human and Technology Ecosystems* (Vol. 12206, pp. 93–107). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-50506-6_8
- Meyn, S. (2022). *Control Systems and Reinforcement Learning* (1st ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009051873>
- Mieczkowski, H., Hancock, J. T., Naaman, M., Jung, M., & Hohenstein, J. (2021). AI-Mediated Communication: Language Use and Interpersonal Effects in a Referential Communication Task. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW1), 1–14. <https://doi.org/10.1145/3449091>
- Mirzayeva, D., Ortiqov, R., Usmonova, D., Nizomova, N., Makhmudova, N., & Karimjonova, S. (2024). The Ai Illustration in Shifting the Technical Education System to Digital Era. *2024 4th International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)*, 1521–1527.
<https://doi.org/10.1109/ICACITE60783.2024.10617273>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA Group. (2009). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097.
<https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
- Mon, B., Wasfi, A., Hayajneh, M., Slim, A., & Abu Ali, N. (2023). Reinforcement Learning in Education: A Literature Review. *Informatics*, 10(3), 74.
<https://doi.org/10.3390/informatics10030074>
- Moon, J., Yeo, S., Banihashem, S. K., & Noroozi, O. (2024). Using multimodal learning analytics as a formative assessment tool: Exploring collaborative dynamics in mathematics teacher education. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2753–2771. <https://doi.org/10.1111/jcal.13028>

- Morandín-Ahuerma, F. (2022). What is Artificial Intelligence? *International Journal of Research Publication and Reviews*, 03(12), 1947–1951. <https://doi.org/10.55248/gengpi.2022.31261>
- Morton, D. P., Hinze, J., Craig, B., Herman, W., Kent, L., Beamish, P., Renfrew, M., & Przybylko, G. (2020). A Multimodal Intervention for Improving the Mental Health and Emotional Well-being of College Students. *American Journal of Lifestyle Medicine*, 14(2), 216–224. <https://doi.org/10.1177/1559827617733941>
- Mousavi, S. M. H., Khaertdinov, B., Jeuris, P., Hortal, E., Andreoletti, D., & Giordano, S. (2023). Emotion Recognition in Adaptive Virtual Reality Settings: Challenges and Opportunities. *Workshop on Advances of Mobile and Wearable Biometrics, MobileHCI 2023*. <http://ceur-ws.org>
- Mu, S., Cui, M., & Huang, X. (2020). Multimodal Data Fusion in Learning Analytics: A Systematic Review. *Sensors*, 20(23), 6856. <https://doi.org/10.3390/s20236856>
- Mungai, B. K., Kabeti Omieno, P. K., Department of Computer Science, School of Computing and Information Technology (SCIT), Egessa, PhD, Dr. M., School of Business, Technical University of Mombasa, Kenya, Manyara, P. N., & Independent Researcher, Eldoret, Kenya. (2024). AI Chatbots in LMS: A Pedagogical Review of Cognitive, Constructivist, and Adaptive Principles. *Engineering and Technology Journal*, 09(08). <https://doi.org/10.47191/etj/v9i08.15>
- Nagendrababu, V., Pulikkotil, S. J., Sultan, O. S., Jayaraman, J., Soh, J. A., & Dummer, P. M. H. (2019). Effectiveness of technology-enhanced learning in Endodontic education: A systematic review and meta-analysis. *International Endodontic Journal*, 52(2), 181–192. <https://doi.org/10.1111/iej.12995>
- Narimisaie, J., Naeim, M., Imannezhad, S., Samian, P., & Sobhani, M. (2024). Exploring emotional intelligence in artificial intelligence systems: A comprehensive analysis of emotion recognition and response mechanisms.

- Annals of Medicine & Surgery*, 86(8), 4657–4663.
<https://doi.org/10.1097/MS9.0000000000002315>
- Naseer, F., Khan, M. N., Tahir, M., Addas, A., & Aejaz, S. M. H. (2024). Integrating deep learning techniques for personalized learning pathways in higher education. *Heliyon*, 10(11), e32628.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32628>
- Nasri, M., Kosa, M., Chukoskie, L., Moghaddam, M., & Hartevelde, C. (2024). *Exploring Eye Tracking to Detect Cognitive Load in Complex Virtual Reality Training* (Version 1). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/ARXIV.2411.12771>
- Navab, N., Martin-Gomez, A., Seibold, M., Sommersperger, M., Song, T., Winkler, A., Yu, K., & Eck, U. (2022). Medical Augmented Reality: Definition, Principle Components, Domain Modeling, and Design-Development-Validation Process. *Journal of Imaging*, 9(1), 4.
<https://doi.org/10.3390/jimaging9010004>
- Nelwati, Dr., McKenna, L., & Plummer, V. (2012). Indonesian student nurses' perceptions of stress in clinical learning: A phenomenological study. *Journal of Nursing Education and Practice*, 3(5).
<https://doi.org/10.5430/jnep.v3n5p56>
- Ng, D. T. K., Tan, C. W., & Leung, J. K. L. (2024). Empowering student self-regulated learning and science education through CHATGPT: A pioneering pilot study. *British Journal of Educational Technology*, 55(4), 1328–1353.
<https://doi.org/10.1111/bjet.13454>
- Ngo, D., Nguyen, A., Dang, B., & Ngo, H. (2024). Facial Expression Recognition for Examining Emotional Regulation in Synchronous Online Collaborative Learning. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34(3), 650–669. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00378-7>
- Nguyen, A., Ngo, H. N., Hong, Y., Dang, B., & Nguyen, B.-P. T. (2023). Ethical principles for artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*, 28(4), 4221–4241.
<https://doi.org/10.1007/s10639-022-11316-w>

- OECD. (2020). *Education at a Glance 2020: OECD Indicators*. OECD.
<https://doi.org/10.1787/69096873-en>
- Okonkwo, C. W., & Ade-Ibijola, A. (2021). Chatbots applications in education: A systematic review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100033. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100033>
- Orlando, B. (2025). *Bocconi e OpenAI insieme per rivoluzionare l'IA nelle scienze sociali*. Università Bocconi. <https://www.unibocconi.it/it/news/bocconi-e-openai-insieme-rivoluzionare-lai-nelle-scienze-sociali>
- Osadchyi, V. V., Varina, H. B., Osadcha, K. P., Kovalova, O. V., Voloshyna, V. V., Sysoiev, O. V., & Shyshkina, M. P. (2020). *The use of augmented reality technologies in the development of emotional intelligence of future specialists of socionomic professions under the conditions of adaptive learning*. CEUR Workshop Proceedings. <https://doi.org/10.31812/123456789/4633>
- Page, L. C., & Gehlbach, H. (2017). How an Artificially Intelligent Virtual Assistant Helps Students Navigate the Road to College. *AERA Open*, 3(4), 2332858417749220. <https://doi.org/10.1177/2332858417749220>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pan, B., Hirota, K., Jia, Z., & Dai, Y. (2023). A review of multimodal emotion recognition from datasets, preprocessing, features, and fusion methods. *Neurocomputing*, 561, 126866. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126866>
- Panadero, E. (2017). A Review of Self-regulated Learning: Six Models and Four Directions for Research. *Frontiers in Psychology*, 8, 422. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422>

- Panciroli, C. (Ed.). (2021). *Elementi di didattica post-digitale*. Bononia University Press.
- Panciroli, C., Rivoltella, P. C., Gabbrielli, M., & Zawacki Richter, O. (2020). Artificial Intelligence and education: New research perspectives [Application/pdf]. *Form@re - Open Journal per La Formazione in Rete*, 244KB, 1-12 Pages. <https://doi.org/10.13128/FORM-10210>
- Pekrun, R. (2006). The Control-Value Theory of Achievement Emotions: Assumptions, Corollaries, and Implications for Educational Research and Practice. *Educational Psychology Review*, 18(4), 315–341. <https://doi.org/10.1007/s10648-006-9029-9>
- Pekrun, R., Lichtenfeld, S., Marsh, H. W., Murayama, K., & Goetz, T. (2017). Achievement Emotions and Academic Performance: Longitudinal Models of Reciprocal Effects. *Child Development*, 88(5), 1653–1670. <https://doi.org/10.1111/cdev.12704>
- Petrillo, G., Capone, V., Caso, D., & Keyes, C. L. M. (2015). The Mental Health Continuum–Short Form (MHC–SF) as a Measure of Well-Being in the Italian Context. *Social Indicators Research*, 121(1), 291–312. <https://doi.org/10.1007/s11205-014-0629-3>
- Pintrich, P. R. (2004). A Conceptual Framework for Assessing Motivation and Self-Regulated Learning in College Students. *Educational Psychology Review*, 16(4), 385–407. <https://doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, N. P. (2012). Sources of Method Bias in Social Science Research and Recommendations on How to Control It. *Annual Review of Psychology*, 63(1), 539–569. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100452>
- Potter, T., Cvetković, Z., & De Sena, E. (2022). On the Relative Importance of Visual and Spatial Audio Rendering on VR Immersion. *Frontiers in Signal Processing*, 2, 904866. <https://doi.org/10.3389/frsip.2022.904866>
- Prinsloo, P., Slade, S., & Khalil, M. (2023). Multimodal learning analytics—In-between student privacy and encroachment: A systematic review. *British*

- Journal of Educational Technology*, 54(6), 1566–1586.
<https://doi.org/10.1111/bjet.13373>
- Quintarelli, S. (Ed.). (2020). *Intelligenza artificiale. Cos'è davvero, come funziona, che effetti avrà*. Bollati Boringhieri.
- Rabardel, P., & Beguin, P. (2005). Instrument mediated activity: From subject development to anthropocentric design. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 6(5), 429–461. <https://doi.org/10.1080/14639220500078179>
- Rahimi, A. R., Sheykhkholeslami, M., & Mahmoudi Pour, A. (2025). Uncovering personalized L2 motivation and self-regulation in ChatGPT-assisted language learning: A hybrid PLS-SEM-ANN approach. *Computers in Human Behavior Reports*, 17, 100539. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2024.100539>
- Raković, M., Li, Y., Foumani, N. M., Salehi, M., Kuhlmann, L., Mackellar, G., Martinez-Maldonado, R., Haffari, G., Swiecki, Z., Li, X., Chen, G., & Gašević, D. (2024). Measuring Affective and Motivational States as Conditions for Cognitive and Metacognitive Processing in Self-Regulated Learning. *Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference*, 701–712. <https://doi.org/10.1145/3636555.3636934>
- Rasheed, R. A., Kamsin, A., & Abdullah, N. A. (2021). An Approach for Scaffolding Students Peer-Learning Self-Regulation Strategy in the Online Component of Blended Learning. *IEEE Access*, 9, 30721–30738. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3059916>
- Recabarren, R. E., Gaillard, C., Guillod, M., & Martin-Soelch, C. (2019). Short-Term Effects of a Multidimensional Stress Prevention Program on Quality of Life, Well-Being and Psychological Resources. A Randomized Controlled Trial. *Frontiers in Psychiatry*, 10, 88. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2019.00088>
- Renganayagalu, S. K., Mallam, S. C., & Nazir, S. (2021). Effectiveness of VR Head Mounted Displays in Professional Training: A Systematic Review. *Technology, Knowledge and Learning*, 26(4), 999–1041. <https://doi.org/10.1007/s10758-020-09489-9>

- Richardson, M., Abraham, C., & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 138(2), 353–387. <https://doi.org/10.1037/a0026838>
- Richter, U. (2013). Defining Effectiveness in Technology-Enhanced Learning and Teaching Practice -an initial exploration. *Networks Issue*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.20634.98248>
- Riedmann, A., Schaper, P., & Lugin, B. (2025). Reinforcement Learning in Education: A Systematic Literature Review. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. <https://doi.org/10.1007/s40593-025-00494-6>
- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive Offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002>
- Ritella, G., & Hakkarainen, K. (2012). Instrumental genesis in technology-mediated learning: From double stimulation to expansive knowledge practices. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 7(2), 239–258. <https://doi.org/10.1007/s11412-012-9144-1>
- Rogers, C. R. (1963). The concept of the fully functioning person. *Psychotherapy: Theory, Research & Practice*, 1(1), 17–26. <https://doi.org/10.1037/h0088567>
- Russell, J. M., Baik, C., Ryan, A. T., & Molloy, E. (2022). Fostering self-regulated learning in higher education: Making self-regulation visible. *Active Learning in Higher Education*, 23(2), 97–113. <https://doi.org/10.1177/1469787420982378>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (with Chang, M., Devlin, J., Dragan, A., Forsyth, D., Goodfellow, I., Malik, J., Mansinghka, V., Pearl, J., & Wooldridge, M. J.). (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (Fourth Edition). Pearson.
- Ryan, E., Hore, K., Power, J., & Jackson, T. (2023). The relationship between physician burnout and depression, anxiety, suicidality and substance abuse:

- A mixed methods systematic review. *Frontiers in Public Health*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1133484>
- Ryff, C. D. (1995). Psychological Well-Being in Adult Life. *Current Directions in Psychological Science*, 4(4), 99–104. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.ep10772395>
- Ryff, C. D., & Singer, B. (1998). The Contours of Positive Human Health. *Psychological Inquiry*, 9(1), 1–28. https://doi.org/10.1207/s15327965plio901_1
- Sabuncuoglu, A., & Sezgin, T. M. (2023). Developing a Multimodal Classroom Engagement Analysis Dashboard for Higher-Education. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(EICS), 1–23. <https://doi.org/10.1145/3593240>
- Sáiz-Manzanares, M. C., Marticorena-Sánchez, R., & Ochoa-Orihuel, J. (2021). Using Advanced Learning Technologies with University Students: An Analysis with Machine Learning Techniques. *Electronics*, 10(21), 2620. <https://doi.org/10.3390/electronics10212620>
- Saldana, D., Neureither, M., Schmiesing, A., Jahng, E., Kysh, L., Roll, S. C., & Liew, S.-L. (2020). Applications of Head-Mounted Displays for Virtual Reality in Adult Physical Rehabilitation: A Scoping Review. *The American Journal of Occupational Therapy*, 74(5), 7405205060p1-7405205060p15. <https://doi.org/10.5014/ajot.2020.041442>
- Sampogna, G., Lovisi, G. M., Zinno, F., Del Vecchio, V., Luciano, M., Gonçalves Loureiro Sol, É., Unger, R. J. G., Ventriglio, A., & Fiorillo, A. (2020). Mental Health Disturbances and Related Problems in Italian University Medical Students from 2000 to 2020: An Integrative Review of Qualitative and Quantitative Studies. *Medicina*, 57(1), 11. <https://doi.org/10.3390/medicina57010011>
- Sari, R. C., Pranesti, A., Solikhatun, I., Nurbaiti, N., & Yuniarti, N. (2024). Cognitive overload in immersive virtual reality in education: More presence but less learnt? *Education and Information Technologies*, 29(10), 12887–12909. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12379-z>

- Savarese, G. (2014). La ricerca del benessere individuale nei percorsi di counseling psicologico. *Giornale Italiano Di Psicologia*, 4, 885–888.
- Schwerter, J., & Brahm, T. (2024). Voluntary E-Learning Exercises Support Students in Mastering Statistics. *Technology, Knowledge and Learning*, 29(3), 1437–1474. <https://doi.org/10.1007/s10758-023-09714-1>
- Seligman, M. E. P. (2001). Positive Psychology, Positive Prevention, and Positive Therapy. In *Handbook of Positive Psychology* (pp. 3–7). Oxford University PressNew York, NY. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195135336.003.0001>
- Selye, H. (1984). *The stress of life* (Rev. ed). McGraw-Hill.
- Seppälä, E. M., Bradley, C., Moeller, J., Harouni, L., Nandamudi, D., & Brackett, M. A. (2020). Promoting Mental Health and Psychological Thriving in University Students: A Randomized Controlled Trial of Three Well-Being Interventions. *Frontiers in Psychiatry*, 11, 590. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2020.00590>
- Sethi, G., & Singla, S. (2016). Role of Natural Language Processing in Education. *International Journal of Scientific Research and Education (IJSRE)*, 4(3), 5027–5031.
- Shabunina, V., Labenko, O., Horbachenko, A., Tsuprun, T., & Sydorenko, O. (2024). Technologies and Innovations in the Educational Process: Experience of the University of the Future. *Futurity Education*, 145–168. <https://doi.org/10.57125/FED.2024.09.25.09>
- Shen, H., & Li, L. (2022). Influence of Self-Regulated Strategy Development on the Performance of Virtual Reality-Based Teaching in Online Learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 17(11), 312–324. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i11.31759>
- Sirois, F., & Pychyl, T. (2013). Procrastination and the Priority of Short-Term Mood Regulation: Consequences for Future Self. *Social and Personality Psychology Compass*, 7(2), 115–127. <https://doi.org/10.1111/spc3.12011>

- Smadi, M., Al Masri, A. A., Maharmah, H., & Abu-snoubar, T. (2024). Exploring the Correlation between Self-regulated Learning Strategies and Academic Success in Higher Education. *Journal of Ecohumanism*, 3(7), 2875–2883. <https://doi.org/10.62754/joe.v3i7.4424>
- Stăiculescu, C., & Elena Ramona, R. N. (2019). University dropout. Causes and solution. *Mental Health: Global Challenges Journal*, 1(1), 71–75. <https://doi.org/10.32437/mhgcj.v1i1.29>
- Stallman, H. M. (2010). Psychological distress in university students: A comparison with general population data. *Australian Psychologist*, 45(4), 249–257. <https://doi.org/10.1080/00050067.2010.482109>
- Standen, P. J., Brown, D. J., Taheri, M., Galvez Trigo, M. J., Boulton, H., Burton, A., Hallewell, M. J., Lathe, J. G., Shopland, N., Blanco Gonzalez, M. A., Kwiatkowska, G. M., Milli, E., Cobello, S., Mazzucato, A., Traversi, M., & Hortal, E. (2020). An evaluation of an adaptive learning system based on multimodal affect recognition for learners with intellectual disabilities. *British Journal of Educational Technology*, 51(5), 1748–1765. <https://doi.org/10.1111/bjet.13010>
- Stanney, K. M., Archer, J., Skinner, A., Horner, C., Hughes, C., Brawand, N. P., Martin, E., Sanchez, S., Moralez, L., Fidopiastis, C. M., & Perez, R. S. (2022). Performance gains from adaptive eXtended Reality training fueled by artificial intelligence. *The Journal of Defense Modeling and Simulation: Applications, Methodology, Technology*, 19(2), 195–218. <https://doi.org/10.1177/15485129211064809>
- Stasolla, F., Zullo, A., Maniglio, R., Passaro, A., Di Gioia, M., Curcio, E., & Martini, E. (2025). Deep Learning and Reinforcement Learning for Assessing and Enhancing Academic Performance in University Students: A Scoping Review. *AI*, 6(2), 40. <https://doi.org/10.3390/ai6020040>
- Steckler, T. (2005). The neuropsychology of stress. In *Techniques in the Behavioral and Neural Sciences* (pp. 25–42). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/s0921-0709\(05\)80005-7](https://doi.org/10.1016/s0921-0709(05)80005-7)

- Steel, P. (2007). The nature of procrastination: A meta-analytic and theoretical review of quintessential self-regulatory failure. *Psychological Bulletin*, 133(1), 65–94. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.133.1.65>
- Stewart, D. W., de Vries, J., Singer, D. L., Degen, G. G., & Wener, P. (2006). Canadian dental students' perceptions of their learning environment and psychological functioning over time. *Journal of Dental Education*, 70(9), 972–981.
- Storey, V. A., & Wagner, A. (2024). Integrating Artificial Intelligence (AI) Into Adult Education: Opportunities, Challenges, and Future Directions. *International Journal of Adult Education and Technology*, 15(1), 1–15. <https://doi.org/10.4018/IJAET.345921>
- Ta, V., Griffith, C., Boatfield, C., Wang, X., Civitello, M., Bader, H., DeCero, E., & Loggarakis, A. (2020). User Experiences of Social Support From Companion Chatbots in Everyday Contexts: Thematic Analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 22(3), e16235. <https://doi.org/10.2196/16235>
- Tangade, P. S., Mathur, A., Gupta, R., & Chaudhary, S. (2011). Assessment of Stress Level among Dental School Students: An Indian Outlook. *Dental Research Journal*, 8(2), 95–101.
- Tapia, A., Guajardo, C., & Quintanilla, A. C. (2008). Estilos cognitivos en el bienestar y el estrés. *Revista Mexicana de Psicología, Número Especial*, 388–389.
- Taub, M., Azevedo, R., Rajendran, R., Cloude, E. B., Biswas, G., & Price, M. J. (2021). How are students' emotions related to the accuracy of cognitive and metacognitive processes during learning with an intelligent tutoring system? *Learning and Instruction*, 72, 101200. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2019.04.001>
- Tinto, V. (1994). *Leaving College: Rethinking the Causes and Cures of Student Attrition*. University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226922461.001.0001>

- Tinto, V. (2017). Through the Eyes of Students. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 19(3), 254–269. <https://doi.org/10.1177/1521025115621917>
- Trappey, A. J. C., Lin, A. P. C., Hsu, K. Y. K., Trappey, C. V., & Tu, K. L. K. (2022a). Development of an Empathy-Centric Counseling Chatbot System Capable of Sentimental Dialogue Analysis. *Processes*, 10(5), 930. <https://doi.org/10.3390/pr10050930>
- Trappey, A. J. C., Lin, A. P. C., Hsu, K. Y. K., Trappey, C. V., & Tu, K. L. K. (2022b). Development of an Empathy-Centric Counseling Chatbot System Capable of Sentimental Dialogue Analysis. *Processes*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/pr10050930>
- Travers, C. J., Morisano, D., & Locke, E. A. (2015). Self-reflection, growth goals, and academic outcomes: A qualitative study. *British Journal of Educational Psychology*, 85(2), 224–241. <https://doi.org/10.1111/bjep.12059>
- Tsivitanidou, O., & Ioannou, A. (2021). Envisioned Pedagogical Uses of Chatbots in Higher Education and Perceived Benefits and Challenges. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Games and Virtual Environments for Learning* (Vol. 12785, pp. 230–250). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-77943-6_15
- Tunçel, K. (2024). Enhancing Human-Computer Interaction in Augmented Reality (AR) and Virtual Reality (VR) Environments: The Role of Adaptive Interfaces and Haptic Feedback Systems. *Human Computer Interaction*, 8(1), 9. <https://doi.org/10.62802/jfxtjt43>
- Turing, A. M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, LIX(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Turner, L., Weber, D. E., Santen, S. A., Olex, A. L., Baker, P., Overla, S., Shu, D., Randolph, A., & Kelleher, M. (2024). Making Use of Natural Language Processing to Better Understand Medical Students' Self-Assessment of Clinical Skills. *Academic Medicine*, 99(3), 285–289. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000005527>

- Ujkani, B., Minkovska, D., & Hinov, N. (2024). Course Success Prediction and Early Identification of At-Risk Students Using Explainable Artificial Intelligence. *Electronics*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/electronics13214157>
- UNESCO. (2023a). *Artificial intelligence in education*. <https://www.unesco.org/en/digital-education/artificial-intelligence>
- UNESCO. (2023b). *Guidance for generative AI in education and research*. <https://doi.org/10.54675/EWZM9535>
- Valiente, C., Swanson, J., & Eisenberg, N. (2012). Linking Students' Emotions and Academic Achievement: When and Why Emotions Matter. *Child Development Perspectives*, 6(2), 129–135. <https://doi.org/10.1111/j.1750-8606.2011.00192.x>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). *Attention Is All You Need* (Version 7). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1706.03762>
- Vereschagin, M., Wang, A. Y., Richardson, C. G., Xie, H., Munthali, R. J., Hudec, K. L., Leung, C., Wojcik, K. D., Munro, L., Halli, P., Kessler, R. C., & Vigo, D. V. (2024a). Effectiveness of the Minder Mobile Mental Health and Substance Use Intervention for University Students: Randomized Controlled Trial. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e54287. <https://doi.org/10.2196/54287>
- Vereschagin, M., Wang, A. Y., Richardson, C. G., Xie, H., Munthali, R. J., Hudec, K. L., Leung, C., Wojcik, K. D., Munro, L., Halli, P., Kessler, R. C., & Vigo, D. V. (2024b). Effectiveness of the Minder Mobile Mental Health and Substance Use Intervention for University Students: Randomized Controlled Trial. *J Med Internet Res*, 26, e54287. <https://doi.org/10.2196/54287>
- Vistorte, A. O. R., Deroncele-Acosta, A., Ayala, J. L. M., Barrasa, A., López-Granero, C., & Martí-González, M. (2024). Integrating artificial intelligence to assess emotions in learning environments: A systematic literature review.

Frontiers in Psychology, 15, 1387089.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1387089>

Waheed, H., Hassan, S.-U., Aljohani, N. R., Hardman, J., Alelyani, S., & Nawaz, R. (2020). Predicting academic performance of students from VLE big data using deep learning models. *Computers in Human Behavior*, 104, 106189. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.106189>

Walter, Y. (2024). Embracing the future of Artificial Intelligence in the classroom: The relevance of AI literacy, prompt engineering, and critical thinking in modern education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 15. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00448-3>

Wang, F. (2014). Learning teaching in teaching: Online reinforcement learning for intelligent tutoring. In J. Park, I. Stojmenovic, M. Choi, & F. Xhafa (Eds.), *Future Information Technology* (pp. 191–196). Springer.

Wang, W., Lee, H., Lin, C., Li, P., Huang, Y., & Wu, T. (2025). Enhancing students' learning outcomes in self-regulated virtual reality learning environment with learning aid mechanisms. *British Journal of Educational Technology*, 56(1), 366–387. <https://doi.org/10.1111/bjet.13512>

Wang, W., Zou, B., & Xue, S. (2023). AI technology used as a tool for enhancing university students' English speaking skills: Perceptions and practices. In S. Patnaik & T. Shen (Eds.), *Seventh International Conference on Mechatronics and Intelligent Robotics (ICMIR 2023)* (p. 97). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2689728>

Wang, X., Xu, X., Zhang, Y., Hao, S., & Jie, W. (2024). Exploring the impact of artificial intelligence application in personalized learning environments: Thematic analysis of undergraduates' perceptions in China. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1). <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04168-x>

Wang, Y., & Okamura, K. (2020). Automatic Generation of E-Learning Contents Based on Deep Learning and Natural Language Processing Techniques. In L. Barolli, Y. Okada, & F. Amato (Eds.), *Advances in Internet, Data and Web*

- Technologies* (Vol. 47, pp. 311–322). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-39746-3_33
- Wang, Y., Wang, Y., Xiao, Y., Escamilla, L., Augustine, B., Crace, K., Zhou, G., & Zhang, Y. (2025). *Evaluating an LLM-Powered Chatbot for Cognitive Restructuring: Insights from Mental Health Professionals* (Version 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2501.15599>
- Wei, L. (2023a). Artificial intelligence in language instruction: Impact on English learning achievement, L2 motivation, and self-regulated learning. *Frontiers in Psychology, 14*, 1261955. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1261955>
- Wei, L. (2023b). Artificial intelligence in language instruction: Impact on English learning achievement, L2 motivation, and self-regulated learning. *Frontiers in Psychology, 14*, 1261955. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1261955>
- Wells, L., & Bednarz, T. (2021). Explainable AI and Reinforcement Learning—A Systematic Review of Current Approaches and Trends. *Frontiers in Artificial Intelligence, 4*, 550030. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.550030>
- Weng, X., Xia, Q., Ahmad, Z., & Chiu, T. K. F. (2024). Personality traits for self-regulated learning with generative artificial intelligence: The case of ChatGPT. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 7*, 100315. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100315>
- WHO. (2021). *World Mental Health Report*. <https://www.who.int>
- Willoughby, D., & Evans, M. A. (2019). Self-Processes of Acceptance, Compassion, and Regulation of Learning in University Students with Learning Disabilities and/or ADHD. *Learning Disabilities Research & Practice, 34*(4), 175–184. <https://doi.org/10.1111/ldrp.12209>
- Winne, P. H., & Hadwin, A. F. (1998). Studying as self-regulated learning. In *Metacognition in educational theory and practice* (pp. 277–304). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Wong, B. Y.-Y., Wong, B. T.-M., & Pang, S. (2015). A Framework for Effectiveness of Institutional Policies on Technology-Enhanced Learning. In K. C. Li, T.-

- L. Wong, S. K. S. Cheung, J. Lam, & K. K. Ng (Eds.), *Technology in Education. Transforming Educational Practices with Technology* (Vol. 494, pp. 175–186). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-46158-7_18
- World Health Organization. (2013). Mental health action plan 2013-2020. In *Plan d'action global pour la santé mentale 2013-2020*. World Health Organization. <https://iris.who.int/handle/10665/89966>
- Worsley, J. D., Pennington, A., & Corcoran, R. (2022). Supporting mental health and wellbeing of university and college students: A systematic review of review-level evidence of interventions. *PLOS ONE*, 17(7), e0266725. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0266725>
- Xu, L., Luo, L., & Qin, R. (2021). Application of Intelligent Learning Environment in the Education of People with Dyslexia. *2021 2nd International Conference on Information Science and Education (ICISE-IE)*, 1657–1660. <https://doi.org/10.1109/ICISE-IE53922.2021.00366>
- Yakkala, K. K. (2024). AI and VR Integration in E-Learning: Designing meaningful learning environments. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 13(1), 783–791. <https://doi.org/10.30574/wjaets.2024.13.1.0496>
- Yang, S. (2025). The Role of AI in Achieving Inclusive Education. *Communications in Humanities Research*, 64(1), 193–197. <https://doi.org/10.54254/2753-7064/2024.19654>
- Yeguas-Bolivar, E., Alcalde-Llergo, J. M., Aparicio-Martinez, P., Taborri, J., Zingoni, A., & Pinzi, S. (2022). Determining the Difficulties of Students With Dyslexia via Virtual Reality and Artificial Intelligence: An Exploratory Analysis. *2022 IEEE International Conference on Metrology for Extended Reality, Artificial Intelligence and Neural Engineering (MetroXRaine)*, 585–590. <https://doi.org/10.1109/MetroXRaine54828.2022.9967589>
- Yun, S. T., Olsen, S. K., Quigley, K. C., Cannady, M. A., & Hartry, A. (2023). A Review of Augmented Reality for Informal Science Learning: Supporting

- Design of Intergenerational Group Learning. *Visitor Studies*, 26(1), 1–23.
<https://doi.org/10.1080/10645578.2022.2075205>
- Zane, E. (2025). Il fenomeno del drop-out universitario tra benessere e professioni educative. Una lettura pedagogica. In A. Bartolini, F. Batini, M. De Santis, M. Milella, P. Malavasi, A. Morganti, A. Rosati, R. Salvato, A. Signorelli, & M. Sannipoli (Eds.), *La formazione iniziale e continua degli insegnanti. Relazioni, comunicazione, metodi* (pp. 177–183). Pensa MultiMedia.
<https://hdl.handle.net/10807/308476>
- Zang, S., & Shen, X. (2024). Impact of Mobile Learning on Self-Regulated Learning Abilities of Higher Education Students. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*, 18(14), 177–194.
<https://doi.org/10.3991/ijim.v18i14.50273>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39.
<https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zeidner, M., Matthews, G., & Roberts, R. D. (2009). *What We Know about Emotional Intelligence: How It Affects Learning, Work, Relationships, and Our Mental Health*. The MIT Press.
<https://doi.org/10.7551/mitpress/7404.001.0001>
- Zhai, S., Zhang, S., Rong, Y., & Rong, G. (2025). Technology-driven support: Exploring the impact of artificial intelligence on mental health in higher education. *Education and Information Technologies*.
<https://doi.org/10.1007/s10639-025-13352-8>
- Zhang, J., Peng, C., & Chen, C. (2024). Mental health and academic performance of college students: Knowledge in the field of mental health, self-control, and learning in college. *Acta Psychologica*, 248, 104351.
<https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104351>
- Zhang, J., & Zhang, Z. (2024). AI in teacher education: Unlocking new dimensions in teaching support, inclusive learning, and digital literacy. *Journal of*

- Computer Assisted Learning*, 40(4), 1871–1885.
<https://doi.org/10.1111/jcal.12988>
- Zhao, Z. (2024). A Comprehensive Review of Reinforcement Learning in Intelligent Allocation and Optimization of Educational Resources. *Journal of Economic Theory and Business Management*, 1(6), 15–24.
<https://doi.org/10.70393/6a6374616d.323436>
- Zhong, H.-X., Chang, J.-H., Lai, C.-F., Chen, P.-W., Ku, S.-H., & Chen, S.-Y. (2024). Information undergraduate and non-information undergraduate on an artificial intelligence learning platform: An artificial intelligence assessment model using PLS-SEM analysis. *Education and Information Technologies*, 29(4), 4371–4400. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11961-9>
- Zimmerman, B. J. (2000). Attaining Self-Regulation. In *Handbook of Self-Regulation* (pp. 13–39). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50031-7>
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64–70.
https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2
- Zimmerman, B. J. (2015). Self-Regulated Learning: Theories, Measures, and Outcomes. In *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences* (pp. 541–546). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.26060-1>
- Zimmerman, B. J., & Schunk, D. H. (Eds.). (2013). *Self-Regulated Learning and Academic Achievement* (0 ed.). Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9781410601032>
- Zollanvari, A., Kizilirmak, R. C., Kho, Y. H., & Hernandez-Torrano, D. (2017). Predicting Students' GPA and Developing Intervention Strategies Based on Self-Regulatory Learning Behaviors. *IEEE Access*, 5, 23792–23802.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2740980>

- Zullo, A., Passaro, A., Gioia, M. D., Curcio, E., & Stasolla, F. (2024a). Le chatbot per promuovere la salute mentale degli studenti universitari. Una narrative review. *Sistemi intelligenti*, (3), 617–629. <https://doi.org/10.1422/115334>
- Zullo, A., Passaro, A., Gioia, M. D., Curcio, E., & Stasolla, F. (2024b). Le chatbot per promuovere la salute mentale degli studenti universitari. Una narrative review. *Sistemi intelligenti, Rivista quadrimestrale di scienze cognitive e di intelligenza artificiale*, (3/2024), 617–629. <https://doi.org/10.1422/115334>

Indice

_Toc223538959

Abstract.....	2
Introduzione	4
Capitolo 1 Benessere e performance in ambito accademico	7
1.1. Un primo sguardo ai numeri.....	8
1.2. Il <i>dropout</i> accademico	11
1.3. Uno sguardo sugli approcci tradizionali.....	25
Capitolo 2 Le nuove frontiere per le sfide in ambito universitario.....	42
2.1. L'IA.....	44
2.2. Le tecnologie immersive multimodali	67
2.3. Prospettive per un modello integrato	76
Capitolo 3 Evidenze e prospettive	94
3.1. <i>DL e RL for assessing and enhancing academic performance in university students. A scoping review</i>	96
3.2. <i>Artificial Intelligence and Self-Regulated Learning in University Students. A Systematic Review</i>	101
3.3. Le chatbot per il supporto emotivo negli studenti universitari. Una scoping review	106
3.4. Analisi congiunta degli studi.....	109
3.5. Gap conoscitivi trasversali.....	113
Capitolo 4 Uno studio qualitativo sull'utilizzo dell'IA per promuovere il benessere psicologico e l'apprendimento negli studenti universitari	116
4.1. Introduzione	116
4.2. Metodo.....	118
4.3. Risultati	126

4.4. Discussione.....	151
4.5. Limiti dello studio	159
4.6. Raccomandazioni per atenei, docenti e servizi di supporto ...	164
Conclusioni	167
Appendice	173
Abbreviazioni.....	182
Bibliografia	183