

Using artificial intelligence to predict early school leaving in secondary education: A critical perspective

Predire la dispersione scolastica nella scuola secondaria attraverso l'intelligenza artificiale: una riflessione critica

Massimo Marcuccio^a, Maria Elena Tassinari^{b,1}

^a *Alma Mater Studiorum - Università di Bologna*, massimo.marcuccio@unibo.it

^b *Alma Mater Studiorum - Università di Bologna*, mariaelena.tassinari3@unibo.it

Abstract

This study presents a critical reflection on the possible adoption of predictive artificial intelligence (PAI) in secondary schools as a strategy to address early school leaving. Following a reconstruction of the concept of dropout, the paper explores the potential transfer of predictive models – originally developed in higher education – into school contexts, highlighting key epistemological, educational, and ethical challenges. It argues that the potential implementation of PAI requires not only technical adjustments, but the construction of an interpretive infrastructure grounded in educational principles, informed by educational justice, epistemic transparency, and the recognition of student diversity. Finally, the article calls for a critical examination of the performative and transformative dimensions of predictive knowledge in educational settings.

Keywords: predictive artificial intelligence; early school leaving; secondary school; critical reflection.

Sintesi

Il contributo sviluppa una riflessione critica sulla possibile adozione dell'intelligenza artificiale predittiva (IAP) nella scuola secondaria per il contrasto alla dispersione scolastica. Dopo una ricostruzione del concetto di dispersione, si esamina il potenziale trasferimento dei modelli predittivi già sperimentati in ambito universitario ai contesti scolastici, mettendone in luce le criticità epistemologiche, educative ed etiche. Si sostiene che l'eventuale scelta di introdurre l'IAP richieda non un semplice adattamento tecnico, ma la costruzione di un'infrastruttura interpretativa di matrice pedagogica, fondata su criteri di giustizia educativa, trasparenza epistemica e riconoscimento delle diversità. L'articolo invita infine a interrogare criticamente la natura performativa e trasformativa della conoscenza predittiva nei contesti educativi.

Parole chiave: intelligenza artificiale predittiva; dispersione scolastica; scuola secondaria; riflessione critica.

¹ Il presente contributo è frutto della collaborazione tra i due autori. In particolare Massimo Marcuccio ha scritto i paragrafi 5, 6, 7, 8, 9, 10 e Maria Elena Tassinari i paragrafi 1, 2, 3, 4.

1. Introduzione

La ‘dispersione scolastica’² rappresenta una delle sfide principali dei sistemi educativi contemporanei, non solo per la sua rilevanza empirica, ma anche per la complessità semantica e strutturale che la caratterizza³. Le sue forme – esplicite e implicite – sollevano interrogativi che vanno oltre la misurazione quantitativa, coinvolgendo dimensioni linguistiche e normative. Come osservato da Gattullo (1991), Giovannini (1998; 2003) e Ricci (2019), il linguaggio con cui si nomina la dispersione orienta le pratiche istituzionali, contribuendo a effetti selettivi anche in assenza di espulsione formale.

I dati dell’Organization for Economic Cooperation and Development (OECD, 2024) e della Commissione Europea (EC, 2024) confermano per l’Italia disuguaglianze persistenti nei tassi di completamento scolastico, con forti divari territoriali, di genere e migratori. Alla dispersione esplicita si affianca quella implicita, che riguarda studenti presenti ma privi di competenze adeguate.

In tale contesto emerge l’interesse nascente per strumenti predittivi basati su intelligenza artificiale (IA), già applicati in ambito universitario a supporto delle politiche di *retention*. Tuttavia, il trasferimento alla scuola secondaria pone interrogativi pedagogici ed etici. L’uso di variabili sensibili può produrre *bias* ed effetti performativi (Eegdeman et al., 2023; Rosdiana et al., 2024; Zafari et al., 2022), sollecitando una riflessione critica sulla neutralità dei modelli (Biesta, 2010; Bourdieu & Passeron, 1972; Hacking, 1995) e sulla loro compatibilità con la funzione educativa della scuola.

Alla luce di questi elementi, il contributo sviluppa un’analisi critica della possibilità di trasferire i modelli di intelligenza artificiale predittiva (IAP) alla scuola secondaria, sottolineando – qualora se ne ipotizzi l’adozione – la necessità di costruire un’infrastruttura interpretativa⁴ pedagogicamente fondata, ispirata a criteri di giustizia educativa, trasparenza epistemica e inclusività. L’analisi si articola in tre direzioni: ricostruzione teorica, esame delle evidenze empiriche e problematizzazione delle condizioni di trasferibilità.

2. ‘Dispersione scolastica’: un nodo semantico e politico-statistico

Un uso critico dell’IAP richiede, come primo passo, una riflessione sul significato del concetto di ‘dispersione scolastica’. Le parole con cui si nomina il fenomeno – dispersione, *dropout*, selezione, *early school leavers* – riflettono visioni diverse della funzione della scuola e orientano le modalità con cui il fenomeno è percepito, misurato e affrontato. Già Gattullo (1991) evidenziava come sostituire “selezione” con “dispersione” spostasse la

² Per sottolineare la complessità concettuale, l’espressione ‘dispersione scolastica’ è utilizzata tra apici.

³ Assumiamo la definizione di ‘dispersione scolastica’ dell’AGIA (2022, p. 20): “Mancata, incompleta o irregolare fruizione dei servizi dell’istruzione e formazione da parte dei giovani in età scolare”.

⁴ Definiamo l’infrastruttura interpretativa un sistema di persone, strumenti e processi che consentono un’analisi critica e contestualizzata di fenomeni complessi, facilitandone la comprensione (Biesta, 2010; Eubanks, 2018; Rouvroy & Berns, 2013; Williamson, 2017).

responsabilità dal sistema scolastico agli studenti. Su questa linea, Giovannini (1998; 2003) ha approfondito il carattere implicito, stratificato e cumulativo dei meccanismi selettivi, mentre Ricci (2019) ha riproposto l'estensione del concetto di *dispersione implicita* oltre l'abbandono formale. Queste prospettive critiche hanno trovato ulteriori sviluppi in Batini (2023), che ha criticato la dipendenza esclusiva da indicatori quantitativi, e in Salatin (2021), che ha proposto un approccio capace di cogliere la complessità del fenomeno.

Alla luce di queste prospettive, anche i dati statistici andrebbero sempre letti all'interno di cornici teoriche esplicite. Se isolati dal contesto concettuale che li fonda, rischiano infatti di riprodurre una rappresentazione riduzionista del fenomeno. Le più recenti evidenze internazionali – come quelle dell'OECD (2024) e della Commissione Europea (EC, 2024) – richiedono dunque una rilettura teoricamente orientata, capace di tenere insieme indicatori e significati.

3. Le evidenze statistiche sulla dispersione

Il rapporto dell'OECD (2024) evidenzia un miglioramento dei tassi di completamento della scuola secondaria superiore nei Paesi OCSE (78% nel 2023), ma in Italia persistono forti disuguaglianze: il 23% degli uomini e il 17% delle donne tra i 25 e i 34 anni non ha completato il ciclo, rispetto alla media OECD del 15% e 12%. La quota complessiva di giovani adulti senza diploma nei Paesi OECD è scesa dal 17% (2016) al 14% (2023); in Italia la diminuzione è più lenta (dal 25% al 23% per gli uomini, dal 19% al 17% per le donne).

La Commissione Europea (2024) riporta per l'Italia un tasso di abbandono precoce al 10,5%, superiore alla media UE (9,5%) e lontano dall'obiettivo del 9% entro il 2030. Le disuguaglianze restano marcate: 13,6% per i ragazzi, 9,1% per le ragazze, 25,5% tra i giovani nati all'estero. La dispersione implicita coinvolge il 6,6% degli studenti, con picchi oltre il 10% nel Mezzogiorno.

Le disuguaglianze rilevate nei dati per genere, territorio e origine migratoria – in particolare tra i giovani nati all'estero e nelle regioni meridionali – sembrano indicare che la dispersione non è solo il risultato di scelte individuali, ma si intreccia con fattori sociali, culturali e strutturali. Anche il fenomeno della dispersione implicita, rilevato in modo disomogeneo sul territorio, sollecita una riflessione sulla partecipazione reale degli studenti alla vita scolastica.

4. Le politiche di intervento: una possibile apertura all'IAP

In questa direzione, l'OECD (2024) invita a superare il solo dato relativo al completamento formale, promuovendo metriche centrate sulla qualità dell'esperienza educativa. In egual modo, l'Agenzia Garante per l'Infanzia e l'Adolescenza (AGIA, 2022) propone un approccio multilivello (istituzionale, sociale e territoriale) al contrasto della dispersione che valorizza l'osservazione professionale, l'aggiornamento del quadro conoscitivo e la creazione di un osservatorio permanente. In questo impianto, le scuole assumono un ruolo strategico attraverso alleanze educative, accompagnamenti personalizzati e identificazione precoce dei segnali di rischio. Pur senza menzionare esplicitamente l'IAP, l'AGIA sottolinea l'importanza dell'interoperabilità tra sistemi informativi (es. anagrafe studenti, INPS, ASL) per un monitoraggio tempestivo e unitario. L'attenzione a questo aspetto

potrebbe aprire uno spazio potenziale per l'introduzione di strumenti di IAP sollevando però interrogativi sulla sua coerenza con la funzione educativa della scuola e sui rischi di derive tecnocratiche, anche in caso di uso educativo, contestualizzato e riflessivo.

5. L'uso dell'IAP in contesto universitario

Nel contesto universitario, l'uso dell'IAP basata su *machine learning* (ML) si è consolidato come strategia per identificare precocemente studenti a rischio.

Numerosi studi internazionali (Adnan et al., 2021; Albreiki et al., 2021; Eegdeman et al., 2023; Kiss et al., 2022; Kumar et al., 2025; Reethika & Priya, 2024; Rosdiana et al., 2024; Tito et al., 2023; Zingaro et al., 2020) hanno analizzato l'IAP nell'istruzione superiore, utilizzando algoritmi differenti (Random Forest, SVM, XGBoost, reti neurali, ensemble models) e valutando performance, accuratezza e sensibilità. Le variabili più usate includono rendimento, comportamento online, dati socio-anagrafici e amministrativi.

Una parte significativa della ricerca sull'IAP in ambito universitario si basa su ambienti di apprendimento online (es., MOOC, *virtual learning environment*), che offrono una disponibilità di dati digitali ampia, continua e strutturata (Adnan et al., 2021; Albreiki et al., 2021). Tuttavia, anche nei contesti universitari tradizionali o misti (Eegdeman et al., 2023; Kiss et al., 2022; Tito et al., 2023; Zingaro et al., 2020), i modelli predittivi si fondano su infrastrutture dati, sistemi informativi e risorse analitiche generalmente non presenti nella scuola secondaria.

Le evidenze mostrano i vantaggi dell'uso dell'IAP (interventi tempestivi, personalizzazione, miglioramento della governance), ma anche criticità (falsi positivi, qualità dei dati, *bias* socioeconomici e incertezze applicative). Alcuni autori (Eegdeman et al., 2023) segnalano inoltre effetti performativi ed etichettamenti impliciti.

Nessuno degli studi affronta il trasferimento dell'IAP alla scuola secondaria, forse proprio perché le differenze istituzionali e pedagogiche rendano questo passaggio tutt'altro che ovvio. Il confronto con l'università è quindi solo una fase preliminare: ogni trasferimento – ove ritenuto legittimo – non può essere dato per scontato, e richiede un ripensamento epistemologico, educativo ed etico, che comprenda anche la possibilità di escludere tali modelli dal contesto scolastico.

6. L'IAP nella scuola secondaria

A differenza dell'università, la scuola è un'istituzione obbligatoria, orientata alla formazione integrale dei soggetti in età evolutiva, e vincolata da specifici quadri normativi. In questo contesto, l'introduzione dell'IAP non può essere considerata una semplice estensione tecnica, ma solleva questioni pedagogiche, etiche e istituzionali di rilievo.

La letteratura sull'uso dell'IAP nella scuola secondaria è ancora limitata. Tuttavia, alcuni studi recenti (Chen & Ding, 2023; Lavado et al., 2022; Şara et al., 2015; Zafari et al., 2022) consentono di identificare tendenze emergenti e criticità. Le applicazioni variano dalla previsione del dropout alla personalizzazione dell'apprendimento, tramite ML (Random Forest, SVM, Gradient Boosted Trees, XGBoost, reti neurali).

Lo studio di Şara et al. (2015) costituisce un esempio di applicazione diretta al dropout scolastico, con risultati di accuratezza elevati (93,5%). Il lavoro di Lavado et al. (2022)

propone un approccio “student-centered” e si concentra sull’equilibrio tra performance predittiva e interpretabilità per facilitarne l’uso da parte degli insegnanti. Chen e Ding (2023) esplorano il rendimento in matematica e lettura, evidenziando i rischi legati all’uso di variabili socioeconomiche. Zafari et al. (2022) offrono una rassegna delle applicazioni IA nei contesti K-12.

Gli studi analizzati mostrano che l’applicazione dell’IAP alla scuola secondaria non può essere trattata come un semplice adattamento tecnico ma richiede una riflessione sulle finalità educative, le condizioni epistemologiche e le implicazioni etiche. Tra i nodi critici emergono la qualità e disponibilità dei dati, le difficoltà di implementazione, il rischio di disuguaglianze e stigmatizzazione nonché la distanza tra la logica performativa dell’università e la funzione inclusiva e relazionale della scuola. Ogni ipotesi di adozione va dunque valutata anche rispetto alla possibilità – altrettanto legittima – di escludere l’IAP dal contesto scolastico.

7. Trasferire l’IAP alla scuola secondaria

Trasferire l’IAP alla scuola secondaria implica quindi una ridefinizione delle traiettorie scolastiche considerate a rischio, con conseguenze tutt’altro che neutre.

Sul piano tecnico e strutturale, i modelli predittivi affidabili richiedono dati strutturati, continui e granulari (Şara et al., 2015) ma il sistema scolastico italiano soffre di frammentarietà informativa, carenze infrastrutturali e scarsa interoperabilità tra banche dati (MI, 2022; MIM, 2024). Nonostante i progressi nella digitalizzazione, come rilevano il Garante per la protezione dei dati personali (GPDP, 2023) e l’AGIA (2022), le condizioni attuali configurano uno scenario ancora prospettico. Inoltre, i dati scolastici riflettono traiettorie più discontinue e legate a fattori esogeni (famiglia, salute, territorio) che si scontrano con le resistenze da parte di insegnanti e dirigenti scolastici nei confronti dell’uso sistematico dei dati (Lockton et al., 2020).

Vi sono infine implicazioni etiche e temporali: la scuola richiede interventi tempestivi (Lavado et al., 2022), ma ciò non può giustificare la semplificazione. L’uso di variabili demografiche o socioeconomiche può introdurre *bias* con rischi di stigmatizzazione, specie in presenza di minori (Eegdeeman et al., 2023; Rosdiana et al., 2024). Per questo motivo, l’IAP non va orientata alla classificazione precoce, ma alla comprensione dei segnali di fragilità e alla costruzione di contesti di accompagnamento. In questa direzione si colloca la proposta anticipatrice di Giovannini (2003), che vedeva negli strumenti predittivi un supporto all’azione educativa per potenziare la capacità di dirigenti e docenti di cogliere segnali deboli e attivare interventi personalizzati.

Ogni ipotesi di adozione dell’IAP nella scuola secondaria richiede un’infrastruttura interpretativa condivisa, basata su regole chiare per l’accesso e l’uso dei dati, dispositivi di trasparenza e forme di accompagnamento professionale. In questa prospettiva, il dato predittivo dovrebbe essere inteso non come prescrizione, ma come risorsa conoscitiva a supporto di una lettura situata della complessità scolastica.

L’eventuale introduzione dell’IAP, inoltre, può acquisire valore educativo solo se inserita all’interno di un ecosistema di pratiche scolastiche consolidate: tutoraggio tra pari, didattica cooperativa, osservazione professionale e dialogo scuola-famiglia. (Keppens & Spruyt, 2020; Salatin, 2021; Wilson & Tanner-Smith, 2013). Tali pratiche restano risorse primarie e non sostituibili e solo un uso preventivo e riflessivo dei dati può eventualmente

potenziarle.

Le discontinuità evidenziate sollevano infine una questione di fondo: l'uso dell'IAP nella scuola secondaria potrebbe rivelarsi non solo complesso o rischioso, ma potenzialmente incompatibile con la funzione educativa della scuola. La logica probabilistica che guida l'IAP tende a trasformare i percorsi scolastici in profili di rischio, oscurando la dimensione relazionale, dialogica e trasformativa dell'insegnamento. In questo quadro, una *pedagogia della possibilità* – anziché della previsione – non è un'opzione alternativa, ma una condizione necessaria per preservare il senso educativo dell'azione scolastica.

8. La conoscenza predittiva e i limiti del determinismo algoritmico

Pur offrendo strumenti utili per anticipare le situazioni di rischio educativo, abbiamo visto che la conoscenza predittiva non è neutrale: fondata su correlazioni statistiche tende a irrigidire il futuro degli studenti in scenari probabilistici predefiniti. Come mostra Hacking (1995), le classificazioni non si limitano a descrivere la realtà: la producono, generando effetti normativi e identitari. Nel contesto scolastico, ciò può tradursi in etichettamenti precoci, soprattutto se si impiegano variabili socioeconomiche che, come evidenziano Bourdieu e Passeron (1972), riproducono le disuguaglianze anziché superarle.

Alla luce delle tre funzioni dell'educazione proposte da Biesta (2010) – qualificazione, socializzazione e formazione del sé come soggetto – un uso riduttivo dell'IAP finisce per privilegiare la prima, a scapito della terza, che esige apertura all'imprevisto e riconoscimento della singolarità. La logica predittiva, orientata alla standardizzazione e all'ottimizzazione ex-ante dei comportamenti, è difficilmente conciliabile con tale visione formativa. Anche sul piano ontologico, Heidegger (1991) ha mostrato come la tecnica moderna tenda a ridurre il mondo a 'fondo disponibile' (*Bestand*): in questa cornice, lo studente rischia di essere trattato solo come insieme di segnali da monitorare, classificare e prevedere. L'adozione dell'IAP nella scuola richiede dunque un confronto esplicito con la visione dell'umano che essa presuppone e trasmette.

9. I soggetti attuatori, destinatari, fruitori e utilizzatori degli esiti predittivi

Nell'ipotesi di attivazione di modelli di IAP, è essenziale chiarire anche chi sia legittimato a promuoverne e governarne l'adozione, e come distribuire in modo equo e trasparente le responsabilità all'interno del sistema educativo.

Un primo possibile scenario vede scuole, o dirigenti attivarsi autonomamente in collaborazione con università o enti specializzati sfruttando i dati interni alla scuola (amministrativi, valutativi, didattici). Tuttavia, le carenze infrastrutturali e la mancanza di competenze tecniche rendono spesso necessario il coinvolgimento di soggetti esterni.

Un secondo livello di intervento riguarda gli Uffici Scolastici Regionali o Provinciali, potenzialmente in grado di coordinare iniziative territoriali e integrare banche dati e letture sistemiche del fenomeno. Un terzo scenario, infine, ipotizza l'intervento di soggetti nazionali, come Invalsi o MIM, in grado di sviluppare e gestire modelli predittivi su larga scala, basati su dati longitudinali e standardizzati.

Tuttavia, un'ipotesi centralizzata solleva questioni teoriche ed etico-politiche. La valutazione predittiva rientra nei processi di *datificazione dell'educazione* (Williamson,

2017) e di *governamentalità algoritmica* (Rouvroy & Berns, 2013), in cui il rischio educativo è anticipato e modellato da sistemi automatizzati (Amoore, 2013; Eubanks, 2018). Ogni modello, come ricordano Baker e Hawn (2022), incorpora scelte implicite sui criteri di successo e vulnerabilità, condizionando l'interpretazione dei dati.

In questo quadro, l'etichettatura di studenti "a rischio" può produrre effetti performativi rilevanti, influenzando aspettative e relazioni educative (Eegdeman et al., 2023).

Ciò rafforza la necessità di una struttura interpretativa fondata su trasparenza algoritmica, equità educativa e riflessività critica. Come afferma Biesta (2010), solo un'educazione che preservi la soggettivazione e la trasformazione può contrastare la riduzione tecnocratica del rischio a mera predizione automatizzata.

È inoltre necessario stabilire chi possa accedere e utilizzare gli esiti predittivi – docenti, dirigenti, referenti per l'inclusione – e con quali responsabilità. Senza un quadro condiviso, si rischiano fraintendimenti e usi impropri. Anche le azioni attivabili a partire dai dati richiedono criteri chiari e discernimento professionale, come sottolineano Zafari et al. (2022).

Infine, il livello di granularità – nazionale, scolastico, individuale – incide sull'interpretazioni e sui rischi connessi: dati troppo dettagliati possono favorire la personalizzazione ma anche indurre etichettamenti precoci. Tutto ciò conferma l'urgenza di un'infrastruttura interpretativa condivisa, che guidi l'uso formativo, contestualizzato e non stigmatizzante dei dati.

10. Conclusioni

Le riflessioni sviluppate nel presente contributo convergono su un nodo centrale: l'adozione dell'IAP nella scuola secondaria non è una semplice scelta tecnica o gestionale, ma implica un ripensamento profondo della funzione educativa della scuola. In questa prospettiva, anticipare il rischio non significa solo favorire interventi precoci, ma trasformare il rischio stesso in traiettoria computabile, sottraendolo alla sua storicità situata e rendendolo oggetto di governo.

Tale trasformazione richiede vigilanza teorica e metodologica, poiché – come ricorda Heidegger (1991) – il pericolo della tecnica non risiede nell'efficienza, ma nella visione del mondo che essa impone. Trattare la scuola come "fondo disponibile" da ottimizzare e gli studenti come portatori di segnali computabili oscura la dimensione relazionale e trasformativa dell'educazione.

Questa diagnosi non implica necessariamente un rifiuto generalizzato dell'IAP, ma neppure ne giustifica l'adozione automatica: implica piuttosto una scelta responsabile che consideri, tra le opzioni legittime, anche quella di non adottarla.

I dati esaminati mostrano che, in ambito universitario e in alcune sperimentazioni scolastiche, l'IAP può offrire supporti utili, ma la loro efficacia empirica non può oscurare i limiti epistemologici della conoscenza predittiva che concorre a costruire ciò che intende descrivere.

Per queste ragioni, l'introduzione dell'IAP nella scuola secondaria può essere giustificata solo se accompagnata da un'infrastruttura interpretativa solida, capace di interrogare il senso della previsione, le sue condizioni simboliche e le implicazioni educative. Tuttavia, anche questa condizione – per quanto necessaria – non è sufficiente: serve un impegno

condiviso da parte di istituzioni, docenti e comunità educanti, a preservare un'immagine dell'educazione come spazio di possibilità, non come algoritmo di conferma. Da questo impegno dipende, in ultima analisi, la capacità di resistere alla riduzione tecnocratica del futuro educativo, riaffermando la responsabilità collettiva verso forme di apprendimento trasformativo ed eque.

Riferimenti bibliografici

- Adnan, M., Habib, A., Ashraf, J., & Khan, S. U. (2021). Predicting at-risk students at different percentages of course length for early intervention using machine learning models. *IEEE Access*, 9, 7519–7539. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3049446>
- AGIA. Agenzia Garante per l'Infanzia e l'Adolescenza (2022). *La dispersione scolastica in Italia: un'analisi multifattoriale. Documento di studio e di proposta*. <https://www.garanteinfanzia.org/sites/default/files/2022-06/dispersione-scolastica-2022.pdf>
- Albreiki, B., Zaki, N., & Alashwal, H. (2021). A systematic literature review of students' performance prediction using machine learning techniques. *Education Sciences*, 11(9), 552. <https://doi.org/10.3390/educsci11090552>
- Amoore, L. (2013). *The politics of possibility: Risk and security beyond probability*. Duke University Press.
- Baker, R. S., & Hawn, A. (2022). Algorithmic bias in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32, 1052–1092. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00285-9>
- Batini, F. (2023). Un panorama lunare: la dispersione scolastica. *Ricercazione*, 15(1), 19–31. <https://doi.org/10.32076/RA15101>
- Biesta, G. (2010). *Good education in an age of measurement: Ethics, politics, democracy*. Routledge.
- Bourdieu, P., & Passeron, J.-C. (1972). *La riproduzione: Elementi per una teoria del sistema scolastico*. Guaraldi.
- Chen, S., & Ding, Y. (2023). A machine learning approach to predicting academic performance in Pennsylvania's schools. *Social Sciences*, 12(3), 118. <https://doi.org/10.3390/socsci12030118>
- Commissione Europea (2024). *Relazione di monitoraggio del settore dell'istruzione e della formazione 2024 ITALIA*. Ufficio delle pubblicazioni dell'Unione europea. <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/fl5eb5-ac6e-11ef-acb1-01aa75ed71a1/language-it>
- Eegdeman, I., Cornelisz, I., Meeter, M., & van Klaveren, C. (2023). Identifying false positives when targeting students at risk of dropping out. *Education Economics*, 31(3), 313–325. <https://doi.org/10.1080/09645292.2022.2067131>
- Eubanks, V. (2018). *Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor*. St. Martin's Press.
- Gattullo, M. (1991). *Questioni attuali di politica scolastica*. Clueb.

- GPDP. Garante per la protezione dei dati personali (2023). *La scuola a prova di privacy - Vademecum ed.* 2023. <https://www.garanteprivacy.it/web/guest/home/docweb/-/docweb-display/docweb/9886884>
- Giovannini, M. L. (1998), Le ricerche di M. Gattullo sulla selezione nella scuola dell'obbligo. In E. Morgagni (Ed.), *Adolescenti e dispersione scolastica* (pp. 113–131). Carocci.
- Giovannini, M. L. (2003), Dall'Osservatorio alla voce dei dispersi: un percorso di ricerca. In B. Giullari (Ed.), *Verso un Osservatorio sulla scolarità* (pp. 151–160). Carocci.
- Hacking, I. (1995). The looping effects of human kinds. In D. Sperber, D. Premack & A. J. Premack (Eds.), *Causal cognition: A multidisciplinary debate* (pp. 351–394). Oxford University Press.
- Heidegger, M. (1991). *Saggi e discorsi*. Mursia.
- Keppens, G., & Spruyt, B. (2020). The impact of interventions to prevent truancy: A review of the research literature. *Studies in Educational Evaluation*, 65, 100840.
- Kiss, V., Maldonado, E., & Segall, M. (2022). The use of semester course data for machine learning prediction of college dropout rates. *Journal of Higher Education Theory and Practice*, 22(4), 64–74. <https://articlegateway.com/index.php/JHETP/article/view/5130/4888>
- Kumar, N. B. M., Chithrakumar, T., Thangarasan, T., & Logamurthy, P. (2025). AI-powered early detection and prevention system for student dropout risk. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 11(1), 78–86. <https://www.ijcesen.com/index.php/ijcesen/article/view/839/480>
- Lavado, S., Mateus, M., & Zejnilovic, L. (2022). The performance-actionability trade-off in retention prediction at Middle School. In *2022 21st IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)* (pp. 531–536).
- Lockton, M., Weddle, H., & Datnow, A. (2020). When data don't drive: Teacher agency in data use efforts in low-performing schools. *School Effectiveness and School Improvement*, 31(2), 243–265. <https://doi.org/10.1080/09243453.2019.1647442>.
- MI. Ministero dell'Istruzione. (2022). *Piano Scuola 4.0*. https://pnrr.istruzione.it/wp-content/uploads/2022/07/PIANO_SCUOLA_4.0_VERSIONE_GRAFICA.pdf
- MIM. Ministero dell'Istruzione e del Merito. (2024). *Osservatorio Scuola Digitale*. <https://scuoladigitale.istruzione.it/wp-content/uploads/2024/07/Report-Osservatorio-Scuola-Digitale-2024.pdf>
- OECD. Organization for Economic Co-operation and Development (2024). *Education at a Glance 2024: OECD Indicators*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/c00cad36-en>
- Reethika, R., & Priya, K. R. (2024). Using AI powered predictive analytics tools to identify students falling behind or dropping out. In S. K. Gupta & J. Rosak-Szyrocka (Eds.), *Innovation in the University 4.0 System Based on Smart Technologies* (pp. 101–115). CRC Press.
- Ricci, R. (2019). La dispersione scolastica implicita. *Induzioni: demografia, probabilità, statistica a scuola*, 58(1), 41–48.

- Rosdiana, Sunandar, E., Purnama, A., Arribathi, A. H., Yusuf, D. A., & Daeli, O. P. M. (2024). Strategies and consequences of AI-enhanced predictive models for early identification of students at risk. In *2024 3rd International Conference on Creative Communication and Innovative Technology (ICCIT)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCIT62134.2024.10701122>
- Rouvroy, A., & Berns, T. (2013). Algorithmic governmentality and prospects of emancipation. *Réseaux*, 177(1), 163–196. https://shs.cairn.info/article/E_RES_177_0163/pdf?lang=en
- Salatin, A. (2021) La dispersione scolastica in Italia: i risultati di una recente indagine dell'AGIA. *Giovani e comunità locali*, 3, 39–50. https://www.giovaniecomunitalocali.it/wp-content/uploads/2022/11/21_3_salatin.pdf
- Şara, N.-B., Halland, R., Igel, C., & Alstrup, S. (2015). High-school dropout prediction using machine learning: A Danish large-scale study. In *Proceedings of the 23rd European Symposium on Artificial Neural Networks* (pp. 319–324). <https://www.esann.org/sites/default/files/proceedings/legacy/es2015-86.pdf>
- Tito, A. E. A., Condori, B. O. H., & Vera, Y. P. (2023). Análisis comparativo de Técnicas de MachineLearning para la predicción de casos de deserción universitaria. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 51(9), 84–98. <https://doi.org/10.17013/risti.51.84-98>
- Williamson, B. (2017). *Big data in education: The digital future of learning, policy and practice*. Sage.
- Wilson, S. J., & Tanner-Smith, E. E. (2013). Dropout prevention and intervention programs for improving school completion among school-aged children and youth: A systematic review. *Journal of the Society for Social Work and Research*, 4(4), 357–372.
- Zafari, M., Bazargani, J. S., Sadeghi-Niaraki, A., & Choi, S. M. (2022). Artificial intelligence applications in K-12 education: A systematic literature review. *IEEE Access*, 10, 61905–61921. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3179356>
- Zingaro, D., Del Zozzo, A., Del Bonifro, F. & Gabrielli, M. (2020). Predictive models for effective policy making against university dropout. *Form@re. Open Journal per la Formazione in Rete*, 20(3), 165–175. <http://dx.doi.org/10.13128/form-9767>