



Gruppo di lavoro sulle tecniche  
di insegnamento e di apprendimento

<https://riviste.unige.it/index.php/glia/index>  
2975-0075

N° 4 - Anno 2025  
pp. 222-253

# I Learning Analytics per l'evoluzione nell'Higher Education

## Strategie e riflessioni da uno studio di caso

Federica PELIZZARI<sup>1</sup>, Cristiano SALA<sup>2</sup>, Elena TASSALINI<sup>3</sup>

*1* CREMIT, Università Cattolica del Sacro Cuore, Milano (MI), [federica.pelizzari@unicatt.it](mailto:federica.pelizzari@unicatt.it)

*2* ILAB, Università Cattolica del Sacro Cuore, Milano (MI)

*3* ILAB, Università Cattolica del Sacro Cuore, Milano (MI)

Open Access article distributed under CC BY-NC-ND 4.0  
Copyright © Genova University Press

## **Abstract**

Nell'ambito dell'Higher Education, la crescente diffusione dei Learning Analytics sta rivoluzionando l'approccio alla didattica e all'apprendimento. La loro implementazione non solo semplifica il processo decisionale, ma costituisce un passo significativo verso una visione più integrata e informata dell'Higher Education nel suo complesso, aprendo la strada a un apprendimento più personalizzato e all'adattamento continuo delle pratiche didattiche.

Questo caso studio pilota si concentra sull'integrazione di strumenti avanzati di analisi dell'apprendimento all'interno di un programma di Laurea Magistrale, con l'obiettivo di potenziare le pratiche didattiche e favorire lo sviluppo professionale del corpo docente.

Il fulcro dell'indagine riguarda l'impatto delle analisi dell'apprendimento sul rendimento degli studenti, sulle metodologie didattiche e sull'efficacia complessiva nell'Higher Education. Particolare enfasi è posta sulla massimizzazione dei benefici derivanti dall'implementazione dei Learning Analytics, mirando a migliorare le tecniche didattiche e incentivare il Faculty Development.

L'applicazione di dati e strumenti di Learning Analytics coinvolge diversi aspetti, tra cui la progettazione del corso, l'engagement degli studenti e le interazioni docente-studente. L'obiettivo è quantificare gli effetti tangibili dei Learning Analytics sul miglioramento della qualità della didattica, fornendo una base empirica per comprendere come queste analisi possano essere un catalizzatore per l'innovazione educativa.

I risultati ottenuti evidenziano il ruolo cruciale dei Learning Analytics nel fornire dati dettagliati sulle performance e l'engagement degli studenti, valorizzando la sempre più grande necessità di creazione di un'architettura dati avanzata che generi dashboard personalizzate per specifici ruoli e contesti e promuovendo una cultura data-driven che supporti il processo decisionale basato sui dati all'interno dell'Higher Education.

## **Keywords**

## 1. Introduzione<sup>1</sup>

L'Università Cattolica del Sacro Cuore (UCSC) ha iniziato ad interessarsi al tema dei Learning Analytics nel 2018 e, dopo diverse esperienze di sviluppo di proof-of-concept, ha lanciato il suo primo progetto nel 2022. Il progetto mira a migliorare la misurazione, la raccolta, l'analisi e la presentazione dei dati relativi alle attività degli studenti sulle piattaforme didattiche digitali, tra cui Blackboard (Anthology) Learn, Blackboard Collaborate Ultra e Panopto. I dati provenienti da queste piattaforme sono inoltre integrati con informazioni relative alla carriera degli studenti e alla loro partecipazione alle lezioni in presenza, con l'obiettivo generale di promuovere una comprensione più profonda e migliorare i processi di insegnamento e apprendimento e degli ambienti in cui questi processi si attuano.

Il progetto è iniziato con una revisione completa della letteratura disponibile, che ha portato all'identificazione di tre aspetti fondamentali: la frequenza in classe, le attività di apprendimento online e la valutazione (Ifenthaler & Yau, 2020). Sono stati selezionati due corsi di una laurea magistrale blended in Media Education per costituire un caso pilota ed è stato sviluppato e implementato un flusso di lavoro per estrarre accuratamente i dati. I principali stakeholder sono stati intervistati nell'ambito di questo flusso di lavoro con lo scopo di mettere a fuoco i dati di loro interesse e delinearne al tempo stesso la più efficace modalità di visualizzazione. Dopo aver analizzato i requisiti acquisiti e averne stabilito la fattibilità, sono stati sviluppati e implementati costruendo un set di dati correlati provenienti da tutte le piattaforme di interesse. Un aspetto essenziale di questo flusso di lavoro è stata la convalida quantitativa dei dati attraverso la generazione di report e dashboard corrispondenti a quelli forniti dalle piattaforme e la messa a

---

<sup>1</sup> Questo articolo è stato sviluppato congiuntamente dagli autori. Federica Pelizzari ha scritto le sezioni 2. Framework concettuale, 3.1 Obiettivi, domande di ricerca e contesto di applicazione, 4. Risultati. Cristiano Sala ha scritto 3.2 Architettura tecnica e di processo. Elena Tassalini ha scritto la sezione 1. Introduzione e 5. Conclusioni.

punto del processo di estrazione dei dati fino a raggiungere un livello di qualità reputato soddisfacente dal gruppo di lavoro.

L'obiettivo principale di questa ricerca è analizzare l'impatto dei Learning Analytics sulle prestazioni degli studenti e sullo sviluppo professionale dei docenti all'interno dell'Higher Education. In particolare, lo studio mira a comprendere come l'implementazione dei Learning Analytics possa favorire pratiche didattiche più efficaci e una migliore esperienza di apprendimento. L'indagine si focalizza sull'integrazione di strumenti avanzati di analisi dell'apprendimento in un contesto universitario, esaminando i benefici e le sfide di tale approccio.

## 2. Framework concettuale

Negli ultimi anni, numerosi studi hanno evidenziato il potenziale dei Learning Analytics nel migliorare l'efficacia della didattica e il coinvolgimento degli studenti, sottolineando l'importanza di una gestione dei dati più personalizzata e aprendo nuove prospettive sulla progettazione dei percorsi formativi.

La 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge definisce i Learning Analytics (LA) come il processo di misurazione, raccolta, analisi e presentazione dei dati relativi agli studenti e ai loro contesti. L'obiettivo è quello di comprendere e ottimizzare sia il processo di apprendimento che l'ambiente in cui avviene (Siemens, 2011).

John P. Campbell, Peter B. De Blois e Diana G. Oblinger (2007) descrivono i LA come «*tecniche di analisi dei dati che combinano grandi volumi di informazioni, metodi statistici e modelli predittivi*».

Il campo della *Learning Analytics* è influenzato da molte discipline, tra cui formazione, psicologia, linguistica, filosofia, sociologia, fisica dell'apprendimento, statistica, informatica e intelligenza artificiale (Jivet et al., 2020). Le due discipline più dominanti (in larga misura) dei principali ricercatori sul campo sono le tecnologie dell'informazione e l'istruzione (Clow, 2013; Lang et al., 2017).

Le tecniche di analisi dei dati fornite da *Learning Analytics* offrono nuove prospettive sui dati generati dall'interazione tra studenti e ambiente di apprendimento (Blikstein, 2013; Knight & Buckingham Shum,

2017): i dati non sono altro che le "tracce" lasciate dagli studenti mentre interagiscono con materiali e persone lungo il percorso di apprendimento (Papamitsiou & Economides, 2014; Robastro, 2019). La tecnologia di *Learning Analytics* è in grado di analizzare continuamente questi dati, estrarre informazioni utili alla valutazione dell'apprendimento e presentarle all'insegnante (ed eventualmente agli stessi studenti) in modo da rendere visibili i progressi compiuti da ogni studente e da segnalare le difficoltà riscontrate (Ferguson, 2012; Gašević, Dawson & Siemens, 2015). Inoltre, si riferisce anche all'andamento complessivo del gruppo classe (Chiatti et al., 2012). Pertanto, il potenziale dei LA è enorme, in particolare in merito ai seguenti aspetti:

- Valutazione delle difficoltà di apprendimento dei singoli studenti;
- Valutazione olistica dei corsi;
- Identificazione tempestiva dei predittori del rischio di abbandono.

Per Daniel (2016), i componenti dei LA sono tre e lavorano in modo circolare e complementare, come si vede dalla figura sottostante<sup>2</sup>:



Figura 1 - Componenti dei LA

<sup>2</sup> Solitamente, i dati di Learning Analytics raccolgono le conoscenze degli studenti, l'ambiente di apprendimento, le esperienze di apprendimento e i risultati dell'apprendimento. In genere, questi dati vengono raccolti mentre è in corso il processo di apprendimento. I dati provengono da varie fonti come i sistemi informativi per gli studenti (SIS), che forniscono dati demografici e accademici, i sistemi di gestione dell'apprendimento (LMS), che forniscono rapporti sulle attività per gli studenti, informazioni sulle prestazioni degli studenti e altri sistemi che forniscono diversi tipi di informazioni. Nel nostro caso i dati sono provenienti solo dall'LMS Blackboard.

I benefici dei LA sono molti: possono infatti giovare alla personalizzazione del materiale didattico, a una maggiore motivazione degli studenti attraverso un feedback immediato, all'identificazione precoce degli studenti a rischio e alla progettazione di programmi e contenuti basata sui dati (Land, 2012; Ifenthaler & Gibson, 2020). Non sono utili solo ai docenti, ma anche agli studenti e ai coordinatori dei Corsi di Laurea e ai Presidi di Facoltà (Peña-Ayala, 2017):

- **Studenti:** i LA forniscono agli studenti risorse che consentono di ricevere feedback sui loro progressi nel corso. Le dashboard dei LA forniranno le informazioni necessarie sulla partecipazione ai seminari e agli eventi online, sull'orario di lavoro, sui tassi di partecipazione ai forum, sulle valutazioni online, sui risultati dei quiz e sui voti per compiti ed esami scritti standardizzati. Gli studenti possono trovare i suggerimenti del sistema in particolare per diventare più efficaci e concentrati; possono essere forniti approcci didattici alternativi basati sulle esperienze pregresse di coetanei o di studenti con un profilo simile e il sistema può suggerire strategie, nel caso in cui uno studente inizi a rimanere indietro, affinché possa rimettersi in pari con il resto della classe (Yoon, Lee & Jo, 2021);
- **Docenti:** possono utilizzare gli strumenti di LA per ottenere informazioni e per tenere traccia di vari fattori, noti per influenzare la partecipazione continua degli studenti al corso. Tali fattori possono essere utilizzati per adattare l'insegnamento, modificare i compiti e suggerire l'insegnamento come appropriato. Le informazioni fornite riguardano il coinvolgimento degli studenti online, la vivacità della discussione su un argomento o il coinvolgimento degli studenti (Banihashem et al., 2022);
- **Coordinatori di Corsi di Laurea e Presidi di Facoltà:** possono utilizzare dati analitici per valutare il rendimento di un gruppo o di tutti i loro studenti, cosa funziona in una classe specifica e se un particolare piano di apprendimento migliora i risultati degli studenti. In generale, i dati possono essere disaggregati per sottogruppo di studenti, ad esempio per insegnante o per anno, per vedere come si comportano gli studenti o per confrontare il loro successo. I dati del sistema di apprendimento possono aiutare ad analizzare come gli studenti apprendono dai singoli interventi e

come ciascuno di essi possa essere migliorato (Conde et al., 2014). Inoltre, possono essere utilizzati per raccomandare strategie, corsi e sistemi amministrativi per migliorare i tassi di insegnamento, apprendimento e conseguimento della laurea.

I Learning Analytics possono essere utilizzati dalle varie figure in diversi modi (Srinivasa & Kurni, 2021), partendo da due macroaree inerenti alle statistiche di comportamento e di performance:

- Accedere al comportamento di apprendimento: i LA raccolgono i dati, che provengono da differenti metodi di apprendimento, generati dagli utenti, e delineano tendenze di coinvolgimento nell'apprendimento, in grado di rivelare gli stili di apprendimento comportamentali degli studenti. Attraverso questa analisi si può misurare il grado di coinvolgimento dello studente (Buckingham Shum & Ferguson, 2012) e ci si può concentrare sulle prestazioni, fornendo informazioni su come gli studenti comprendono il materiale del corso;
- Valutare l'apprendimento sociale: i dati possono essere utilizzati per analizzare i comportamenti di uno studente, verificando e registrando le interazioni con l'insegnante e con i pari per capire se questi ultimi hanno beneficiato dell'apprendimento sociale nel loro corso;
- Migliorare i materiali e gli strumenti di apprendimento: i Learning Analytics permettono di tenere traccia dell'uso dei materiali e dei mezzi di apprendimento da parte di uno studente per identificare potenziali problemi o carenze e offrire una valutazione obiettiva dei materiali e degli strumenti di apprendimento. Aiutano gli insegnanti a concentrarsi intenzionalmente sul cambiamento delle strategie didattiche (Rets et al., 2021): attraverso i dati aggregati degli studenti, possono identificare modi per migliorare il processo di apprendimento o la struttura del corso;
- Apprendimento individualizzato: i LA consentono di essere adattivi e personalizzare il contenuto del corso di apprendimento individualizzato per ogni studente. Sulla base del profilo dell'utente individuale, i dati vengono raccolti e analizzati per produrre un'esperienza di apprendimento personalizzata più significativa (Viberg et al., 2020). Questo approccio consente un feedback

continuo da parte dei singoli studenti per migliorare il proprio apprendimento;

- Prevedere le prestazioni degli studenti: sulla base dei dati esistenti sull'impegno e sulle prestazioni di apprendimento, i Learning Analytics utilizzano modelli di apprendimento statistici e automatizzati per prevedere le prestazioni di apprendimento future, che permettono di classificare i potenziali studenti a rischio, così da garantire il supporto personalizzato. L'accento è posto sull'utilizzo dei dati per consentire all'insegnante di intervenire rapidamente e aiutare lo studente a correggere il corso prima che sia troppo tardi (Roll & Winne, 2015);
- Visualizzare le attività di apprendimento: i LA tengono traccia di tutte le attività di apprendimento condotte dagli utenti in un ambiente digitale per fornire report visivi sul processo di apprendimento. I rapporti aiuteranno sia studenti che insegnanti a incoraggiare l'apprendimento, migliorare le pratiche e le prestazioni di apprendimento, con l'obiettivo di aumentare le abitudini di apprendimento, la comprensione dei comportamenti e l'autoriflessione tra gli studenti (Herodotou et al., 2020).

Considerando l'ampia mole di informazioni fornite dai sistemi di gestione dell'apprendimento, diventa imperativo selezionare con cura solo i dati rilevanti in relazione agli obiettivi della ricerca. Questi dati possono essere categorizzati in cinque macroaree, focalizzate sull'identificazione e sul comportamento degli studenti (Klašnja-Milićević et al., 2017):

- Dati anagrafici: riguardano le informazioni essenziali per l'identificazione e la caratterizzazione degli studenti (come nome, cognome e dati demografici);
- Dati a livello di sistema: comprendono informazioni quali orari, voti, documenti disciplinari e dati relativi alla partecipazione degli studenti;
- Dati legati al contenuto: offrono chiarezza sulla capacità di un gruppo di studenti di completare specifici contenuti, contribuendo a delineare il progresso nella comprensione degli studenti. Questa categoria è particolarmente utile quando si analizzano gli strumenti correlati a determinati contenuti;

- Dati sull'interazione con l'utente: si trovano metriche di coinvolgimento, visualizzazioni di pagina, numero di click e altre informazioni simili, che forniscono un quadro dettagliato dell'interazione degli studenti con la piattaforma;
- Dati inferenziali degli studenti: rivelano il grado di consapevolezza degli studenti riguardo ai propri concetti e indica il percentile delle loro competenze. Questi dati sono preziosi per comprendere se una risposta errata da parte dello studente è dovuta a una mancanza di competenza, a una formulazione ambigua della domanda o ad altri fattori (Brown et al., 2022).

Per descrivere la ricerca che utilizza i LA, Chatti e altri (2012) hanno definito un modello di riferimento che risponde a quante più domande descrittive possibili sulla base di quattro dimensioni: obiettivi, fonti di recupero dei dati, parti interessate e tecniche di analisi. L'obiettivo esplicito dei LA è supportare l'insegnamento e l'apprendimento, rendendo i ruoli di studenti e insegnanti integrali e centrali (Gabbi, 2021).

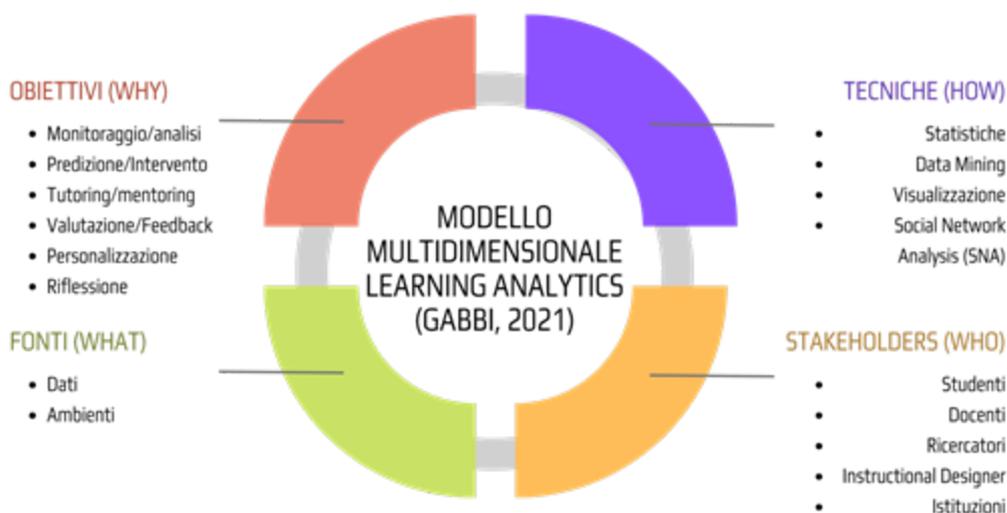


Figura 2 - Modello Multidimensionale LA

Il caso qui riportato si serve dei LA solo dal punto di vista del docente, che monitora il proprio corso e lo adatta alle esigenze degli studenti. La reportistica di monitoraggio tenuta in considerazione è stata interna, sia circa la *performance* valutativa che di comportamento degli studenti, con rapporti personalizzati e programmati in base alle necessità della ricerca qui presentata.

### 3. Metodologia e strumenti della ricerca

#### 3.1. Obiettivi, domande di ricerca e contesto applicativo

L'obiettivo primario di questa ricerca è indagare l'influenza della Learning Analytics (LA) sull'impegno e sul rendimento degli studenti all'interno del corso di laurea magistrale in Media Education presso il campus di Milano dell'Università Cattolica. Questo caso di studio pilota risponde a due domande chiave della ricerca:

RQ1. In che modo l'implementazione della Learning Analytics influisce sull'impegno e sul rendimento degli studenti in un corso? Questo è osservato attraverso varie metriche, tra cui la frequenza degli studenti, la distribuzione delle visualizzazioni degli articoli, la valutazione studenti, la distribuzione delle visualizzazioni degli item, i modelli di valutazione e la visualizzazione delle risposte ai quiz.

RQ2. Quali spunti si possono trarre da un'analisi descrittiva dei dati di Learning Analytics, concentrandosi in particolare sulla prospettiva dell'insegnante? L'obiettivo è comprendere l'efficacia dei diversi strumenti di valutazione e degli adattamenti apportati al corso sulla base dei rapporti di monitoraggio interno.

Questo caso di studio si colloca nel contesto della LM-93 (Teorie e metodologie dell'e-learning e della Media Education) e pone l'accento sull'integrazione tra istruzione, formazione e tecnologie della comunicazione. Il Corso di Laurea utilizza un modello di apprendimento misto, adatto agli studenti lavoratori, con il 50% delle attività svolte di persona e il restante 50% online (con componenti sia sincrone che asincrone).

Il caso di studio pilota, inserito all'interno del corso di Didattica e Media Education (Yin, 2018) e che prevede la presenza di 20 studenti<sup>3</sup> (15F; 5M), impiega una metodologia di insegnamento attivo in cui gli studenti svolgono un ruolo critico. La struttura del corso prevede l'alternanza di lezioni in aula e attività online secondo il metodo EAS (Episodi di Apprendimento Situato) (Rivoltella, 2013)<sup>2</sup>. «Un EAS è una porzione di

---

<sup>3</sup> Di questi, il 75% è composto da studentesse e il 25% da studenti, con un'età compresa tra i 23 e i 30 anni.

*azione didattica, ovvero l'unità minima di cui consta l'agire didattico dell'insegnante in contesto; in quanto tale esso costituisce il baricentro a partire dal quale l'intero edificio della didattica si organizza. [...] Si deve considerare come un approccio integrale (e integrato) all'insegnamento che, certo, nel caso dell'utilizzo di dispositivi digitali mobili trova la propria applicazione preferenziale, ma che funziona a prescindere dalla loro presenza» (Rivoltella, 2013, p. 52). La logica EAS comprende tre fasi:*

1. Fase preoperatoria: Durante la settimana di apprendimento a distanza, gli studenti accedono alle videolezioni che definiscono il quadro teorico del modulo e si impegnano nelle attività programmate a casa (attività individuale). Un webinar serale supporta queste azioni, con ulteriori stimoli forniti nella sezione materiali dell'LMS.
2. Fase operatoria: Questa fase, condotta in un modulo compatto presenziale, richiede agli studenti di impegnarsi in attività di gruppo (attività di gruppo) producendo artefatti cognitivi dopo aver compreso il quadro concettuale del docente. Una presentazione di gruppo conclude la lezione, fungendo da collegamento alla fase successiva.
3. Fase di ristrutturazione: Le presentazioni dei lavori sono seguite da sessioni di debriefing e follow-up da parte del docente, a conclusione del modulo e del processo EAS. Il modulo culmina con un test di autovalutazione online, con domande a risposta chiusa e aperta.

Anche nel caso di questo corso, l'impostazione ternaria e le sue azioni vengono proposte:

- Per quanto riguarda la fase preoperatoria, durante la settimana a distanza gli studenti hanno accesso a videolezioni che definiscono l'impianto teorico del modulo (*framework* concettuale) e svolgono a casa le attività previste (individuali, subordinatamente al tempo e alle risorse richieste). In supporto a queste due azioni, gli studenti partecipano ad un *webinar* serale. Inoltre, viene lasciato uno stimolo di rilancio nella sezione materiali dell'LMS;

- La fase operatoria occupa il grosso della lezione in aula (strutturata in un modulo compatto di tre ore) e richiede agli studenti di impegnarsi in attività di gruppo progettate per produrre artefatti cognitivi (basati su un formato progettato per ridurre la distrazione dei tempi) (Salomon, 1997) dopo aver ascoltato il quadro concettuale dell'insegnante. Anche in questo caso la logica evoca brevità, ma non sinonimo di superficialità, bensì di una puntata spinta generalizzabile ad altre situazioni. Alla conclusione della lezione, è prevista la presentazione del prodotto di gruppo (parte della fase operatoria, che fa da collegamento con la fase successiva);
- Le presentazioni del lavoro sono seguite da azioni di *debriefing* e sessioni di *follow-up* da parte del docente, che chiude il modulo (e lo stesso EAS), come implicato dal quadro teorico della fase ristrutturativa.

La valutazione del corso è basata su un sistema integrato (Wilson & Sloane, 2000) che comprende:

- Lo studente viene invitato a sottoporre per la valutazione 2 delle 8 attività di gruppo e 2 delle 8 attività individuali prodotte lungo l'anno all'interno dell'insegnamento (2 relative al primo semestre e 2 relative al secondo, 1 individuale e 1 di gruppo). Le attività devono far riferimento a moduli differenti. Il *feedback* verrà dato in Blackboard tramite rubrica (condivisa in piattaforma e nelle prime lezioni) e qualitativo in vista dell'esame;
- Una prova scritta di *mid-term* della durata di due ore in tre parti (la prima è dedicata alle conoscenze con domande a risposta chiusa - scelta multipla, completamento, vero/falso - e domande a risposta aperta circoscritta; la seconda è un compito autentico (Tessaro, 2014); la terza è dedicata alla rielaborazione dei contenuti in profondità - commenti di tracce testuali, argomentazione, discussione di un problema - sulla prima parte del programma;
- Un esame orale finale sull'intero programma di circa mezz'ora di tipo argomentativo e di riflessione sulle competenze maturate.

La valutazione complessiva del corso sarà ottenuta attraverso la ponderazione dei risultati dei diversi momenti della valutazione: 40% le attività *in itinere*; 60% la prova di *mid-term* (30%) e l'orale finale (30%). Inoltre, viene attribuito mezzo punto in più all'esame se si è partecipato ad almeno il 75% delle lezioni in presenza e dei webinar serali.

In questo caso di studio, i Learning Analytics vengono utilizzati esclusivamente dal punto di vista del docente per il monitoraggio interno. La raccolta dati è stata effettuata attraverso le piattaforme di apprendimento utilizzate nel corso, tra cui Blackboard Learn, Blackboard Collaborate Ultra, e Panopto. L'analisi comprende le presenze degli studenti alle lezioni e ai webinar, la distribuzione giornaliera e mensile delle visualizzazioni dei contenuti all'interno dei corsi Blackboard e la distribuzione temporale, numerica e di consegna delle valutazioni, considerando sia i test di autovalutazione che i compiti. Questa ricerca impiega un'analisi descrittiva di tipo esplorativo, per esaminare gli eventi all'interno della piattaforma, esaminare gli strumenti di valutazione e rispondere a domande specifiche. L'analisi è stata svolta da febbraio (inizio del semestre) a luglio (fine della sessione d'esame).

### **3.2 Architettura tecnica e di processo**

Per comprendere appieno il funzionamento del nostro *framework* di LA, è essenziale esaminare l'ecosistema tecnologico su cui si basa. Uno dei suoi componenti chiave è la disponibilità di dati sia rilevanti che affidabili. Per rilevanza si intende la capacità di estrarre e filtrare solo quei dati la cui rappresentazione sotto forma di grafico, cruscotto o tabella indirizza e soddisfa esplicitamente un bisogno espresso dall'interlocutore, sia esso un docente, uno studente o un apposito organismo di controllo o pianificazione. In questo studio è stato implementato un flusso di lavoro che - come indicato in fondo alla Figura 1 - può essere riassunto nei punti che seguono:

1. Elicitazione di un requisito, tipicamente espresso come una domanda o un'aspirazione (ad esempio: "Vorrei visualizzare l'impatto del design del corso sulle prestazioni degli studenti"). Spesso, il requisito è corroborato da una rappresentazione grafica abbozzata - i cosiddetti *wireframe* o un *mockup* - per facilitarne la condivisione e l'approvazione;

2. Analisi, studio di fattibilità e declinazione del requisito iniziale in uno o più requisiti tecnici: questi specificano le fonti di informazione rilevanti, le trasformazioni da applicare ai dati grezzi e le loro modalità di rappresentazione e visualizzazione;

3. Sviluppo e implementazione di uno più artefatti appropriati (una *dashboard*, un *report*...).

Per garantire l'affidabilità, confrontiamo i nostri risultati con i *report* e le *dashboard* forniti direttamente dalle piattaforme di apprendimento, ove possibile. Ad esempio, se l'andamento delle visualizzazioni di un determinato contenuto nel tempo, che è tipicamente un dato ottenibile direttamente dall'ambiente di reportistica di una piattaforma, coincide quantitativamente con quanto elaborato utilizzando i dati sottostanti, si può ipotizzare che anche altre forme di rappresentazione non disponibili *out of the box* siano accurate.

L'ambiente di apprendimento della nostra università è così composto:

- Anthology Learn<sup>4</sup> è il Learning Management System (LMS); è strettamente integrato con Blackboard Collaborate Ultra (BCU), che è stata la piattaforma di riferimento per le dirette video in *streaming* delle lezioni dei corsi prima dell'avvento di Panopto. Anthology Illuminate<sup>5</sup> è invece il software di analisi e visualizzazione integrato con i dati di Learn e Collaborate; viene utilizzato nel *framework* di LA per garantire l'affidabilità dei dati prodotti come descritto sopra; Illuminate utilizza un *datalake* chiamato BbData e fornito da Anthology, al quale accediamo per estrarre informazioni relative al comportamento degli studenti e dei docenti quando accedono all'LMS o a BCU

- Panopto<sup>6</sup> è il Video Content Management System (VCMS). Viene utilizzato per creare, gestire e distribuire contenuti video in streaming live in modo sicuro da qualsiasi dispositivo; è integrato con il LMS e sta gradualmente sostituendo BCU come piattaforma di riferimento per la registrazione e la distribuzione delle lezioni,

- QlikView<sup>7</sup> è uno dei sistemi di Business Intelligence dell'università che offre potenti funzionalità per l'esplorazione interattiva dei dati. Una delle sue principali caratteristiche è l'approccio associativo, che consente agli

---

<sup>4</sup> In Internet: URL <https://www.anthology.com/products/teaching-and-learning/learning-effectiveness/blackboard>

<sup>5</sup> In Internet: URL <https://www.anthology.com/products/institutional-intelligence/anthology-illuminate>

<sup>6</sup> In Internet: URL <https://www.panopto.com/it/>

<sup>7</sup> In Internet: URL <https://www.qlik.com/us/products/qlikview>

utenti di esplorare liberamente le relazioni tra i dati senza essere vincolati da percorsi predefiniti. Dispone di un'interfaccia interattiva che permette di creare visualizzazioni dinamiche come grafici, tabelle e cruscotti, che si aggiornano istantaneamente in base alle selezioni dell'utente, anche su grandi volumi di dati. Offre funzionalità di *drill-down* e *drill-through* per approfondire i dettagli, oltre a potenti capacità di ricerca per individuare rapidamente informazioni specifiche. Ad esempio, la funzionalità di *drill-down* permette a un docente di partire da una visione generale delle performance del corso, per poi approfondire i dati relativi a specifici moduli o singoli studenti. Il *drill-through* consente invece di passare da una visualizzazione aggregata, come il tasso di completamento del corso, ai dettagli individuali degli studenti che hanno o non hanno completato le attività.

Infine, sebbene non sia strettamente una piattaforma di insegnamento e apprendimento, il Sistema Informativo Studenti (SIS) e i suoi dati sottostanti rappresentano un'altra fonte rilevante di informazioni, in quanto contiene informazioni su studenti, docenti e organizzazione.

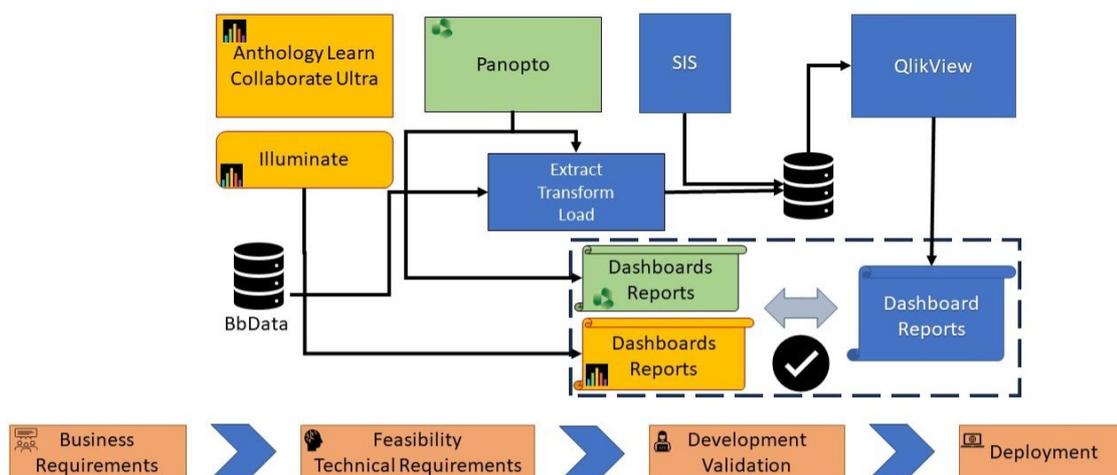


Figura 3 - Architettura tecnica e di processo di alto livello

La Figura raggruppa l'architettura tecnica e il flusso di lavoro sopra menzionato in un'unica vista: la maggior parte dell'elaborazione viene eseguita da un framework - sviluppato in Ateneo - che periodicamente estrae, trasforma e salva informazioni da Panopto su utenti, sessioni (lezioni registrate) e visualizzazioni tramite l'invocazione delle sue *Application Programming Interfaces* (API) REST e SOAP.

Dopo l'estrazione, i dati vengono filtrati e correlati, ad esempio utilizzando il nome o l'ID del corso come chiave univoca che collega le

sessioni video di Panopto e il corso Learn per il quale sono state registrate. Vengono poi salvati nel sistema di *data warehousing* (DWH) dell'università.

Qlik utilizza script di caricamento SQL per creare tabelle in memoria con le informazioni estratte da Panopto, Learn (attraverso BbData) e il SIS. Su queste viene poi effettuata l'esplorazione in tempo reale e la generazione delle visualizzazioni richieste.

Il flusso di processo rappresentato dalla catena orizzontale inferiore nella Figura include una fase di validazione. Come già accennato sopra, la validazione viene esplicitata utilizzando Qlik per riprodurre quantitativamente i *report* e le *dashboard* standard forniti da Learn attraverso Illuminate e l'interfaccia di reporting di Panopto.

Un esempio di *dashboard* Qlik è riportato nella Figura 4: visualizza, per uno dei corsi pilota, dettagli grafici e tabulari su quanti studenti hanno acceduto al corso e per quanto tempo. Mostra anche la distribuzione di frequenza degli accessi degli studenti nel tempo. Il contesto del corso (facoltà e dipartimento) è integrato nel report. Tutti i campi nel *report*, ad eccezione dei KPI finali, sono attivi: se l'utente clicca su uno qualsiasi di essi, la *dashboard* aggiorna tutti i KPI in tempo reale per riflettere la nuova selezione.

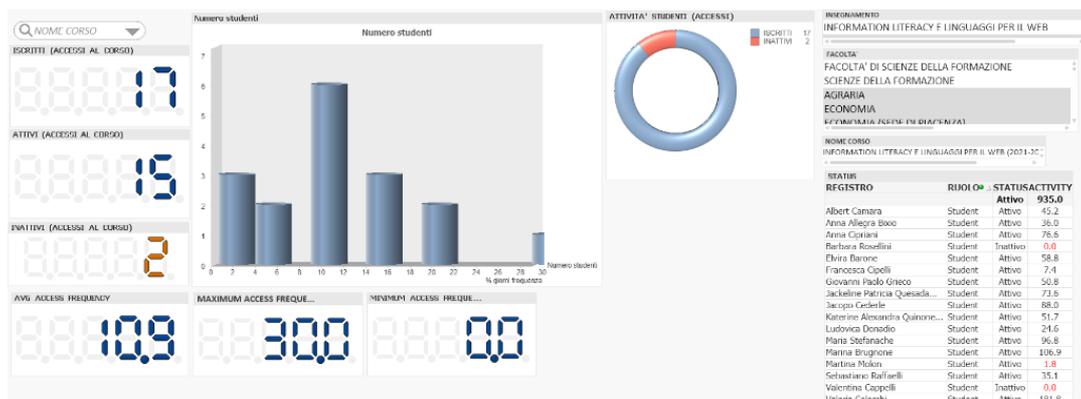


Figura 4 - Cruscotto esemplificativo QlikView con tabelle, istogrammi, indicatori e ring chart

Sebbene il flusso di lavoro garantisca l'affidabilità dei dati e QlikView sia un ottimo strumento per analizzare e rappresentare i dati dinamicamente su diverse dimensioni, ci sono alcune limitazioni e miglioramenti che devono essere apportati, ad esempio:

- L'interrogazione di BbData per informazioni relative ai corsi passati non restituirà dati affidabili, poiché molti studenti si sono laureati o hanno lasciato l'università da allora, e non vengono più conteggiati.

- Analogamente, le API di Panopto non restituiranno informazioni sulle sessioni che sono state eliminate o archiviate.

- QlikView è un'applicazione client-server; non è integrato in Learn e quindi non può essere invocato dall'interno di un corso nel LMS.

## 4. Risultati

Partendo dal dato delle presenze ai *webinar* serali e alle lezioni in aula, si può notare dal grafico che il livello di partecipazione è molto elevato e che vede una media del 77,29% di partecipazione (con un picco del 91,30% ad una lezione in aula e una decrescita nell'ultimo *webinar* con il 43,48%). La decrescita può essere letta come tipica della fine del semestre e come il raggiungimento della maggioranza degli studenti del mezzo punto per la presenza garantito dal contratto formativo dell'insegnamento.

Presenze Didattica

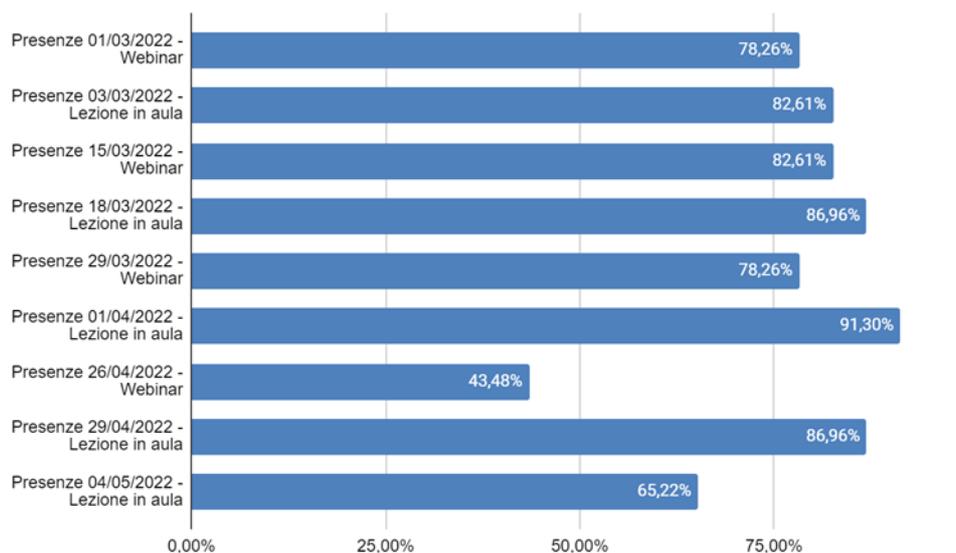


Grafico 1 - Presenze Didattica

Un secondo dato molto interessante è il tempo passato all'interno del corso di Blackboard da parte degli studenti (calcolato in ore, dove le ore totali sono la somma delle ore spese da tutti gli studenti all'interno del corso, con il calcolo degli hits, cioè dei click fatti al suo interno ai vari

materiali): il tempo totale passato nel corso tra febbraio e luglio è stato di 530,74 ore e il tempo medio per studente di 25,27 ore.

Su questo punto è interessante notare i dati in profondità: il picco di visualizzazioni è avvenuto tra febbraio e aprile (con marzo al 48,73%), elemento che rileva come gli studenti abbiano avuto accesso alle videolezioni, ai materiali e alle attività in modo effettivamente distribuito nel tempo e quindi parallelamente all'avanzamento delle lezioni.

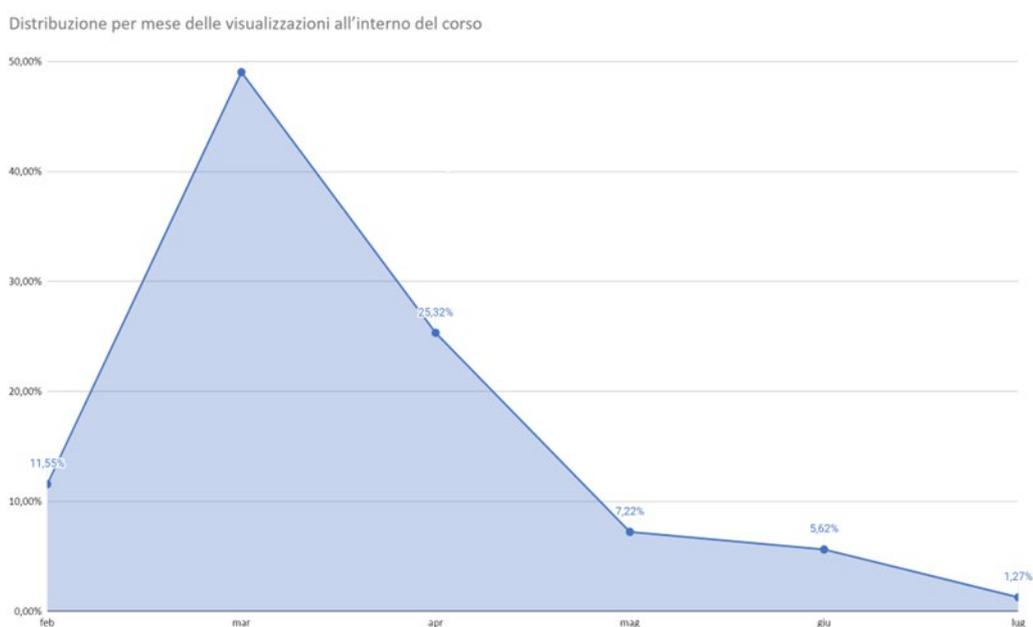


Grafico 2 - Distribuzione per mese

Inoltre, anche le analisi degli accessi circa il giorno della settimana permettono di evidenziare due questioni: il primo picco avviene in corrispondenza dell'apertura del livello (sempre di giovedì, raggiungendo così il 23,24%) e dimostra come gli studenti abbiano avuto quasi tutti accesso alla piattaforma entro le prime 24 ore dall'apertura dei vari livelli, in media quattro entro un'ora dall'invio dell'avviso (che avviene sempre alle 9.00 del mattino).

Inoltre, la consegna delle varie e-tivity<sup>8</sup> individuali/e-tivity di gruppo e la partecipazione ai *webinar* permette di notare come l'andamento sia costante nei primi giorni della settimana e come invece questo crolli nel

<sup>8</sup> Le e-tivity, basate sul lavoro di Gilly Salmon (2013) sono "attività online per l'apprendimento attivo e interattivo, motivanti, impegnative, contenute nel tempo e definite da uno scopo, basate sull'interazione tra studente, docente, partecipanti soprattutto mediante comunicazione testuale scritta" (Salmon, 2013, p.32).

momento del weekend, dove la lezione in aula non prevede l'utilizzo attivo della piattaforma Blackboard.



Grafico 3 - Distribuzione per giorni settimanali

Infine, molto interessante è la distribuzione degli accessi al corso in base all'orario giornaliero, che dimostra come la possibilità di visione in asincrono si possa adattare perfettamente a qualsiasi tipo di studente, sia esso lavoratore o non lavoratore. Qui non emergono picchi o decrescite specifiche, ma sicuramente il calo dopo le 22 è dovuto anche all'orario dei *webinar*, che alle 22 chiudono la diretta *streaming*.



Grafico 4 - Distribuzione per orario

Per quanto riguarda la frequenza, è degno di nota il tasso di partecipazione medio del 77,2%. Ciò implica un corpo studentesco attivamente impegnato, elemento indispensabile nel processo di apprendimento. Il graduale aumento della partecipazione nel corso del semestre, con un picco in marzo/aprile, potrebbe essere attribuito a diversi fattori. Può significare una crescente familiarità con i contenuti del corso, un maggiore interesse o una pianificazione strategica da parte degli studenti in vista di importanti valutazioni o esami in questo periodo (Dabbagh & Kitsantas, 2012). Un'indagine meticolosa sulle ragioni specifiche alla base di questo schema temporale potrebbe offrire preziose indicazioni sulle dinamiche del coinvolgimento degli studenti.

Per quanto riguarda i contenuti, le visualizzazioni in Blackboard dimostrano come tutte le aree e i contenuti - che sono stati aggregati, poiché i LA restituiscono la percentuale per ogni contenuto singolarmente - sono stati visualizzati in modo significativo dagli studenti. In particolare, è possibile notare che il livello V (il primo del secondo semestre) ha raggiunto un 25,4% di visualizzazioni e che anche gli altri livelli si attestano su una percentuale piuttosto elevata. Il livello meno visualizzato (con il 18,5%) è quello del moderare che era stato in parte affrontato già all'interno di un laboratorio nel primo semestre. Infine, è interessante la visione del *syllabus* e delle *policy* del corso del 9,8%.

Distribuzione di visualizzazione per macroarea

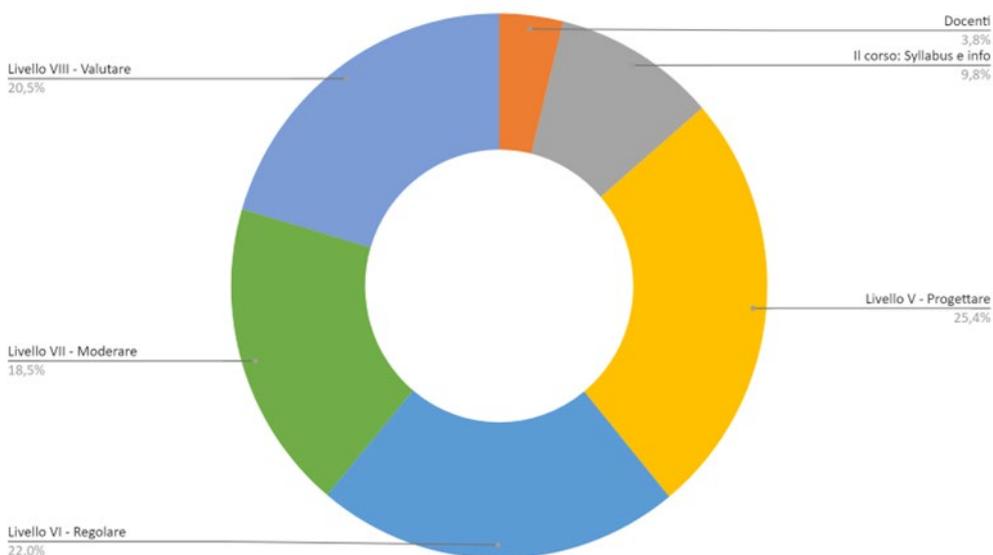


Grafico 5 - Distribuzione per macroarea

Per quanto riguarda la valutazione, il tempo totale dedicato alle attività di autovalutazione, alle e-tivity individuali, ai compiti e alla partecipazione ai forum varia da un minimo di 0,1 ore a un massimo di 30,4 ore, con una durata media di 11,7 ore<sup>9</sup>. In particolare, tutte le attività previste - che includono le quattro e-tivity individuali, le quattro e-tivity di gruppo e i quattro test di autovalutazione - sono state completate entro le scadenze prescritte, raggiungendo un tasso di conformità del 100%. Tutti gli studenti hanno guadagnato punti per la frequenza, completato con successo le attività e sostenuto l'esame finale nelle prime tre sessioni del trimestre accademico, tra giugno e luglio.

All'interno della tabella sottostante vengono riportati i dati specifici di ogni e-tivity individuale/e-tivity di gruppo (in Blackboard vengono definiti *assignment*) e di ogni test di autovalutazione, con la media complessiva per ogni tipologia in ore<sup>10</sup>. Le e-tivity individuali hanno richiesto più tempo rispetto agli incarichi di gruppo, con una durata media rispettivamente di 18 ore e 12,3 ore (la dichiarazione fatta agli studenti era di circa 15 ore ad e-tivity). Come previsto, il livello V ha comportato il maggior impegno di tempo rispetto agli altri livelli, con un totale di 24 ore per la e-tivity di gruppo e 22 ore per la e-tivity individuale. Questa durata prolungata può essere attribuita alla curva di apprendimento associata alla familiarizzazione e all'adattamento agli aspetti innovativi della didattica implementata.

<i>TIPO</i>	<i>NOME</i>		<i>TOTAL HOURS</i>	<i>MEDIA ORE COMPLESSIVA PER TIPOLOGIA</i>
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity gruppo 1_Consegna	di	24,0	12,3
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity gruppo 2_Consegna	di	11,0	

<sup>9</sup> Sono calcolate come tempo speso da tutti gli studenti del corso su tutti gli item di tipo Assessment o Test, con il vincolo che il tempo totale speso sia superiore a 5 minuti.

<sup>10</sup> Le ore totali sono la somma delle ore spese da tutti gli studenti nell'interazione con un course item di valutazione.

<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity di gruppo 3_Consegna	7,0	
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity di gruppo 4_Consegna	7,0	
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity individuale 1_Consegna	22,0	18,0
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity individuale 2_Consegna	21,0	
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity individuale 3_Consegna	17,0	
<i>ASSIGNMENT</i>	E-tivity individuale 4_Consegna	12,0	
<i>TEST</i>	Test Autovalutazione - Livello 5	4,0	3,3
<i>TEST</i>	Test Autovalutazione - Livello 6	5,0	
<i>TEST</i>	Test Autovalutazione - Livello 7	2,0	
<i>TEST</i>	Test Autovalutazione - Livello 8	2,0	

Tabella 1 - Distribuzione per tipo di contenuto

Analizzando il sistema di valutazione, in termini di votazioni emerge come gli studenti si attestino su valutazioni piuttosto elevate, con una variazione tra il 25 e il 29 su 30 (la lode nelle e-tivity individuali/e-tivity di gruppo non è attribuibile). Tuttavia, si riscontrano variazioni significative tra gli studenti, come evidenziato dalle elevate deviazioni standard, in particolare nelle e-tivity individuali (da 0,5 a 1,5 a seconda del livello). I voti più alti si registrano costantemente negli incarichi di

gruppo, sottolineando l'impatto positivo della collaborazione, della riflessione interattiva e degli incarichi di ruolo sul rendimento ottimale. La maggiore dispersione dei voti si osserva nella e-tivity individuale del livello V.

In tutti i compiti, i punteggi delle rubriche rientrano costantemente nell'intervallo tra i livelli Avanzato e Intermedio, senza casi di valutazioni al livello Base o Parziale. Nell'esame finale, tutte le valutazioni si collocano nell'intervallo 26-30, con lode, con una media di 28,7, indicando un livello elevato e costante di prestazioni tra gli studenti.

	Valore minimo	Valore massimo	Intervallo	Media	Mediana	Deviazione standard	Variazione
Sfida 1	25	30	5	28,38461	29	1,59511	2,54437
Missione 1	29	29	0	29	29	0	0
Sfida 2	26	29	3	28	29	1,41421	2
Missione 2	29	29	0	29	29	0	0
Sfida 3	26	29	3	27,5	27,5	1,5	2,25
Missione 3	26	27	1	26,5	26,5	0,5	0,25
Sfida 4	25	26	1	25,5	25,5	0,5	0,25
Missione 4	29	29	0	29	29	0	0

Tabella 2 - Distribuzione per valutazione

L'affermazione che tutte le studentesse e gli studenti che hanno ottenuto un punteggio compreso tra 25 e 29 hanno fatto una consegna tempestiva dei materiali induce a chiedersi quale sia la correlazione tra

l'accesso puntuale alle risorse e il rendimento accademico. Sarebbe utile un'esplorazione più approfondita di come questa consegna puntuale influenzi i risultati degli studenti e se contribuisca ai punteggi medi elevati osservati. L'allineamento dell'accesso al materiale con l'EAS indica un'organizzazione efficace e l'aderenza ai sistemi stabiliti. La menzione dell'omogeneità tra le visualizzazioni dei moduli è intrigante, in quanto suggerisce un approccio standardizzato all'erogazione del curriculum che potenzialmente migliora l'esperienza di apprendimento complessiva. Tuttavia, un esame più approfondito di ciò che costituisce una “buona omogeneità” e di come influisce sulla navigazione degli studenti attraverso i materiali del corso potrebbe offrire preziose indicazioni sull'efficacia di questa struttura organizzativa (Wang & Hannafin, 2005). Sarebbe anche interessante esplorare se esiste una correlazione tra gli alti tassi di partecipazione osservati e le caratteristiche organizzative menzionate.

Infine, nell'analisi dei test d'autovalutazione, vediamo come in tutti i casi i test siano stati ripetuti almeno due volte. È interessante notare come il livello VI sulla regolazione sia quello che ha ottenuto meno ripetizioni (che viene supportato dal dato successivo delle videolezioni). Nonostante il punteggio medio su 10 sia molto elevato (sempre tra l'8 e il 9), la deviazione standard mostra come la fluttuazione tra i valori sia molto elevata, passando, nel caso del livello VII, da 2 a 10 punti.

Il test del livello VI si caratterizza per un punteggio medio più elevato (9,7 su 10) e una minore variabilità, con una deviazione standard di circa 1,4. Al contrario, il test del livello VII mostra una maggiore variabilità e un punteggio medio più basso, evidenziato da una deviazione standard relativamente alta (circa 2,3).

La sezione di autovalutazione mette in luce una contraddizione interessante: un punteggio medio molto alto (tra 8 e 9 su 10) accompagnato da un elevato tasso di ripetizione (85%). Questo pone interrogativi sull'accuratezza dell'autovalutazione o su possibili fattori esterni alla comprensione accademica che possono influenzare la tendenza alla ripetizione. Un'analisi approfondita dei criteri utilizzati dagli studenti per l'autovalutazione, confrontata con i risultati effettivi, potrebbe offrire indicazioni sull'affidabilità dell'autovalutazione come indicatore di successo scolastico.

Inoltre, è fondamentale indagare le ragioni alla base dell'alto tasso di ripetizione. Questo fenomeno potrebbe essere sintomo di problemi legati all'ambiente di apprendimento, alla progettazione del curriculum o alle abitudini di studio individuali. Esplorare strategie per ridurre i tassi di ripetizione, pur mantenendo alti i punteggi di autovalutazione, rappresenta un obiettivo cruciale per il miglioramento del sistema educativo.

Questi risultati suggeriscono che l'implementazione dei Learning Analytics può favorire un maggiore coinvolgimento degli studenti, fornendo dati utili agli insegnanti per adattare le strategie didattiche in tempo reale. Per gli educatori, questi dati rappresentano uno strumento prezioso per monitorare l'efficacia delle pratiche didattiche e intervenire in modo mirato. Per gli studenti, la possibilità di visualizzare i propri progressi e ricevere feedback immediato contribuisce a migliorare la motivazione e l'autoregolazione dell'apprendimento.

## 5. Conclusioni

I dati raccolti sulle interazioni degli studenti con la piattaforma Blackboard e sui loro risultati evidenziano come le tecniche di analisi predittiva possano essere utilizzate per individuare schemi comportamentali che riflettono l'engagement e la partecipazione attiva. Inoltre, l'analisi di questo caso di studio suggerisce che l'integrazione dei Learning Analytics può effettivamente fungere da catalizzatore per una didattica più flessibile e orientata alle esigenze degli studenti, contribuendo al dibattito teorico sulla centralità dei dati nell'innovazione educativa.

I risultati dello studio sono incoraggianti e ci spingono a immaginare ulteriori sviluppi. Al momento ci poniamo due ordini di obiettivi, a breve e lungo termine.

Nell'immediato futuro, ci concentreremo sulla costruzione di una solida architettura di dati in grado di generare cruscotti dipendenti dal contesto che rispondano alle esigenze e alle aspettative dei nostri principali stakeholder: studenti, docenti e management. Questo passaggio risulta fondamentale e strategico, nell'ottica di una potenziale estensione del

progetto a tutti i corsi e della presentazione dei report agli organi di Ateneo, alle Facoltà, ai docenti e agli studenti.

A lungo termine e più in generale, ci proponiamo di riuscire a promuovere e sostenere una cultura decisionale basata sui dati all'interno della nostra istituzione. Ci attendiamo che l'utilizzo sistematico degli analytics consenta al nostro Ateneo di fornire cruscotti di performance review, agire positivamente e preventivamente sull'indice di retention, monitorare in maniera più puntuale la qualità della didattica digitale e ibrida/blended in Università e utilizzare i dati raccolti per migliorarla costantemente.

Nonostante i risultati promettenti, ulteriori ricerche sono necessarie per esplorare l'impatto dei Learning Analytics sull'autovalutazione e la metacognizione degli studenti. In particolare, studi futuri potrebbero concentrarsi su come i dati raccolti possano essere utilizzati per sviluppare strategie efficaci di feedback personalizzato e per sostenere il processo di autoregolazione degli studenti. Inoltre, sarebbe interessante approfondire il ruolo dei Learning Analytics nella promozione di pratiche didattiche innovative, in diversi contesti e tipologie di corsi, per comprendere appieno il loro potenziale nell'Higher Education.

Le istituzioni di istruzione superiore possono trarre vantaggio dall'implementazione dei Learning Analytics nei loro programmi, utilizzando i dati per monitorare in tempo reale l'engagement degli studenti, adattare i materiali didattici e offrire un supporto tempestivo. Inoltre, i dati raccolti possono informare il processo decisionale dei docenti e dei coordinatori di corso, permettendo una progettazione più efficace delle attività didattiche. L'auspicio è quello di creare una cultura istituzionale orientata ai dati, in cui i Learning Analytics siano integrati nei processi di insegnamento e valutazione.

## Riferimenti bibliografici

- Banihashem, S. K., Noroozi, O., Van Ginkel, S., Macfadyen, L. P., & Biemans, H. J. (2022). A systematic review of the role of learning analytics in enhancing feedback practices in higher education. *Educational Research Review*, 37, 100489.
- Blikstein, P. (2013) Multimodal learning analytics. *In Proceedings of the third international conference on learning analytics and knowledge* (pp. 102-106).
- Brown, A., Lawrence, J., Basson, M., & Redmond, P. (2022). A conceptual framework to enhance student online learning and engagement in higher education. *Higher Education Research & Development*, 41(2), 284-299.
- Buckingham Shum, S., & Ferguson, R. (2012). Social learning analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26.
- Campbell, A., & Norton, L. (Eds.). (2007). *Learning, teaching, and assessing in higher education: Developing reflective practice*. Singapore: Learning Matters.
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 318-331.
- Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. *Teaching in Higher Education*, 18(6), 683-695.
- Conde, M. Á., De Pedro, X., Rodríguez-Conde, M. J., Alier, M., & García-Peñalvo, F. J. (2014). An evolving Learning Management System for new educational environments using 2.0 tools. *Interactive Learning Environments*, 22(2), 188-204.  
<https://doi.org/10.1080/10494820.2012.745433>
- Dabbagh, N., & Kitsantas, A. (2012). Personal learning environments, social media, and self-regulated learning: A natural formula for connecting formal and informal learning. *The Internet and Higher Education*, 15(1), 3-8. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2011.06.002>

- Daniel, B. K. (2016). *Big data and learning analytics in higher education: current theory and practice*. New York: Springer.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments, and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 304-317.
- Gabbi, E. (2021). La sfida dei Learning analytics per gli insegnanti tra ambienti digitali di apprendimento e competenze professionali. *Formazione & insegnamento*, 19(2), 193-204.
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64-71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
- Herodotou, C., Rienties, B., Hlosta, M., Boroowa, A., Mangafa, C., & Zdrahal, Z. (2020). The scalable implementation of predictive learning analytics at a distance learning university: Insights from a longitudinal case study. *The Internet and Higher Education*, 45, 100725.
- Ifenthaler, D., & Gibson, D. (Eds.) (2020) *Adoption of data analytics in higher education learning and teaching*. Cham: Springer.
- 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.
- Jivet, I., Scheffel, M., Schmitz, M., Robbers, S., Specht, M., & Drachsler, H. (2020). From students with love: An empirical study on learner goals, self-regulated learning and sense-making of learning analytics in higher education. *The Internet and Higher Education*, 47, 100758.
- Klašnja-Milićević, A., Ivanović, M., & Budimac, Z. (2017) *Data science in education: Big data and learning analytics*, "Computer Applications in Engineering Education", XXV, 6.
- Knight, S., & Buckingham Shum, S. (2017). Theory and learning analytics. *Handbook of learning analytics*, 17-22. DOI: 10.18608/hla17.003

- Land, S. M., Hannafin, M. J., & Oliver, K. (2012). Student-centered learning environments: Foundations, assumptions, and design. In *Theoretical foundations of learning environments*, 12, 3-25.
- Lang, C., Siemens, G., Wise, A., & Gasevic, D. (Eds.). (2017). *Handbook of learning analytics*. New York: SOLAR, Society for Learning Analytics and Research.
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2014). Learning analytics and educational data mining in practice: A systematic literature review of empirical evidence. *Educational Technology & Society*, 17(4), 49-64.
- Peña-Ayala, A. (2017). *Learning Analytics: fundamentals, applications, and trends*. New York: Springer.
- Rets, I., Herodotou, C., Bayer, V., Hlosta, M., & Rienties, B. (2021). Exploring critical factors of the perceived usefulness of a learning analytics dashboard for distance university students. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18, 1-23.
- Rivoltella, P. C. (2013). *Fare didattica con gli EAS. Episodi di Apprendimento Situato*. Brescia: La scuola.
- Robasto, D. (2019) Learning Analytics per il monitoraggio e l'analisi delle carriere degli studenti universitari. *ITALIAN JOURNAL OF EDUCATIONAL RESEARCH*, 9, 140-155,
- Roll, I., & Winne, P. H. (2015). Understanding, evaluating, and supporting self-regulated learning using learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 2(1), 7-12. <https://doi.org/10.18608/jla.2015.21.2>
- Salomon, G. (Ed.). (1997). *Distributed cognitions: Psychological and educational considerations*. Cambridge University Press.
- Siemens, G. (2011). Learning analytics: A foundation for informed change in higher education. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400.
- Srinivasa, K. G., & Kurni, M. (2021). *A Beginner's Guide to Learning Analytics*. Cham: Springer.
- Tessaro, F. (2014). Compiti autentici o prove di realtà?. *Formazione & insegnamento*, 12(3), 77-88.

- Viberg, O., Khalil, M., & Baars, M. (2020, March). Self-regulated learning and learning analytics in online learning environments: A review of empirical research. In *Proceedings of the tenth international conference on learning analytics & knowledge* (pp. 524-533).
- Wang, F., & Hannafin, M. J. (2005). Design-based research and technology-enhanced learning environments. *Educational Technology Research and Development*, 53(4), 5-23.  
<https://doi.org/10.1007/BF02504682>
- Wilson, M., & Sloane, K. (2000) From principles to practice: An embedded assessment system. *Applied measurement in education*, 13(2), 181-208.
- Yin, R. K. (2018) *Case Study Research and Applications: Design and Methods* (6th ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Yoon, M., Lee, J., & Jo, I. H. (2021). Video learning analytics: Investigating behavioral patterns and learner clusters in video-based online learning. *The Internet and Higher Education*, 50, 100806.