

Learning Analytics per il monitoraggio e l'analisi delle carriere degli studenti universitari

Learning Analytics for monitoring and analyzing student's careers at University

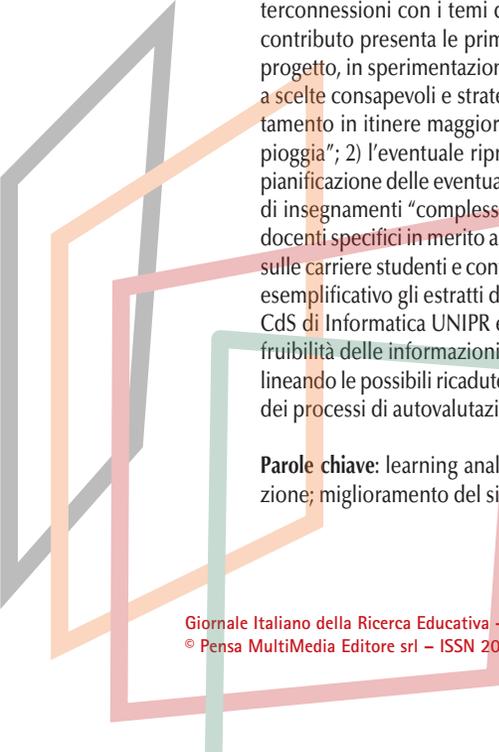
Daniela Robasto

University of Parma



After a preliminary analysis on the concept of Learning Analytics and its necessary interconnections with Big Data and Business Intelligence in the academic field, the paper presents the first steps of a pilot project at the University of Parma. The pilot project, being tested, is aimed at using Learning Analytics in order to lead to informed and strategic choices regarding: 1) an enhancement of guidance actions in itinere more calibrated on the type of problematic and not distributed "in the rain"; 2) the possible redesign of the study plans of the CdS subject to analysis and the planning of possible preparatory courses between courses; 3) the early identification of "complex / problematic" courses) the design of specific teacher training seminars on teaching and docimological skills, starting from real data on student careers and contextualised by disciplinary sectors. The contribution is given as an example the "screens" of a DEMO that is under construction and experimentation at the CdS of Informatica UNIPR and which is considered as an example for the impact in terms of usability of the information for different types of stakeholders. The work ends by emphasizing the possible effects of pedagogical research on LA, in the view of consolidation of the self-assessment and improvement processes of Italian universities.

Keywords: learning analytics; career monitoring for university students; self evaluation; improvement of the university system; university teaching.



Dopo un'analisi preliminare sul concetto di Learning Analytics e delle sue necessarie interconnessioni con i temi dei Big Data e Business Intelligence in ambito accademico, il contributo presenta le prime tappe di un progetto pilota presso l'Università di Parma. Il progetto, in sperimentazione, è volto ad utilizzare i Learning Analytics al fine di condurre a scelte consapevoli e strategiche in merito a: 1) un potenziamento delle azioni di orientamento in itinere maggiormente calibrate sul tipo di problematica e non distribuite "a pioggia"; 2) l'eventuale riprogettazione dei piani di studi dei CdS oggetto di analisi e la pianificazione delle eventuali propedeuticità tra insegnamenti; 3) l'individuazione precoce di insegnamenti "complessi/problematici" 4) la progettazione di seminari di formazione docenti specifici in merito a competenze didattiche e docimologiche, a partire da dati reali sulle carriere studenti e contestualizzati per settori disciplinari. Il contributo riporta a titolo esemplificativo gli estratti di una DEMO che è in costruzione e sperimentazione presso il CdS di Informatica UNIPR e che si considera esemplificativa per l'impatto nei termini di fruibilità delle informazioni per diverse tipologie di stakeholders. Il lavoro termina sottolineando le possibili ricadute della ricerca pedagogica sui LA nei termini di consolidamento dei processi di autovalutazione e miglioramento delle università italiane.

Parole chiave: learning analytics; monitoraggio carriere studenti universitari; autovalutazione; miglioramento del sistema universitario; didattica universitaria.

Con *Learning Analytics* (LA) ci si riferisce alla misurazione, alla raccolta, all'analisi e alla presentazione dei dati sugli studenti e sui loro contesti, ai fini della comprensione e dell'ottimizzazione dell'apprendimento e degli ambienti in cui ha luogo¹ (Siemens, 2013; Ferguson, 2012). I LA, rispetto ad altre indagini educative con rilevazioni empiriche sugli studenti, si contraddistinguono tuttavia per un uso di dati che solitamente è raccolto per *fini altri*, preesistente, e che solo successivamente può essere utilizzato, monitorato, trattato per trarre informazioni sui processi e percorsi di apprendimento. Vi è pertanto differenza sostanziale tra un dato raccolto intenzionalmente ai fini di una ricerca educativa e all'interno di un preciso impianto di ricerca, e un dato raccolto per fini prevalentemente anagrafici-amministrativi-organizzativi. Probabilmente questa iniziale assenza di intenzionalità "educativa" della rilevazione ha portato la ricerca pedagogica a non volgere prontamente lo sguardo verso le opportunità offerte dalla digitalizzazione dei dati relativi agli attori dei sistemi educativi e formativi salvo avvertire, più recentemente, che gli studenti e i docenti lasciano dietro di sé *molte tracce*, la cui analisi può convertirle in benefici concreti per il miglioramento del settore istruttivo (Duval, 2011).

Il tema dei LA è quindi intrinsecamente connesso con il tema dei 'big data' (Manyika et al., 2011, p.1) e necessariamente intrecciato con i continui sviluppi della *business intelligence*. Ora, che l'Università si avvia ad utilizzare taluni strumenti della business intelligence *anche* in riferimento ai processi di apprendimento dovrebbe riportare sul piatto della bilancia alcune considerazioni relativamente al *core business* dell'università (i processi di apprendimento e insegnamento) e al destinatario principale del suo "servizio" (lo studente). Se infatti il mondo impresa, per suo necessario sostentamento, ha imparato ad impiegare tecniche di analisi per estrarre *valore aggiunto* da insiemi di dati, usando per identificare modelli di comportamento, sviluppare campagne pubblicitarie e guidare i sistemi di raccomandazione (Ferguson, 2014), processi sempre orientati e finalizzati al suo *core* principale, il mondo universitario potrebbe invece rischiare di avere a disposizione milioni di dati e non utilizzarli, e/o utilizzarli in modo non strumentale rispetto al *core business* o rispetto al *target* principale.

Sappiamo che nel frangente in cui uno studente si iscrive all'università e diventa "matricola" (e oggi frequentemente anche prima, grazie

1 Tale è la definizione di Learning Analytics fu quella riportata nella call for papers della prima conferenza internazionale sul Learning Analytics and Knowledge (LAK 2011) e adottata dalla Society for Learning Analytics Research (SoLAR).

al monitoraggio dei sistemi di orientamento in ingresso), l'ateneo inizia ad accumulare dati ancorati al numero di matricola; la raccolta terminerà solo dopo il conseguimento della laurea o, nei casi meno favorevoli, dopo l'abbandono universitario. I database degli atenei ogni giorno accumulano una quantità crescente di dati sugli studenti, dati personali, informazioni di sistema e informazioni sul percorso accademico (Mazza & Milani, 2004; Romero, Ventura, & García, 2008). Ma cosa accade dopo la raccolta? Anche se le capacità di tracciare gli studenti sono in genere incluse tra le funzionalità generiche di molti software in uso negli atenei, le funzionalità di estrazione e aggregazione, di reporting e di visualizzazione di questi strumenti di analisi sono spesso di base o inesistenti (Dawson, 2009).

Può dunque accadere, non così raramente, che le decisioni strategiche anche sul tipo di report o sulle *query* da avviare sulle innumerevoli matrici dati, non sia sempre calibrato sul core business (l'apprendimento) o sul target (lo studente). Il conseguente rischio è che l'analisi e la reportistica nasca da esigenze più o meno segmentate e contingenti (monitoraggio degli indicatori per FFO², monitoraggio per risorse PRO³; monitoraggio dei CFU conseguiti; monitoraggio degli iscritti etc.) che potrebbero determinare provvedimenti altrettanto contingenti e non sistemici, nei termini del miglioramento dei processi di insegnamento e apprendimento. La differenza tra un processo sistemico e un processo contingente potrebbe dunque risiedere proprio nelle competenze di *Analytics*⁴, cioè in quelle competenze di analisi indirizzate a trasformare i dati grezzi in *informazioni di valore* per i decision maker accademici. Se è pur vero che il monitoraggio degli indicatori ai fini



- 2 L'acronimo FFO sta per *Fondo di Finanziamento Ordinario* destinato alla copertura delle spese istituzionali, tra cui i costi di personale, e di funzionamento. L'evoluzione normativa degli ultimi anni ha modificato radicalmente le modalità di attribuzione delle risorse statali al sistema universitario introducendo criteri che, gradualmente, riducono il peso dei finanziamenti su base storica a favore di parametri quali: il costo standard per studente; la quota premiale in relazione ai risultati della didattica e della ricerca; gli interventi perequativi a salvaguardia di situazioni di particolare criticità (Fonte MIUR <https://www.miur.gov.it/finanziamenti>).
- 3 Il Riferimento è alla Programmazione Triennale di Sviluppo secondo quanto previsto dal Decreto Ministeriale 12 maggio 2017 n. 264 - Linee generali di indirizzo 2016 – 2018 – Ammissione a finanziamento dei progetti presentati dalle Università.
- 4 Le aree di competenza dell'Analytics si dividono in quattro strategie di Analytics: Descriptive, Predictive, Prescriptive e Automated (si veda Osservatorio del Politecnico di Milano, Big Data Analytics & Business Intelligence, Report 2018, *Casi di adozione di progettualità di Analytics*). Si veda anche Gartner, 2013.

dell'FFO è essa stessa un'informazione di *valore*, quanto mai necessaria al sostentamento e miglioramento dell'università, va detto che i database delle università sono densi di dati che potrebbero restituire altrettante informazioni di *valore*, dove per valore si intenda *la capacità del bene di soddisfare un bisogno* e il bisogno sia quello dell'apprendimento e dell'alta formazione degli studenti.

In tale sfumato confine tra un *valore* denso di imprescindibili interpretazioni economiche ed un valore, reinquadrato in una cornice squisitamente pedagogica, va ad inserirsi la riflessione sulle competenze di Data Analytics necessarie alle università per proseguire in un percorso di miglioramento continuo: all'*analytics* va ad aggiungersi il *learning* e il compito diviene tanto audace quanto affascinante.

2. Il progetto pilota presso l'area informatica dell'Università di Parma

Si presenta di seguito un progetto di monitoraggio delle carriere nato all'interno del Corso di Studi triennale in Informatica (CdS L3027) presso l'Università degli studi di Parma⁵. Il progetto ha avuto avvio nel 2018 da una prima collaborazione tra l'area amministrativa della UO Controllo di Gestione UNIPR e il CdS di Informatica al fine monitorare l'andamento degli indicatori MIUR AA1 e D21⁶. In tale occasione furono analizzati 43 corsi di studio triennali e preso in considerazione gli insegnamenti del primo anno di ciascun CdS che permettevano il superamento dei 40 CFU. In questo primo processo il totale di studenti analizzati fu di 4348 casi e di questi 412 studenti risultavano sotto la soglia dei 40 CFU per un solo esame da sostenere o verbalizzare. Con l'introduzione di una sessione di appello straordinaria si riuscì dunque a raggiungere l'obiettivo previsto. La collaborazione sugli indicatori MIUR ha successivamente indotto il CdS di Informatica ad avviare alcune riflessioni in merito all'utilizzo dei dati per analizzare i livelli di performance dei CdS, giungendo ad avviare, nel 2019, un progetto pi-



5 Referente scientifico del processo di Data Mining Prof. Alessandro Dal Palù, Presidente del CdS di Informatica, Dipartimento di Scienze Matematiche, Fisiche e Informatiche presso UNIPR.

6 Il riferimento è agli indicatori contenuti nella Programmazione Triennale 2016-2018, di cui al D.M. 635/2016. Nello specifico l'indicatore AA1 si riferisce a "*Proporzione di studenti che si iscrivono al II anno della stessa classe di laurea o laurea magistrale a ciclo unico, avendo acquisito almeno 40 CFU in rapporto alla coorte di immatricolati nell'a.a. precedente.*" mentre il D21 si riferisce a "*Proporzione di studenti iscritti entro la durata normale del corso di studi che abbiano acquisito almeno 40 CFU nell'anno solare.*"

lota sui LA. Attualmente il progetto pilota prevede la sinergia tra il Dipartimento di Scienze Matematiche, Fisiche e Informatiche (tramite il Presidente del Cds in Informatica), il Presidio di Qualità di Ateneo, la U.O Controllo di gestione e l'area Pedagogica tramite la collaborazione di un docente di Pedagogia Sperimentale.

Il progetto pilota nasce con l'obiettivo di rilevare, nei tempi più rapidi possibili, le sorgenti di ritardo nelle carriere studenti al fine di poter attivare diverse linee di intervento, tra cui scelte strategiche in merito a: 1) un potenziamento delle azioni di orientamento in itinere maggiormente calibrate sul tipo di problematica e non distribuite "a pioggia"; 2) l'eventuale riprogettazione del piano di studi dei CdS oggetto di analisi e la pianificazione delle eventuali propedeuticità tra insegnamenti; 3) l'individuazione precoce di insegnamenti "complessi/problematici" che oggi in molti atenei rischia di non essere oggetto di analisi, o in altri casi, di essere presa in carico basandosi sui dati raccolti tramite lo strumento OPIS-ROS⁷ (strumento per sua stessa natura percettivo e pertanto non utilizzabile per inferire dati sugli esiti dell'apprendimento); 4) la progettazione di seminari di formazione docenti specifici in merito a competenze didattiche e docimologiche, a partire da dati reali sulle carriere studenti e contestualizzati per settori disciplinari.

Il progetto prevede inoltre un'analisi delle dipendenze dei tempi di sostenimento degli esami, nella carriera del singolo studente e il controllo di correlazione tra voto / giorni per il conseguimento / n. di tentativi, anche al fine di caratterizzare l'andamento di una coorte.

Il Presidio della Qualità ha stabilito inoltre che nel corso del prossimo anno accademico il progetto pilota raccolga dati di tre diversi CdS appartenenti a tre aree formative tra loro molto diverse: un CdS di area umanistica; un CdS di area tecnico-scientifica; un CdS di area Medica. Il fine è quello di monitorare e tarare lo strumento grazie ai learning analytics su corsi di studi differenti, sia per tipo di insegnamenti, sia per architettura interna del CdS, sia per modalità di selezione studenti in ingresso.

Nelle sezioni che seguono si presentano alcuni estratti delle analisi pilota svolte sulla "demo"⁸; le videate riportate nelle figure sottostanti possono essere esemplificative delle estrazioni che il sistema permette, utilizzando tre soli fattori facilmente monitorabili ed inseriti su una ti-

7 Si vedano anche i recenti lavori sulla revisione dello strumento di rilevazione dell'opinione studenti <https://www.anvur.it/attivita/ava/opinioni-studenti/> che tuttavia non ne modificano l'impianto di natura percettiva.

8 La fase "Demo" attualmente ha nel data base i dati di due CdS di Informatica e di Matematica.



me line: la data di fine frequenza dell'insegnamento; la data di prima iscrizione ad un appello; la data di verbalizzazione dell'insegnamento (uguale o successiva alla prima iscrizione ad un appello).



Fig. 1: Estratto del processo temporale tra la fine dell'erogazione di un insegnamento e la verbalizzazione dell'esito, a seguito di superamento della prova

2.1 Storia di uno studente

L'estrazione "storia di uno studente" (Fig.2) permette in una videata di ricostruire la carriera di uno studente ad esempio in un triennio di iscrizione al corso di studio. Sulla ascissa vi sono gli insegnamenti previsti nel piano di studi, sulle ordinate vi sono le sessioni di appello previste nel triennio. La linea continua nera orizzontale indica il tempo intercorrente tra la fine dell'erogazione dell'insegnamento e la prima iscrizione ad un appello (Fig.1). La linea in verticale di colore rosso indica il momento di iscrizione all'appello e verbalizzazione coincidente. La barra in orizzontale di colore rosso indica invece il tempo intercorrente tra una prima iscrizione ad un appello e un periodo successivo di "preparazione" a seguito di fallimento (ritirato, bocciato o assente).

La videata riporta un caso non particolarmente problematico dove risultano evidenti due "fallimenti" su ventuno insegnamenti. Il primo "fallimento", sull'insegnamento di fisica, si è risolto molto velocemente, probabilmente in un altro appello della medesima sessione; la risoluzione del secondo fallimento non è invece ancora avvenuta nonostante siano passati circa due anni dal primo tentativo. Nel frattempo, tuttavia lo studente risulta attivo, si iscrive ad altri 10 appelli d'esame e li supera. Cosa stia accadendo nel processo di apprendimento dello studente "x" con l'insegnamento "Algoritmi e Strutture e dati II" non si può ovviamente comprendere da quanto offerto dai LA. L'estratto mette in luce, a colpo d'occhio, un elemento di possibile rallentamento della carriera studente che un buon percorso di tutorato potrebbe approfondire, partendo proprio da tale elemento di difficoltà, ancora irrisolto ma ben circoscritto.

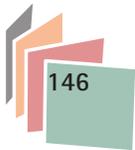


In fig. 3 è riportata la storia dello stesso studente ma con l'indicazione non solo del caso di difficoltà di cui sopra, ma anche l'evidenza di un insegnamento che ha portato nello studente un più lento percorso di pianificazione sull'insegnamento "Fondamenti dell'Informatica". Il tempo intercorrente tra la fine dell'insegnamento e la verbalizzazione è di quasi due anni. Nel frattempo, lo studente sostiene altri 6 esami al primo tentativo. Se la situazione fosse analoga nelle carriere di diversi altri studenti iscritti al CdS, si potrebbe ipotizzare una necessaria riprogettazione del corso di studio con lo spostamento dell'insegnamento ad un anno successivo o con la verifica di eventuali propeuticità implicite nella preparazione dell'insegnamento (ad esempio "Intelligenza Artificiale" o "Reti di calcolatori" che precedono la verbalizzazione dell'insegnamento a lungo pianificato).

La fig. 4 riporta ancora una volta la storia dello studente "x" ma a cui si aggiunge la tracciatura dei periodi di massima intensità di impegno dello studente con la barra di intensità di colore viola; quando la tonalità tende a scurirsi sta ad indicare un periodo "di carico", particolarmente intenso per lo studente. La barra è realizzata sovrapponendo i periodi di studio per tutti gli esami durante i relativi periodi tra frequenza e sostenimento.

L'analisi delle sfumature della barra di intensità permette di comprendere quando un singolo caso è stato accademicamente più attivo e quando meno e permette inoltre di comprendere un percorso di apprendimento a carico continuo e costante o a "picchi d'impegno". Si può notare come i picchi siano concentrati durante le sessioni di esame, mentre tra le sessioni l'intensità rimane più scura nei casi in cui vi siano esami in sospenso.

In questo caso, ad esempio, si vede un carico particolarmente "leggero" tra il luglio 2016 e il febbraio 2017. Il periodo agosto 2017 e marzo 2018 invece è particolarmente intenso. Ancora una volta, il dato letto sul singolo studente potrebbe non dire molto; lo stesso dato di periodi "leggeri/sovraccarichi" rilevato su un numero consistente di studenti potrebbe invece condurre ad una miglior pianificazione degli insegnamenti o eventualmente la messa a controllo di una relazione tra una certa preparazione iniziale dello studente (tipo di diploma) e il tipo di impegno richiesto nel proseguo degli studi.



Storia di uno studente

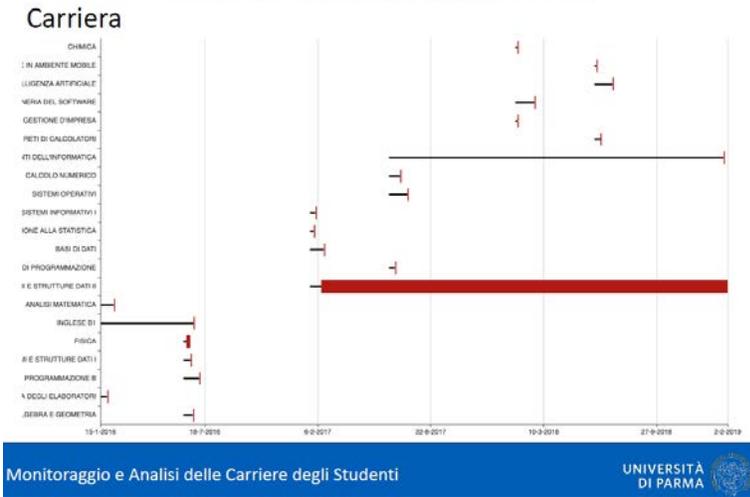


Fig. 2: La videata “storia di uno studente” permette di ricostruire la carriera di uno studente in un triennio di iscrizione al corso di studio



Storia di uno studente

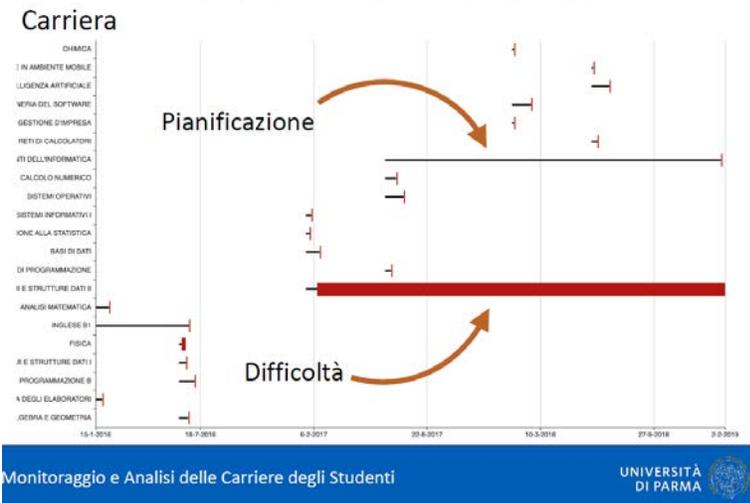
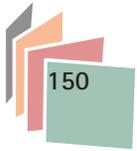


Fig. 3: La videata storia di uno studente permette di ricostruire la carriera di uno studente sottolineandone i periodi di difficoltà e pianificazione

2.3 *Lo studente lungo un percorso di apprendimento. Analisi delle coorti.*

Prendendo in considerazione altri fattori è possibile analizzare con prospettive differenti le caratteristiche della popolazione studentesca ed eventualmente calibrare o progettare diverse attività di orientamento in itinere. I LA a disposizione degli atenei potrebbero prevedere infatti la possibilità di analisi di correlazione e di dipendenze statisticamente rilevanti tra coppie di esami. In particolare, si vogliono analizzare i casi in cui il sostenimento di un esame risulta ritardato dal sostenimento di un altro e i casi in cui una coppia di esami vengono conseguiti in ordine inverso rispetto al rispettivo ottenimento della frequenza. Inoltre, tali indagini si possono applicare alla carriera del singolo studente tramite il controllo di correlazione tra voto/giorni per il conseguimento/ n. di tentativi, anche al fine di caratterizzare l'andamento di una coorte. Il confronto tra i dati di diverse coorti, al variare ad esempio delle modalità di orientamento e/o tutorato (situazione abbastanza frequente nella vita di un CdS), permetterebbe inoltre al CdS di verificare se le modifiche introdotte si siano dimostrate efficaci o meno e, in caso affermativo, in quale misura (Voti più alti? Minor tempo impiegato per la preparazione degli esami? Minori fallimenti al primo tentativo?). La fig. 7 mostra il confronto tra due casi della stessa coorte ad uno stesso insegnamento; entrambi sostengono con successo l'esame di un insegnamento al primo tentativo, con talune differenze. Il caso a sinistra esemplifica la performance di uno studente che si iscrive ad un appello subito dopo averne terminato la frequenza e supera l'appello con un voto sufficiente. Il caso a destra invece illustra la performance di un altro studente iscritto allo stesso appello, ravvicinato alla fine del corso, ma che supera in modo eccellente. Quali sono le differenze tra i due studenti? Il loro profilo in ingresso è simile? L'ateneo ha al proprio interno numerosi dati anagrafici e curricolari per poter controllare diverse ipotesi sulla dipendenza tra fattori. Un'analisi di tal tipo svolta ad esempio su una coorte potrebbe mettere in evidenza, fin dalle prime sessioni di esame, le caratteristiche della popolazione studentesca che proseguirà nel CdS.



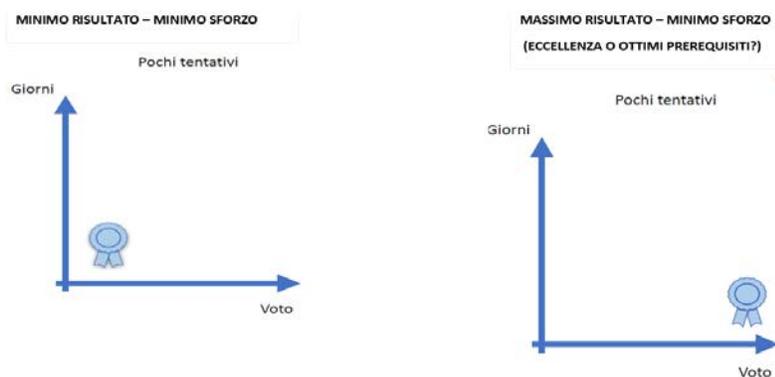


Fig. 7: Confronto tra due studenti ad uno stesso appello posto subito dopo il termine dell'erogazione dell'insegnamento

La fig. 8 invece riporta un estratto di analisi su uno stesso cluster di studenti all'interno di una coorte, alle prese con due insegnamenti differenti. Nell'insegnamento a sinistra i casi si distribuiscono in modo abbastanza eterogeneo per giorni impiegati e voto conseguito. Vi è un numero consistente di studenti che hanno raggiunto un buon voto, spostato verso i valori alti della scala in trentesimi. Nell'insegnamento a sinistra invece tutti gli studenti non si presentano ai primi appelli ma attendono quelli successivi, ci si sposta infatti sul numero maggiore di giorni impiegati per la preparazione e i voti conseguiti hanno una bassa distribuzione di frequenza ed un'alta concentrazione sui valori centrali della scala, senza che nessuno raggiunga i valori alti. Una situazione di questo tipo potrebbe significare un tempo di preparazione all'esame superiore, potrebbe indicare un insegnamento che preveda più prove prima della verbalizzazione finale, potrebbe ancora derivare da una propedeuticità tra insegnamenti non formalmente riconosciuta. Un'analisi di secondo livello, anche tramite i controlli incrociati con la "storia dello studente" potrebbe fornire numerose risposte per *spiegare* le differenze tra i due insegnamenti. Gli stessi percorsi di formazione docenti che vengono erogati da quasi tutti gli atenei italiani, potrebbero approfondire anche un diverso utilizzo di processi docimologici, talvolta ancorati a tradizioni di settore o dettati da esigenze specifiche dei settori disciplinari. L'estratto in fig. 8 mette in luce senz'altro un diverso utilizzo della scala ad intervalli 0-30 tra i due insegnamenti. Se il dato venisse confermato nel raffronto tra diverse coorti, allora si potrebbe lecitamente escludere che tale distribuzione dipenda solo dalle caratteristiche degli studenti valutati.

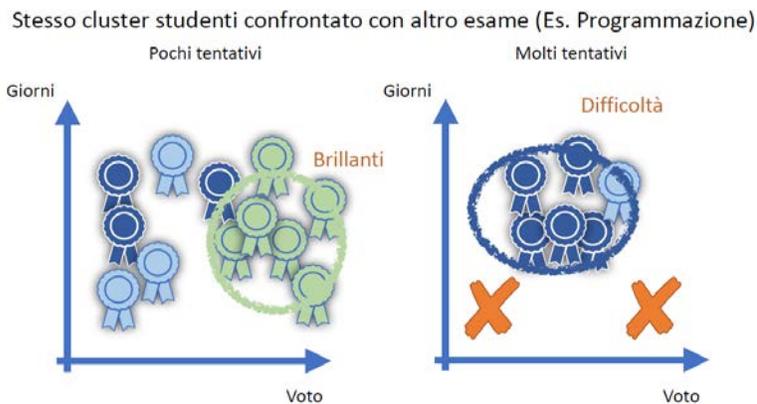


Fig. 8: Estratto di LA su uno stesso cluster di studenti all'interno di una coorte, alle prese con due insegnamenti differenti

3. Conclusioni e sviluppi futuri nei processi autovalutativi

Il progetto pilota nato in seno all'Università di Parma rappresenta una tra le tante e infinite modalità di utilizzare i LA per rispondere a problemi conoscitivi prevalentemente pedagogici. Le potenzialità sono evidenti: l'analisi sistemica di alcuni fattori ed una restituzione "user friendly", non solo per gli addetti ai lavori, possono restituire alla popolazione accademica (nelle sue tre diverse anime: docenti; studenti e PTA) una base empirica notevole ma al contempo ordinata per prendere delle decisioni informate e consapevoli relativamente alla progettazione dei percorsi di apprendimento, di orientamento e di tutorato.

Diversi fattori guidano l'espansione emergente dei Learning Analytics: a) l'ampliamento e la proliferazione dell'utilizzo di Internet e della tecnologia in tutti gli ordini educativi-formativi; b) l'abbondanza di dati disponibili all'interno degli ambienti di apprendimento virtuali c) la disponibilità di strumenti che possono essere utilizzati per gestire e analizzare i dati; d) la crescente domanda di comprendere gli studenti e migliorare l'ambiente di apprendimento e il suo contesto (Khalil & Ebner, 2015); non è pertanto immaginabile che proprio gli atenei, con le loro decine di migliaia di studenti, non riflettano nel brevissimo periodo su come ottimizzare al meglio i dati in loro possesso e come riorientarne l'utilizzo verso il core business.

Di contro le università, come anche gli altri ordini di istruzione e formazione, stanno già da tempo prendendo le misure anche con la dimensione etica e legale del trattamento del dato che potrebbe porre un freno non irrilevante ad utilizzo massivo dei dati sensibili (Prinsloo & Slade, 2013; Fung, Wang, Chen, 2010) messi a disposizione dei diversi portatori di interesse, chiamati in causa nel complesso processo formativo.

Alcuni autori (Arnold, Pistilli, 2012; Bakharia, Dawson, 2011; Jackson, Read, 2012; Khalil, Ebner, 2015) hanno infatti messo in evidenza come un utilizzo sistemico dei LA possa essere di interesse per diversi stakeholders: studenti, docenti, mondo della ricerca e decision makers (Tab.1). Gli obiettivi delle diverse categorie di stakeholders sono necessariamente differenti tra loro, ma accomunati dal desiderio di riflettere criticamente sul proprio operato, al fine di migliorarsi anche grazie ai dati raccolti nel processo autovalutativo.

Stakeholder	Obiettivi dell'utilizzo dei LA	Esempi e riferimenti a studi condotti sulla popolazione di stakeholders
Studenti	Migliorare le loro prestazioni. Personalizzare l'apprendimento (online). Consigliare o ricevere consigli sui corsi da frequentare.	Gli studenti sono informati sul loro processo di apprendimento e confrontano le loro prestazioni con quelle degli altri. Nello studio viene utilizzata l'applicazione Signals (Arnold, Pistilli, 2012; Vozniuk, 2013).
Docenti	Migliorare i loro processi di insegnamento. Potere fornire feedback agli studenti in tempi molto rapidi.	I docenti procedono ad un monitoraggio dei progressi nell'apprendimento dei propri studenti (Miranda, Marzano, Lytras, Miltiades, 2017). In uno degli studi viene utilizzata l'applicazione SNAPP (Bakharia, Dawson, 2011; Vozniuk, 2013)
Ricercatori	Valutare i corsi. Migliorare i modelli didattici proposti dai corsi. Individuare nuove modalità per veicolare informazioni circa i processi educativi/formativi.	Attraverso diverse interfacce e processi di analisi, i ricercatori possono confrontare le tecniche di Analytics relative ai processi di apprendimento. (Castro, Vellido, Nebot, Mugica, 2007; Ferguson, 2012; Chatti, Dyckhoff, Schroeder, Thüs, 2012; Khalil, Ebner, 2015).
Decision Maker accademici	Supportare la presa di decisioni per raggiungere obiettivi formativi sempre più alti e intervenire prontamente sugli studenti a rischio di abbandono universitario	Il monitoraggio su alcune università australiane rivela che un terzo degli studenti che inizia un percorso di studi non giunge alla laurea. Nello studio si fa riferimento ad un utilizzo combinato di indicatori di performance (Program Connect for Success C4S) basato sui LA e volto a contrastare il fenomeno dell'abbandono universitario. (Connect for Success C4S) (Jackson, Read, 2012) (Gaeta, Marzano, Miranda, Sandkuhl, 2016).

Tab. 1: Learning Analytics Stakeholders
(a partire da Khalil, M. & Ebner, M. 2015; rivista e aggiornata dall'autrice)

I LA, anche nel sistema accademico italiano, possono così divenire un valido strumento per avviare processi autovalutativi e piani di miglioramento effettivamente orientati ed ancorati a dati sui processi di apprendimento e insegnamento. Nel frangente in cui le università italiane iniziano a riflettere e collaborare sinergicamente⁹ per l'individuazione dei core contents disciplinari e trasversali, comuni a medesime classi di laurea, una riflessione collettiva sulla base di selezionati LA potrebbe meglio supportare il processo di individuazione di core contents e di riflessione critica sull'effettivo raggiungimento degli obiettivi for-



mativi prefissati sulle diverse fasce della popolazione studentesca.

L'ampia letteratura sul tema ha già messo in luce le diverse potenzialità dei LA: da quelle predittive (Romero, Ventura, 2010); d'intervento e d'orientamento (Duval, 2011) fino a quelle di benchmarking (Vorhies, Morgan, 2005) e di individuazione di best practices trasferibili a diversi contesti. Sta alla flessibilità del mondo pedagogico di trovare spazi di ricerca comuni, certamente transdisciplinari e al servizio del miglioramento continuo dei propri atenei.

Riferimenti bibliografici

- 
- Arnold K.E., Pistilli M.D. (2012). Course Signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'12)* (pp. 267-270). New York, USA: ACM.
- Bakharia A., Dawson S. (2011). SNAPP: a bird's-eye view of temporal participant interaction. In *Proceedings of the 1st international conference on learning analytics and knowledge (LAK'11)* (pp. 168-173). New York, USA: ACM.
- Castro F., Vellido A., Nebot A., Mugica F. (2007). Applying data mining techniques to e-learning problems. In L. C. Jain, T. Raymond, D. Tedman (Eds.), *Evolution of teaching and learning paradigms in intelligent environment* (Vol. 62, pp. 183-221). Berlin: Springer-Verlag.
- 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. doi:10.1504/IJTEL .2012.051815
- Dawson S., Gašević D., Siemens G., Joksimovic S. (2014). Current state and future trends: a citation network analysis of the learning analytics field. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK'14)* (pp. 231-240). New York, USA: ACM.
- Duval E. (2011). Attention please! Learning analytics for visualization and recommendation. In *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK'11)* (pp. 9-17). New York, USA: ACM.
- Ebner M., Schön M. (2013). Why Learning Analytics in Primary Education Matters. *Bulletin of the Technical Committee on Learning Technology*, Karagiannidis, C. & Graf, S (Ed.), 15(2), 14-17.
- Gaeta M., Marzano A., Miranda S., Sandkuhl K. (2016). The competence management to improve the learning engagement. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1-13, Springer.
- Ferguson R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5), 304-317.
- Ferguson R., Buckingham Shum S. (2012). *Social learning analytics: five approaches*. Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and

9 Si vedano i gruppi di lavoro multidisciplinari per l'individuazione dei core contents delle aree sanitarie, filosofiche, pedagogiche e la costruzione delle prove pilota TECO-D e TECO-T. <https://www.anvur.it/gruppi-di-lavoro/?taxonomy=attivita&term=teco>

- Knowledge, (pp. 23-33). Vancouver, British Columbia, Canada.
- Ferguson R. (2014), Learning Analytics: fattori trainanti, sviluppi e sfide. *TD Tecnologie didattiche*, 22 (3), 138-147
- Fung B., Wang K., Chen R., Yu P. S. (2010). Privacy-preserving data publishing: A survey of recent developments. *ACM Computing Surveys (CSUR)*.
- Jackson G., Read M. (2012). *Connect 4 Success: A Proactive Student Identifications and Support Program*. Retrieved 12 November 2014 from http://fyhe.com.au/past_papers/papers12/Papers/9B.pdf
- Manyika J., Chui M., Brown B., Bughin J., Dobbs R., Roxburgh C., Byers A. H. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*.
- Miranda S., Marzano A., Lytras Miltiades D. (2017). A research initiative on the construction of innovative environments for teaching and learning. Montessori and Munari based psycho-pedagogical insights in computers and human behavior for the “new school”. *Computers in Human Behavior*, 66, 282-290.
- Mostow J., Beck J. (2006). Some useful tactics to modify, map and mine data from intelligent tutors. *Natural Language Engineering*, 12(02), 195-208.
- Prinsloo P., Slade S. (2013). An evaluation of policy frameworks for addressing ethical considerations in learning analytics. In *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK 2013)* (pp. 240-244). New York, USA: ACM.
- Romero C., Ventura S. (2010). Educational data mining: a review of the state of the art. *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, 40(6), 601-618.
- Siemen, G. (2010). What are Learning Analytics? Retrieved 7 November 2014. Estratto da <http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/>.
- Siemens G. (2012). Learning Analytics: Envisioning a Research Discipline and a Domain of Practice. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK 2012)* (pp. 04-08). New York, USA: ACM.
- Slade S., Sharon, & Prinsloo, P. (2013). Learning analytics: ethical issues and dilemmas. *American Behavioral Scientist*, 57(10) 1509-1528.
- Society for Learning Analytics Research. (2011). *Open Learning Analytics: an integrated & modularized platform*. Retrieved 01 November 2014. Estratto da: <http://solaresearch.org/OpenLearningAnalytics.pdf>.
- Vorhies D.W., Morgan N.A. (2005). Benchmarking marketing capabilities for sustainable competitive advantage. *Journal of Marketing*, 69(1), 80-94. Originally published in: Khalil, M. & Ebner, M. (2015). Learning Analytics: Principles and Constraints. In *Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications* (pp. 1326-1336). Chesapeake, VA: AACE.
- Vozniuk A., Govaerts S., Gillet D. (2013). Towards portable learning analytics dashboards. In *Advanced Learning Technologies (ICALT), 2013 IEEE 13th International Conference on* (pp. 412-416). IEEE.

View publication

- Siemens G. (2013). Learning Analytics: The Emergence of a Discipline. *American Behavioural Scientist*, 57 (10), pp. 1380-1400, Sage Publication.
- Norris D. B. (2008). Action analytics: measuring and improving performance that matters in higher education. *EDUCAUSE Review*, 43(1).
- van Barneveld A., Arnold K. E., Campbell J.P. (2012). Analytics in Higher Education: Establishing a Common Language. *EDUCAUSE*.

