

PENETRARE LA NEBBIA: TECNICHE DI ANALISI PER L'APPRENDIMENTO

PENETRATING THE FOG: ANALYTICS IN LEARNING AND EDUCATION

Phillip D. Long | Schools of ITEE and Psychology e Centre for Educational Innovation & Technology,
University of Queensland | longpd@uq.edu.au

George Siemens | Technology Enhanced Knowledge Research Institute, Athabasca University |
gsiemens@gmail.com

✉ George Siemens | Technology Enhanced Knowledge Research Institute, Athabasca University |
1 University Drive, Athabasca, AB, T9S 3A3, CANADA | gsiemens@gmail.com

Sommario Nell'era di Internet, delle tecnologie mobili e dell'istruzione aperta, la necessità di interventi per migliorare l'efficienza e la qualità dell'istruzione superiore è diventata pressante. I *big data* e il *Learning Analytics* possono contribuire a condurre questi interventi, e a ridisegnare il futuro dell'istruzione superiore. Basare le decisioni su dati e sulle evidenze empiriche sembra incredibilmente ovvio. Tuttavia, l'istruzione superiore, un campo che raccoglie una quantità enorme di dati sui propri "clienti", è stata tradizionalmente inefficiente nell'utilizzo dei dati, spesso operando con notevole ritardo nell'analizzarli, pur essendo questi immediatamente disponibili.

In questo articolo, viene evidenziato il valore delle tecniche di analisi dei dati per l'istruzione superiore, e presentato un modello di sviluppo per i dati legati all'apprendimento. Ovviamente, l'apprendimento è un fenomeno complesso, e la sua descrizione attraverso strumenti di analisi non è semplice; pertanto, l'articolo presenta anche le principali problematiche etiche e pedagogiche connesse all'utilizzo delle tecniche di analisi dei dati in ambito educativo. Cionondimeno, il Learning Analytics può penetrare la nebbia di incertezza che avvolge il futuro dell'istruzione superiore, e rendere più evidente come allocare le risorse, come sviluppare vantaggi competitivi e, soprattutto, come migliorare la qualità e il valore dell'esperienza di apprendimento.

PAROLE CHIAVE Learning analytics, Academic analytics, Big data, Istruzione universitaria.

Abstract In the era of Internet, mobile technologies and open education, the need for changes to improve the efficiency and quality of higher education has become crucial.

Big data and analytics can contribute to these changes and reshape the future of higher education.

Basing decisions on data and evidence seems stunningly obvious. However, higher education, a field that gathers an astonishing array of data about its "customers," has traditionally been inefficient in its data use, often operating with substantial delays in analyzing readily evident data and feedback. In this paper, the value of Analytics for Higher Education is discussed, and a model of learning analytics development is presented. The main pedagogical and ethical issues about the use of learning analytics are also pointed out, since learning is messy, and using analytics to describe learning is not easy. Nevertheless, Learning Analytics can penetrate the fog of uncertainty around the future of higher education, and shed light on how to allocate resources, develop competitive advantages, and most important, improve the quality and value of the learning experience.

KEY-WORDS Learning analytics, Academic analytics, Big data, Higher education.

I tentativi di immaginare il futuro dell'istruzione spesso enfatizzano nuove soluzioni tecnologiche come i dispositivi di *Ubiquitous Computing*, le aule flessibili e le tecnologie di visualizzazione avanzate. Ma l'elemento più importante che caratterizza il futuro dell'istruzione superiore è qualcosa che non possiamo né toccare né vedere realmente: si tratta dei *big data* e delle tecniche di analisi dei dati. Basare le decisioni su dati e sulle evidenze empiriche sembra incredibilmente ovvio, anzi, la ricerca indica che il processo decisionale basato sui dati migliora il risultato organizzativo e la produttività (Brynjolfsson, Hitt, & Heekyung, 2011). Per molti leader del settore dell'istruzione superiore, tuttavia, l'esperienza e l'"istinto" hanno un richiamo più forte.

Nel frattempo, la tendenza a utilizzare dati ed evidenze per prendere decisioni sta trasformando diversi settori. È emblematico il passaggio dalla pratica clinica alla medicina basata sull'evidenza¹ nella cura della salute. La prima si affida ai singoli medici che stabiliscono i trattamenti terapeutici sulla base della propria esperienza personale maturata in casi clinici precedenti². Nel secondo caso, le decisioni mediche si basano su evidenze empiriche costruite a partire da collezioni di dati opportunamente raccolti e analizzati. La medicina si sta spingendo ancora di più verso la modellazione computazionale utilizzando gli strumenti di analisi per rispondere alla semplice domanda "chi si ammalerà?", al fine di prevenire l'insorgere di malattie aiutando le persone a modificare il proprio stile di vita verso condizioni più favorevoli alla salute³. Anche le aziende assicurative stanno guardando con attenzione alla modellazione predittiva per individuare i clienti ad alto rischio. Una efficace analisi dei dati può fornire indicazioni utili su come lo stile di vita e le abitudini sulla gestione del proprio benessere comportino rischi a lungo termine (Scism & Maremont, 2010). Infine, anche le aziende e le organizzazioni governative si stanno interessando alle tecniche di analisi e ai processi decisionali guidati dai dati, nella forma della "*business intelligence*".

L'istruzione superiore, un campo che raccoglie una quantità enorme di dati sui propri "*clienti*", è stata tradizionalmente inefficiente nell'utilizzo dei dati, spesso operando con notevoli ritardi nell'analizzarli, pur essendo questi immediatamente disponibili. La valutazione degli abbandoni scolastici su base annua fa sì che le azioni intraprese siano tardive, spreco così importanti opportunità. I processi organizzativi, quali la pianificazione e l'assegnazione delle risorse, spesso non riescono a tener conto delle grandi quantità di dati disponibili sull'efficacia delle strategie di apprendimento, sui profili degli studenti e sugli interventi necessari.

Qualcosa deve cambiare. Per decenni, sono stati sollecitati interventi per migliorare l'efficienza e la qualità dell'istruzione superiore. Nell'era di Internet, delle tecnologie mobili e dell'istruzione aperta⁴, la necessità di questi interventi è diventata urgente.

A rendere più complesso questo cambiamento tecnologico e sociale, importanti investitori e uomini d'affari stanno mettendo in discussione i tempi e il valore monetario dell'istruzione superiore (Lacy, 2011). Purtroppo, all'aumento delle richieste di riforma dell'istruzione superiore si contrappone la mancanza degli elementi fondamentali su cui basare le decisioni e guidare il cambiamento. Le tecniche di analisi dei dati possono contribuire a definire il quadro di riferimento necessario per attuare riforme basate sui processi di apprendimento, ed è in questa prospettiva che queste tecniche avranno il maggiore impatto sull'istruzione superiore.

L'ESPLOSIONE DEI DATI

Un sottoprodotto di Internet, computer, dispositivi mobili e sistemi di gestione dell'apprendimento (LMS - Learning Management System) è la transizione dai dati effimeri a dati espliciti raccolti attraverso l'uso di queste tecnologie. Ascoltare una lezione in aula o leggere un libro lascia tracce limitate. Una conversazione in un corridoio si esaurisce sostanzialmente non appena essa termina. Al contrario, ogni click, ogni Tweet o aggiornamento dello stato in Facebook, ogni interazione sociale online e ogni pagina letta online possono lasciare una impronta digitale. Inoltre, l'apprendimento online, i registri digitali, i sensori e i dispositivi mobili disponibili ai nostri giorni catturano dati e flussi di attività estremamente dettagliati.

Queste tracce prodotte dagli studenti forniscono preziose indicazioni su ciò che sta realmente accadendo nel processo di apprendimento e suggeriscono agli educatori le modalità di intervento per apportare miglioramenti. L'analisi dei dati dello studente può anche fornire indicazioni su quali studenti sono a rischio di abbandono scolastico o necessitano di un sostegno supplementare per accrescere la loro fiducia e il loro successo nel processo di apprendimento. In effetti, nel settore dell'istruzione superiore si sono recentemente avviate alcune iniziative finalizzate ad applicare strumenti di analisi per meglio comprendere il processo di apprendimento. EDUCAUSE e Next Generation Learning Challenge⁵ (NGLC) stanno iniziando a sensibilizzare la comunità degli educa-

¹ Evidence based medicine (EBM) = in italiano "Medicina basata sulle evidenze" o "Medicina basata sulle prove di efficacia".

² Vedi "Evidence-based Medicine: What Does It Really Mean?" Progress in Reproductive Health Research, 1999, http://www.reproline.jhu.edu/english/6read/6issues/6progrss/prog54_b.htm>

³ Vedi Heritage Provider Network Health Prize Competition, <http://www.heritagehealthprize.com/c/hhp>

⁴ Open Education.

⁵ <http://nextgenlearning.org/>

tori circa i possibili vantaggi derivanti dalla modellazione (basata sulla raccolta di dati su larga scala) delle interazioni che avvengono in un processo di apprendimento.

L'idea è semplice ma potenzialmente rivoluzionaria: le tecniche di learning analytics offrono al management delle università un nuovo modello per migliorare l'insegnamento, l'apprendimento, l'efficienza organizzativa, il processo decisionale e, di conseguenza, servono come base per un cambiamento sistemico. Ma l'utilizzo di queste tecniche richiede anche una riflessione attenta su cosa dobbiamo sapere e quali dati potrebbero risultare più utili a tale scopo. Il continuo aumento della quantità di dati genera un ambiente in cui sono necessari approcci nuovi o innovativi per comprendere i modelli di valore esistenti all'interno dei dati. P.W. Anderson (1972) ha dichiarato che "more is different" (la quantità fa la differenza) sottolineando che nuovi modelli di dati e nuovi approcci alla loro gestione sono essenziali quando dobbiamo trattare enormi quantità di dati. Oppure, come affermato da David Gelernter (1999): «*Se hai tre cani, dai loro un nome. Se hai 10.000 capi di bestiame, lascia perdere*». La quantità cambia i metodi e gli approcci che usiamo per interagire con i dati e attribuirgli un significato.

Secondo Marissa Mayer di Google (2010), i dati oggi sono definiti da tre elementi:

- Velocità - La crescente disponibilità di dati in tempo reale, che rende possibile la loro elaborazione in maniera istantanea;
- Fattori di scala - L'aumento della potenza di calcolo: la legge di Moore (secondo cui il numero di transistor su un circuito raddoppia ogni due anni circa) continua a valere.
- Sensori - Nuovi tipi di dati: "I dati sociali sono destinati ad essere superati dai dati pubblicati da oggetti fisici del mondo reale, come sensori, reti intelligenti e dispositivi connessi", secondo il modello definito "Internet of Things" (Kirkpatrick, 2010).

Presi insieme, questi tre elementi creano una situazione in cui gli approcci esistenti alla gestione dei dati e quelli decisionali non sono adeguati. Con i modelli attuali di raccolta e analisi dei dati, in gran parte lineari, non è possibile comprendere come determinate attività, quali la ricerca, l'insegnamento e i servizi di supporto, possano contribuire al raggiungimento degli obiettivi degli studenti. L'abbondanza delle informazioni e la complessità istituzionale che interviene nella definizione e attuazione di una strategia suggeriscono di ripensare il ruolo che le tecniche di analisi possono svolgere nell'attribuire un senso ai dati.

I BIG DATA

Big data è un termine usato per descrivere questo nuovo contesto di abbondanza. Il McKinsey Global Institute definisce i big data come «*un insieme di dati la cui dimensione fa sì che la loro acquisizione,*

memorizzazione, gestione e analisi non siano possibili con gli strumenti software tipicamente usati per la gestione di database» (Manyika, 2011). In risposta ai limiti delle tecniche di gestione dei dati esistenti, si è sviluppata una nuova generazione di tecnologie (ad esempio, Hadoop), database e tecniche di gestione (ad esempio: data-mining o knowledge discovery nelle basi di dati). Di conseguenza, i teorici hanno postulato che qualcosa di fondamentale è cambiato con i dati stessi, creando un mondo in cui quasi tutte le interazioni di dati, compresa la ricerca scientifica, vengono modificate:

Questo è un mondo in cui enormi quantità di dati e la matematica applicata sostituiscono ogni altro strumento che potrebbe essere utilizzato. Ogni teoria del comportamento umano, dalla linguistica alla sociologia, è inutile. Dimentichiamo la tassonomia, l'ontologia e la psicologia. Chi sa perché le persone fanno quello che fanno? Il punto è che lo fanno, e siamo in grado di monitorare e misurare ciò che le persone fanno con una affidabilità senza precedenti. In presenza di molti dati, i numeri parlano da sé (Anderson, 2008).

L'enfasi chiave nei big data è che il dato stesso è la strada verso la generazione di valore nelle organizzazioni. Il dato non è semplicemente il sottoprodotto delle interazioni e delle attività all'interno di un'organizzazione. Il dato è un valore critico per governi, aziende e istituzioni di istruzione superiore.

LEARNING ANALYTICS

Nei college e nelle università, l'attenzione ai dati è sempre più frequentemente espressa con il termine "learning analytics". Sebbene sia un concetto ancora giovane nel settore della formazione, le definizioni di questo termine sono numerose e toccano diversi aspetti. La diffusione del termine *analytics* contribuisce in parte alla ampiezza dei significati ad esso collegati. Per i nostri scopi, la definizione che segue di *learning analytics* può aiutare a comprendere meglio il concetto e le attività ad esso collegate.

Secondo la definizione coniata in occasione della prima International Conference on Learning Analytics and Knowledge il "Learning Analytics è la misurazione, la raccolta, l'analisi e la presentazione dei dati sugli studenti e sui loro contesti, ai fini della comprensione e dell'ottimizzazione dell'apprendimento e degli ambienti in cui ha luogo"⁶. Academic Analytics, invece, è l'applicazione della business intelligence nel settore dell'istruzione ed enfatizza l'uso di tecniche di analisi a livello istituzionale, regionale e internazionale. Secondo John P. Campbell, Peter B. DeBlois, e Diana G. Oblinger (2007) "Le tecniche di analisi dei dati combinano grandi insiemi di dati, tecniche statistiche e di modellazione predittiva. Potrebbero essere pensate come la pratica di estrarre dati istituzionali per generare 'actionable intelligence'".

Tipo di analisi	Livello / Oggetto dell'analisi	Chi ne beneficia?
Learning Analytics	Livello di corso: reti sociali, sviluppo concettuale, analisi del discorso, "curriculum intelligente"	Studenti / professori universitari
	Dipartimentale: modellazione predittiva, modelli di successo/insuccesso	Studenti / professori universitari
Academic Analytics	Istituzionale: profili degli studenti, prestazioni degli accademici, flusso della conoscenza	Amministratori, finanziatori, e area marketing
	Regionale (statale/provinciale): confronto tra sistemi	Finanziatori, amministratori
	Nazionale e Internazionale	I governi nazionali, le autorità scolastiche

Tabella 1. *Learning analytics e academic analytics.*

Il termine Learning Analytics è più specifico di Academic Analytics: il focus del primo è esclusivamente sul processo di apprendimento, come dettagliato in tabella 1. Il termine Academic Analytics si concentra sul ruolo dell'analisi dei dati a livello istituzionale, mentre Learning Analytics è centrato sul processo di apprendimento (che comprende l'analisi del rapporto tra lo studente, il contenuto, l'istituzione, e l'educatore).

La definizione di Academic Analytics, per analogia alla business intelligence pone la necessità di un modello, per lo sviluppo del Learning Analytics. Noi proponiamo il seguente ciclo per riflettere come le tecniche di analisi si possono applicare nell'apprendimento:

1. Livello di corso: Percorsi di apprendimento, social network analysis, analisi del discorso;
2. Educational Data Mining: modellazione predittiva, clustering, pattern mining;
3. Curriculum Intelligente: lo sviluppo di risorse curriculari definite semanticamente;
4. Contenuto Adattivo: sequenza di contenuti adattivi basati sul comportamento dello studente, sistemi di raccomandazione;
5. Apprendimento Adattivo: interazioni sociali, attività di apprendimento, sostegno allo studente.

IL VALORE DELLE TECNICHE DI ANALISI PER L'ISTRUZIONE SUPERIORE

Le tecniche di analisi toccano l'istruzione superiore nella sua interezza, influenzando l'amministrazione, la ricerca, l'insegnamento e l'apprendimento, e le risorse di supporto. I college o le università devono quindi diventare organizzazioni più attive e intelligenti e in questa transizione i dati e le tecniche di analisi giocano un ruolo centrale.

Ma in che modo i big data e le tecniche di analisi generano valore aggiunto per l'istruzione superiore?

1. Possono migliorare il processo decisionale amministrativo e l'allocazione delle risorse.
2. Possono individuare gli studenti a rischio e fornire un supporto per aiutarli a raggiungere gli obiettivi didattici. In particolare, analizzando i messaggi inviati nei forum di discussione, l'esito dei compiti assegnati e i messaggi letti negli

LMS come Moodle e Desire2Learn, gli educatori possono identificare gli studenti che sono a rischio di abbandono scolastico (Macfadyen & Dawson, 2010).

3. Possono creare, attraverso un'analisi trasparente dei dati, una visione condivisa dei successi e delle sfide di una istituzione.
4. Possono innovare e trasformare il sistema college/università, così come i modelli accademici e gli approcci pedagogici.
5. Possono aiutare a comprendere argomenti complessi attraverso la combinazione di reti sociali e reti tecnologiche e informative: in particolare, gli algoritmi possono riconoscere indizi nei dati e fornire supporto per le sfide a rischio.
6. Possono aiutare la transizione dei leader verso un processo decisionale olistico attraverso l'analisi di scenari "what-if" e la possibilità di sperimentare come sono interconnessi i vari elementi all'interno di una disciplina complessa (ad esempio, sostegno agli studenti, riduzione dei costi) e simulare l'impatto delle modifiche apportate ai parametri fondamentali.
7. Possono aumentare la produttività e l'efficacia di una organizzazione fornendo informazioni aggiornate e consentendo una risposta rapida alle sfide.
8. Possono aiutare i vertici istituzionali a determinare il valore tangibile (ad esempio, brevetti, risultati di ricerca) e intangibile (ad esempio, la reputazione, il profilo, la qualità dell'insegnamento) generato da una facoltà⁷.
9. Possono fornire agli studenti indicazioni sulle loro abitudini di apprendimento e possono dare suggerimenti per il loro miglioramento. Tecniche di analisi cosiddette *Learning-facing analytics*, come quelle implementate dallo strumento *Check My Activity* dell'Università del Maryland, Baltimore County (UMBC), permettono agli studenti di "confrontare la propria attività [...] con una sintesi anonima di quella dei loro colleghi di corso"⁸.

⁶ Prima conferenza internazionale su "Learning Analytics and Knowledge (LAK)", Banff, Alberta, February 27–March 1, 2011, <<https://tekri.athabascau.ca/analytics/>>.

⁷ L'approccio per determinare il valore rimane controverso, poiché non è facile ricondurre molti aspetti dell'istruzione a un valore economico (Head, 2011).

⁸ John Fritz, (relatore ospite) "Introduction to Learning and Knowledge Analytics: An Open Online Course," week 1, January 11, 2011, <http://www.learninganalytics.net/syllabus.html>.

ANDARE OLTRE I SISTEMI DI GESTIONE DELL'APPRENDIMENTO

Le tecniche di analisi dei dati applicate ai sistemi di gestione dell'apprendimento (LMS o Virtual Learning Environment, come sono conosciuti in Europa) consentono di prevedere il successo scolastico degli studenti. Morris, Finnegan, e Wu (2005) hanno confrontato le attività di base relative alla partecipazione nei corsi basati su LMS (ad esempio, le pagine di contenuti visualizzate, il numero di messaggi sui forum) e la durata della partecipazione (ad esempio, le ore trascorse nella visualizzazione delle pagine di discussione e contenuto) e hanno trovato differenze significative tra coloro che abbandonano il corso e coloro che invece lo completano con successo⁹, giungendo alla conclusione che «*il tempo trascorso sulle attività e la frequenza di partecipazione sono fattori importanti per conseguire buoni risultati nell'apprendimento online*». Leah P. Macfadyen e Shane Dawson (2010) propongono sistemi di segnalazione che «*possano indicare prontamente gli studenti a rischio e consentire ai docenti di attuare strategie di intervento immediato*».

Gli LMS sono stati adottati come strumenti per analizzare i dati sull'apprendimento, poiché i dati acquisiti sono strutturati e riflettono l'interazione degli studenti all'interno di un sistema. Ma l'accesso a reti distribuite e le interazioni con il mondo fisico aprono nuove sfide per le tecniche di analisi dei dati. Ad esempio, la maggior parte dei modelli di analisi basati su LMS non tengono in considerazione le attività degli studenti online al di fuori del LMS (ad esempio, in Facebook, Twitter o sui blog). Analogamente, la maggior parte dei modelli di analisi non considerano i dati riguardanti le attività che avvengono nel mondo fisico, come l'accesso alla biblioteca, o il ricorso ad attività di sostegno all'apprendimento, o a servizi di consulenza accademica. I dispositivi mobili, come smartphone e tablet/iPad, hanno la capacità di colmare il divario tra il mondo fisico e quello digitale catturando la posizione in cui si svolge un'attività. Allo stesso modo, i *clickers*¹⁰ nelle aule possono essere integrati con i dati provenienti dalle attività degli studenti in ambienti online, fornendo ulteriori elementi utili a comprendere i fattori che contribuiscono al successo degli studenti.

I Massive Open Online Course (MOOC), in cui l'insegnamento e l'apprendimento si svolgono in reti decentralizzate e distribuite, aprono un'altra sfida. Gli strumenti di monitoraggio online dei social media (ad esempio, Radian6¹¹) e gli strumenti di monitoraggio

dell'influenza e della reputazione (ad esempio, Klout¹²) possono fornire agli educatori un modello per l'analisi di reti caratterizzate da attività distribuite su una molteplicità di siti e di identità virtuali.

CURRICULUM INTELLIGENTE

Ritenere che i big data e le tecniche di analisi siano solo utili per valutare ciò che gli studenti hanno fatto e per prevedere cosa faranno in futuro è riduttivo. Le tecniche di analisi applicate all'educazione devono essere in grado di apportare innovazione, modificando gli attuali metodi di insegnamento, i processi di apprendimento e di valutazione, nonché la stessa organizzazione accademica.

Quando le tecniche di analisi vengono applicate alle risorse curriculari, la tradizionale visione dei corsi viene superata. La conoscenza, le attitudini e le competenze richieste in qualsiasi dominio possono essere rappresentate come una rete di relazioni. Il Web Semantico e i Linked Data sono istanze parziali di questo concetto. I domini di conoscenza possono essere rappresentati attraverso mappe dei contenuti e le attività degli studenti possono essere valutate sulla base di tali mappe. Invece di essere una attività di "fine corso", la valutazione viene effettuata in tempo reale, mentre gli studenti dimostrano la padronanza dei concetti importanti (vedi Figura 1). I contenuti didattici non sono forniti impacchettati in un libro di testo ma sono rappresentati o elaborati in tempo reale, fornendo ad ogni studente risorse rilevanti per il suo profilo, per gli obiettivi di apprendimento, e per il dominio di conoscenza che sta studiando. Questa è l'essenza del successo che ha accompagnato lo sviluppo dei moduli di apprendimento nella Khan Academy, unitamente al loro semplicistico approccio *mastery-based* (Thompson, 2011).

CONCLUSIONI

Il settore Learning Analytics è ancora nelle prime fasi di implementazione e sperimentazione. Esistono numerose domande su come coniugare le tecniche di analisi dei dati con i sistemi organizzativi esistenti. Campbell, DeBlois, e Oblinger (2007) hanno dettagliato le varie problematiche che l'utilizzo di strumenti di analisi genera nell'istruzione superiore, tra cui quelli legati alla privacy, alla profilazione, alla condivisione di informazioni e all'amministrazione dei dati. Come può essere sfruttato il valore potenziale dei dati senza soccombere di fronte ai pericoli connessi a un potenziale monitoraggio dei percorsi di apprendimento basato su modelli deterministici? Inoltre, quanto sono trasparenti gli algoritmi e la misurazione delle analisi? Nei contesti scolastici, in che misura è ammissibile che le analisi avvengano in "tempo reale"? E infine, giacché si rischia un ritorno al comportamentismo come teoria dell'apprendimento se limitiamo l'analisi di dati comportamentali, quali altri dati possiamo prendere in considerazione e come possiamo integrarli nelle nostre analisi?

Indubbiamente, le tecniche di analisi e i big data svolgeranno un ruolo significativo nel futuro del-

⁹ Nella versione originale gli autori usano i termini "withdrawers" e "successful completers".

¹⁰ Strumenti utilizzati per rispondere elettronicamente alle domande poste dai docenti in aula.

¹¹ <http://www.exacttarget.com/products/social-media-marketing/radian6>

¹² <https://klout.com/home>

l'istruzione superiore. Il ruolo crescente di tecniche e tecnologie di analisi nei settori governativi e aziendali conferma questa tendenza. Nell'istruzione il valore del Learning Analytics e dei big data consiste (1) nel loro ruolo di guida alle attività di riforma del settore dell'istruzione superiore e (2) nel modo in cui essi possono assistere gli educatori nel migliorare l'insegnamento e l'apprendimento.

Tuttavia, mentre l'interesse verso lo sviluppo di strumenti di analisi in grado di modellare le interazioni degli studenti cresce, occorre essere cauti. Come per gli altri modelli di comportamento, quelli deterministici assumono che le condizioni future possano essere completamente determinate conoscendo sia le condizioni passate sia quelle presenti del soggetto coinvolto. Ciò rappresenta una comoda semplificazione rispetto ai requisiti più complessi richiesti da approcci alternativi. I modelli stocastici, d'altra parte, sono probabilistici: anche con la piena conoscenza dello stato attuale delle cose, non possiamo essere sicuri del futuro. Dobbiamo quindi stare attenti a non trarre conclusioni sui processi di apprendimento basate su ipotesi discutibili che portano ad applicare - in maniera non corretta - modelli semplici a problemi complessi. L'apprendimento è un fenomeno complesso, e la sua descrizione attraverso strumenti di analisi non sarà semplice.

Il Learning Analytics è essenziale per penetrare la nebbia che si è posata su gran parte dell'istruzione superiore. Gli educatori, gli studenti e gli amministratori hanno bisogno di un fondamento su cui attuare il cambiamento. Per gli educatori, la disponibilità in tempo reale di indicazioni sulle prestazioni degli studenti - inclusi quelli a rischio - può essere un aiuto significativo nella progettazione delle attività didattiche. Per gli studenti, ricevere informazioni sulle proprie prestazioni in relazione ai loro pari o sui

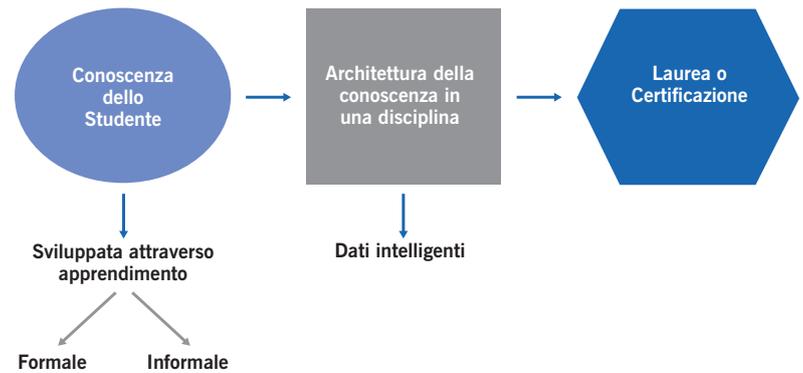


Figura 1. Valutazione mediante tecniche di analisi.

propri progressi in relazione agli obiettivi personali può essere motivante e incoraggiante. Infine, gli amministratori e i decisori oggi devono fronteggiare una enorme incertezza dovuta ai tagli di bilancio e alla concorrenza ormai globale nel settore dell'istruzione superiore. Il Learning Analytics può penetrare questa nebbia di incertezza e rendere più evidente come allocare le risorse, come sviluppare vantaggi competitivi e, soprattutto, come migliorare la qualità e il valore dell'esperienza di apprendimento.

La traduzione dell'articolo, a cura di Davide Taibi e Giovanni Fulantelli, viene qui pubblicata per gentile concessione degli autori e dell'editore.

Questo articolo è pubblicato con licenza *Creative Commons* BY-NC 3.0

(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>).

È liberamente disponibile online al sito

<http://www.tdjournal.itd.cnr.it/journals/>

(versione italiana) e al sito

<http://www.educase.edu/ero/article/penetrating-fog-analytics-learning-and-education>

(versione inglese).

BIBLIOGRAFIA

- Anderson, C. (2008). The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete. *Wired*, 16(7). Retrieved from http://archive.wired.com/science/discoveries/magazine/16-07/pb_theory
- Anderson, P. W. (1972). More Is Different. *Science*, 177(4047), 393-396. doi: 10.1126/science.177.4047.393
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Heekyung, H. K. (2011). Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decision making Affect Firm Performance? Social Science Research Network - Working Paper Series. Retrieved from http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1819486
- Campbell, J. P., DeBlois, P. B., & Oblinger, D. G. (2007). Academic Analytics: A New Tool for a New Era. *EDUCAUSE Review*, 42(4), 40-57.
- Gelernter, D. (1999, December 31). The Second Coming: A Manifesto. *Edge.org*. Retrieved from <http://edge.org/conversation/the-second-coming-a-manifesto>
- Gross, W. H. (2011, July). School Daze, School Daze, Good Old Golden Rule Days. *Pimco, All Investment Outlook*. Retrieved from <http://www.pimco.com/EN/Insights/Pages/School-Daze-School-Daze-Good-Old-Golden-Rule-Days.aspx>
- Head, S. (2011, January 13). The Grim Threat to British Universities. *New York Review of Books*. Retrieved from <http://www.nybooks.com/articles/archives/2011/jan/13/grim-threat-british-universities/?page=1>
- Kirkpatrick, M. (2010, August 12). China Moves to Dominate the Next Stage of the Web. *Readwrite*. Retrieved from http://www.readriteweb.com/archives/china_moves_to_dominate_the_next_stage_of_the_web_internet_of_things.php
- Lacy, S. (2011, April 10). Peter Thiel: We're in a Bubble and It's Not the Internet, It's Higher Education. Retrieved from <http://techcrunch.com/2011/04/10/peter-thiel-were-in-a-bubble-and-its-not-the-internet-its-higher-education/>
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an "early warning system" for educators: A proof of concept. *Computers & Education*, 54(2), 588-599.
- Manyika, J. (2011). Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity. *McKinsey Global Institute. Insights & Publications*. Retrieved from http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation
- Mayer, M. (2010, May 4). Innovation at Google: the physics of data [video]. Retrieved from <http://www.slideshare.net/PARCinc/innovation-at-google-the-physics-of-data>
- Morris, L. V., Finnegan, C., & Wu, S. (2005). Tracking Student Behavior, Persistence, and Achievement in Online Courses. *The Internet and Higher Education*, 8(3), 221-231.
- Scism, L., & Maremont, M. (2010, November 19). Insurers Test Data Profiles to Identify Risky Clients. *The Wall Street Journal*. Retrieved from <http://online.wsj.com/article/SB10001424052748704648604575620750998072986.html>
- Thompson, C. (2011, July 15). How Khan Academy Is Changing the Rules of Education. *Wired*. Retrieved from http://www.wired.com/magazine/2011/07/ff_khan/all/1