

LEARNING ANALYTICS: FATTORI TRAINANTI, SVILUPPI E SFIDE

LEARNING ANALYTICS: DRIVERS, DEVELOPMENTS AND CHALLENGES

Rebecca Ferguson | Institute of Educational Technology, The Open University | Milton Keynes, UK

✉ Institute of Educational Technology, The Open University |

Walton Hall, Milton Keynes, MK7 6AA, United Kingdom | rebecca.ferguson@open.ac.uk

Sommario Il termine Learning Analytics identifica un importante settore del Technology-Enhanced Learning (TEL) emerso nel corso dell'ultimo decennio. Questo articolo offre una rassegna del settore che inizia con una disamina dei fattori tecnologici, educativi e politici che hanno guidato lo sviluppo delle tecniche di analisi dei dati nei contesti educativi. L'articolo illustra, quindi, la progressiva affermazione del settore, dalle sue origini nel 20° secolo, attraverso lo sviluppo di tecniche di analisi guidate dai dati, il diffondersi di tecniche focalizzate sui dati relativi all'apprendimento e l'influsso esercitato dagli interessi economici nazionali. In seguito, l'articolo si concentra sui rapporti tra Learning Analytics, Educational Data Mining e Academic Analytics. Infine, esso prende in esame le aree emergenti della ricerca sul Learning Analytics e individua le sfide future.

PAROLE CHIAVE Academic Analytics, Action Analytics, Educational Data Mining, Learning Analytics, Social Learning Analytics.

Abstract Learning analytics is a significant area of Technology-Enhanced Learning (TEL) that has emerged during the last decade. This review of the field begins with an examination of the technological, educational and political factors that have driven the development of analytics in educational settings. It goes on to chart the emergence of learning analytics, including their origins in the 20th century, the development of data-driven analytics, the rise of learning-focused perspectives and the influence of national economic concerns. It next focuses on the relationships between learning analytics, educational data mining and academic analytics. Finally, it examines developing areas of learning analytics research, and identifies a series of future challenges.

KEY WORDS Academic Analytics, Action Analytics, Educational Data Mining, Learning Analytics, Social Learning Analytics.

INTRODUZIONE

L'area denominata Learning Analytics è in rapida espansione nell'ambito delle ricerche nel settore del Technology-Enhanced Learning (TEL). Essa affonda le sue radici in diversi settori, e in particolare: nella business intelligence, nel Web analytics, nell' Educational Data Mining e nei sistemi di raccomandazione. Le sue forti connessioni con questi settori hanno fatto sì che i ricercatori e i professionisti si siano accostati a questo ambito di ricerca da prospettive diverse e adesso lavorano insieme per individuare non solo gli obiettivi che possono essere raggiunti tramite il Learning Analytics, ma anche le azioni da intraprendere per il raggiungimento di questi obiettivi. Questo articolo, insieme al suo articolo complementare, che definisce un modello di riferimento per il Learning Analytics (Chatti, Dyckhoff, Schroeder, & Thüs, 2012)¹ offre un contributo originale perché fornisce, per la prima volta, una recensione sullo sviluppo del Learning Analytics. Entrambi gli articoli esaminano il contesto all'interno del quale il Learning Analytics si sta sviluppando e individuano le sfide future.

Questo articolo ha tre obiettivi:

1. identificare i fattori che hanno determinato la nascita del settore Learning Analytics, e i suoi punti di riferimento fondamentali;
2. spiegare come si è sviluppato il settore del Learning Analytics negli ultimi dieci anni e in cosa si differenzia da altri settori, in particolare dall' Academic Analytics e dall' Educational Data Mining (EDM);
3. fornire un contributo significativo alle ricerche future, identificando le sfide che il settore deve affrontare alla luce di quanto emerge dai punti precedenti.

Lo sviluppo del Learning Analytics è presentato in questo articolo in maniera sostanzialmente cronologica, al fine di dimostrarne la rapida evoluzione dovuta alla comparsa di nuovi stimoli, di nuovi ambiti di indagine e di nuovi strumenti. Tracciare lo sviluppo del Learning Analytics nel tempo evidenzia il passaggio graduale da un focus tecnologico verso un focus educativo; inoltre, ciò permette di presentare gli strumenti, le iniziative e i metodi che sono oggi significativi nel settore; infine, in questo modo è possibile evidenziare le problematiche che non sono ancora state affrontate.

Questo articolo utilizza la definizione di Learning Analytics 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): *Con Learning Analytics 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 luogo.

Così com'è, questa definizione potrebbe essere utilizzata nella maggior parte delle ricerche in ambito educativo; tuttavia, essa va interpretata in considerazione di due assunti fondamentali: che il Learning Analytics fa uso di dati preesistenti, leggibili dalle macchine; e che le sue tecniche possono essere utilizzate per gestire 'big data', grandi insiemi di dati che non possono essere elaborati manualmente.

Poiché si tratta di un nuovo settore disciplinare, gli articoli relativi al Learning Analytics attingono a un insieme diversificato di letteratura nei settori della formazione, della tecnologia e delle scienze sociali. Al fine di individuare i punti di riferimento fondamentali, questo articolo si concentra sugli articoli e sugli autori più citati in questo settore, individuati a partire da quelli presentati alla seconda conferenza internazionale su Learning Analytics and Knowledge (LAK 2012) (Buckingham Shum, Gasevic, & Ferguson). Questa conferenza, organizzata da SoLAR, è stata la più grande conferenza di specialisti di Learning Analytics fino ad oggi; ha riunito 210 partecipanti a Vancouver e molti altri hanno presentato o sono stati co-autori degli articoli. Il convegno, quindi, ha fornito la panoramica più completa nel settore alla data di questo lavoro. Come membro del comitato organizzativo, l'autrice ha avuto accesso agli oltre 70 articoli presentati alla conferenza. Le bibliografie di questi articoli sono state raccolte in un elenco di 1.337 riferimenti. Le pubblicazioni che sono state citate almeno quattro volte² e tutti gli autori che sono stati citati almeno cinque volte³ sono stati considerati i punti di riferimento fondamentali per il settore, e sono questi lavori e questi autori a formare la spina dorsale di questa rassegna, insieme a riferimenti ad altro materiale utilizzato per spiegare e contestualizzare il loro contributo.

Questo approccio presenta dei limiti. Questi documenti sono stati tutti scritti in inglese, e i loro autori hanno avuto le risorse economiche necessarie per partecipare a conferenze. Questo studio quindi non considera il lavoro sul Learning Analytics effettuato da chi non parla inglese e da coloro che provengono dai paesi più poveri. Inoltre, il focus sul Learning Analytics taglia fuori il tema dell' Educational Data Mining, che è invece trattato in (Chatti, Dyckhoff, Schroeder, & Thüs, 2012).

Il metodo usato ha tenuto conto di tutti i riferimenti e quindi comprende anche la 'letteratura grigia' - compresi i rapporti tecnici, gli Horizon Report e materiale proveniente da Edu-

¹ [N.d.T.] L'autrice fa riferimento ad un articolo apparso nello stesso numero del journal in cui è stato pubblicato l'articolo qui tradotto.

² Evidenziate in grassetto nella bibliografia.

³ Si tratta di 20 autori, i cui nomi sono evidenziati in grassetto nella bibliografia, e in grassetto sottolineato quando essi hanno scritto uno dei 12 articoli con quattro o più citazioni.

cause - che non è stata sottoposta a *peer review*. Se nel frattempo sono state pubblicate versioni sottoposte a *peer review* di questi lavori, ove possibile anche queste nuove versioni sono state analizzate nella preparazione di questa rassegna. La scelta di questo insieme di articoli comporta che nessuno degli articoli presentati alla conferenza LAK12 è stato preso in considerazione, in quanto nessuno di essi ha avuto il tempo di affermarsi come punto di riferimento fondamentale.

La seconda sezione, "fattori che guidano lo sviluppo del Learning Analytics", affronta il primo obiettivo di questo lavoro, individuando le ragioni tecnologiche, pedagogiche e politico-economiche che hanno motivato la nascita e lo sviluppo del settore e di quelli ad esso correlati. Le sezioni successive affrontano il secondo obiettivo dell'articolo e spiegano lo sviluppo del settore del Learning Analytics a partire da tali fattori, utilizzando un filo conduttore sostanzialmente cronologico per tracciare il passaggio dalle analisi guidate dai dati (terza e quarta sezione) alle analisi focalizzate sullo studente (quinta sezione) e illustrare come gli aspetti politici ed economici hanno influenzato questa transizione (sesta sezione). Visto l'aumento di interesse del settore della formazione verso i 'big data' (settima sezione), il Learning Analytics si è affermato come campo a sé stante (ottava sezione). La sezione finale, basandosi sulle precedenti, perviene al terzo obiettivo dell'articolo, identificando le sfide che dovranno essere affrontate in futuro.

I FATTORI CHE GUIDANO LO SVILUPPO DEL LEARNING ANALYTICS

Big Data

La società si trova ad affrontare la crescente sfida posta dai 'big data', 'insiemi di dati la cui dimensione va al di là della capacità dei tipici strumenti software di database utilizzati per l'acquisizione, la memorizzazione, la gestione e l'analisi' (Manyika et al., 2011: p.1). Le aziende utilizzano tecniche di analisi per estrarre valore aggiunto da questi insiemi di dati, usandoli per identificare modelli di comportamento, sviluppare campagne pubblicitarie e guidare i sistemi di raccomandazione. L'ampia diffusione degli ambienti virtuali per l'apprendimento (VLE: Virtual Learning Environment) - noti anche come sistemi di gestione dell'apprendimento (LMS: Learning Management System) - come Blackboard e Moodle, ha fatto sì che le istituzioni operanti nel settore della formazione trattino insiemi di dati sempre più grandi. Ogni giorno, questi sistemi accumulano una quantità crescente di dati sulle interazioni degli utenti, dati personali, informazioni di sistema e informazioni accademiche (Mazza & Milani, 2004; Romero, Ventura, & García, 2008.). Anche se le capacità di tracciare gli studenti sono in genere incluse tra le funzionalità generiche di questi software, le

funzionalità di estrazione e aggregazione, di reporting e di visualizzazione di questi strumenti di analisi sono spesso molto di base o inesistenti (Dawson, 2009). Inoltre, gli studenti svolgono numerose attività all'esterno di queste piattaforme, e quindi le informazioni relative a queste attività sono distribuite in vari siti, con diversi standard, diversi proprietari e diversi livelli di accesso. Il primo fattore, allora, è una sfida tecnica: *Come possiamo estrarre valore da questi grandi insiemi di dati correlati all'apprendimento?*

Apprendimento online

L'aumento dei big data nel settore dell'istruzione riflette la crescente adozione dell'apprendimento online. L'apprendimento online offre molti vantaggi, ma porta con sé anche diversi problemi. Gli studenti possono sentirsi isolati a causa della mancanza di contatto con gli insegnanti o con i pari; possono diventare disorientati nello spazio on line, avere problemi tecnici o perdere la loro motivazione (Mazza & Dimitrova, 2004). Allo stesso tempo, gli insegnanti non hanno i riferimenti visivi che possono segnalare quando gli studenti non sono sufficientemente motivati, quando sono annoiati, confusi, sovraccarichi o semplicemente assenti. Gli insegnanti, inoltre, possono avere difficoltà a interpretare e valutare l'apprendimento e la qualità della partecipazione degli studenti quando il loro contributo è sepolto all'interno delle centinaia di contributi della classe in discussioni che durano per diverse settimane (Dringus & Ellis, 2005). Il secondo fattore è dunque una sfida educativa: *come possiamo ottimizzare le opportunità per l'apprendimento online?*

Interessi politici

Vi è una crescente richiesta da parte delle istituzioni operanti nel settore della formazione per misurare, dimostrare e migliorare i risultati raggiunti. Questa richiesta è esplicita in molti paesi (Campbell, DeBlois, & Oblinger, 2007; EU Expert Group, 2010). Nel contesto degli studi sulle tecniche di analisi dei dati, questa richiesta è stata articolata più chiaramente negli Stati Uniti, dove il governo mira ad aumentare il livello di istruzione generale della popolazione e si è preparato a investire miliardi di dollari al fine di raggiungere questo obiettivo (Norris, 2008). Il terzo fattore è quindi una sfida politico-economica: *Come possiamo ottimizzare l'apprendimento e i risultati educativi a livello nazionale o internazionale?*

Chi ne beneficia?

Questi tre fattori attirano l'attenzione su tre diversi gruppi di interesse: i governi, le istituzioni educative e gli insegnanti/studenti. Anche se gli interessi di tutti e tre i gruppi si sovrappongono, essi richiedono che gli studi sulle tecniche di analisi dei dati si concentri-

no su diverse scale con diverse granularità. La scelta del target di riferimento influenza quindi il modo in cui i ricercatori concettualizzano i problemi, acquisiscono i dati, riportano i risultati, agiscono sugli stessi risultati per perfezionare i loro modelli. Come mostrano le sezioni seguenti, le tecniche di analisi dei dati cambiano e si sviluppano in accordo all'equilibrio tra questi tre fattori e i tre gruppi di interesse.

ORIGINI NEL VENTESIMO SECOLO

Prima della diffusione dell'apprendimento online o dei big data, le istituzioni educative erano già interessate alla ricerca e alla valutazione istituzionale. Nel 1979, il Survey Research Department della The Open University in Gran Bretagna poté riflettere su dieci anni di monitoraggio circa i progressi delle migliaia di studenti a distanza, corso per corso, in diverse fasi dell'anno accademico (McIntosh, 1979). Anche in quest'epoca remota, McIntosh parlò di una "esplosione di dati", laddove l'abbondanza e la profusione di dati diventano di fatto una barriera per il loro utilizzo.

Le ricerche non si limitavano ad analizzare solamente le situazioni all'interno di una singola istituzione; quando Tinto pubblicò i suoi studi sui fattori che influenzano la perseveranza degli studenti, ebbe la possibilità di attingere a un ampio database di studi raccolti in 20 anni che ricoprivano una grande varietà di contesti istituzionali e di tipologie di studenti (Tinto, 1997). La sua sintesi dei lavori sulla perseveranza, e la sua enfasi sull'importanza dell'integrazione accademica e sociale, si dimostrarono influenti sulle istituzioni che guardavano con attenzione agli studi sulle tecniche di analisi per affrontare il problema dei tassi di abbandono degli studenti.

A quel tempo, l'apprendimento e l'interazione online erano nella loro fase iniziale, e solo poche istituzioni utilizzavano sistemi di comunicazione online come FirstClass e VLE come TopClass e WebCT. I primi studiosi ad occuparsi di questo settore avevano capito che le comunità potevano esistere in rete (Rheingold, 1993), ma solo lentamente stava diventando chiaro che l'apprendimento collaborativo poteva avvenire online (Dillenbourg, 1999). La comprensione di come l'apprendimento si svolgeva online non era ancora sufficientemente matura da richiedere lo sviluppo di tecniche di analisi basate su presupposti pedagogici e incentrate sui dati degli studenti.

INIZIO DEL 21° SECOLO: TECNICHE DI ANALISI GUIDATA DAI DATI

Nel corso dei successivi tre anni, la situazione cambiò. L'affermarsi della seconda generazione del web, il web "in lettura/scrittura", aveva aperto nuove possibilità per l'aggregazione di contenuti web provenienti da diverse fonti, per la loro elaborazione e lo scambio dei risultati con altri software (Berners-Lee,

Hendler, & Lassila, 2001). Nello stesso periodo, ci fu anche una rapida diffusione dei VLEs - le cifre sul Regno Unito suggeriscono che nel 1994 il 7% degli istituti di istruzione superiore utilizzavano un VLE, nel 2001 erano il 40% e addirittura oltre l'85% nel 2003 (Britain & Liber, 2004).

Con l'aumento della disponibilità di ampi insiemi di dati da analizzare, il campo del data mining nel settore educativo emerse gradualmente (Romero e Ventura fanno risalire le sue origini al 1995, ma citano solo due documenti precedenti al 2000). In generale, il data mining è un settore dell'informatica che applica una varietà di tecniche (per esempio, la costruzione di alberi di decisione, le regole di induzione, le reti neurali artificiali, l'apprendimento instance-based, l'apprendimento bayesiano, la programmazione logica e gli algoritmi statistici) ai database per scoprire e visualizzare modelli di dati precedentemente sconosciuti e potenzialmente utili (Chatti, Dyckhoff, Schroeder, & Thüs, 2012; Romero & Ventura, 2007). L'Educational Data Mining è una sotto-area di questo settore che si occupa «di sviluppare metodi per esplorare i tipi di dati specifici che provengono da contesti educativi, utilizzare tali metodi per comprendere meglio gli studenti e i contesti in cui essi imparano»⁴.

L'EDM si è sviluppato a partire dall'analisi dei log delle interazioni degli studenti con il computer e, fino al 2005, la ricerca in questo ambito si è concentrata soprattutto sui metodi di relationship-mining, seguiti dai metodi di previsione (Baker & Yacef, 2009). Nonostante il settore si fondasse sull'analisi guidata dai dati, l'EDM ha sempre posto una forte enfasi sull'apprendimento e l'insegnamento. L'articolo sull'EDM di Zaïane del 2001, il più citato nel settore (Romero & Ventura, 2007), ha identificato come obiettivo dell'EDM la 'trasformazione degli studenti in studenti più bravi', indirizzando la ricerca su «tecniche di data-mining e machine-learning che possono essere utilizzate per migliorare gli ambienti di apprendimento basati sul web a vantaggio degli educatori, per valutare meglio il processo di apprendimento, e a vantaggio degli studenti, per aiutarli nelle attività di apprendimento» (Zaïane, 2001).

Questa prospettiva è in contrasto con l'uso iniziale del termine "Learning Analytics" per riferirsi alla business intelligence sull'e-learning (Mitchell & Costello, 2000).

L'ORIGINE DELLE PROSPETTIVE ORIENTATE ALL'APPRENDIMENTO

Accanto ad un approccio alle tecniche di analisi guidate dai dati, a partire dal 2003 cominciarono ad emergere approcci basati su aspetti sociali e pedagogici. Uno sviluppo significativo venne dall'integrazione della Social Network Analysis (SNA) all'interno degli strumenti utilizzati per l'analisi dell'apprendimen-

⁴ www.educationaldatamining.org

to. Il lavoro di Aviv, De Laat e dei loro colleghi è stato esplicitamente collocato all'interno del paradigma costruttivista che considera lo sviluppo della conoscenza come risultato della negoziazione sociale (Aviv, Erlich, Ravid, & Geva, 2003; De Laat, Lally, Lipponen, & Simons, 2006). L'uso di SNA, un metodo sviluppato nelle scienze sociali, ha permesso loro di svolgere indagini approfondite su reti costituite da "attori" e le relazioni esistenti tra essi. La SNA considera 'legati' due attori se tra loro esiste una relazione, e questi legami possono essere classificati come forti o deboli, a seconda della loro frequenza, qualità o importanza (Granovetter, 1973). Nel contesto dell'apprendimento, la SNA può essere usata per studiare e incoraggiare connessioni cooperative e collaborative tra studenti, docenti e risorse, aiutandoli ad ampliare e sviluppare le loro capacità (De Laat, Lally, Lipponen, & Simons, 2007; Haythornthwaite, 2006; Haythornthwaite & De Laat, 2010).

Sebbene la SNA avesse solide radici nelle scienze dell'apprendimento, passarono alcuni anni prima che le teorie pedagogiche avessero un impatto diffuso sulla letteratura relativa al Learning Analytics. Gli strumenti analitici erano spesso presentati come neutrali rispetto alla pedagogia. Ad esempio, Gismo⁵, uno strumento di monitoraggio dello studente, prendeva in considerazione aspetti sociali, cognitivi e comportamentali dell'apprendimento. Anche se le sue rappresentazioni grafiche permettevano agli insegnanti di esplorare questi fattori, essi non erano stati progettati per supportare alcun approccio specifico all'insegnamento e all'apprendimento (Mazza & Milani, 2004). Anche CourseVis (Mazza & Dimitrova, 2007) era neutrale rispetto alla pedagogia, utilizzando i dati di un LMS per aiutare i docenti a capire cosa stava succedendo nei corsi online e identificare coloro che necessitavano di un supporto supplementare.

Solamente nel 2008 le teorie pedagogiche iniziarono a essere più presenti nella letteratura del settore, per cui cominciò a concretizzarsi un approccio alle tecniche di analisi focalizzato sulla comprensione e sulla ottimizzazione dell'apprendimento. In parte, ciò fu dovuto al forte background pedagogico fornito dagli esperti di Social Network Analysis come Dawson (Dawson, 2008; Dawson, & McWilliam, 2008; Dawson, McWilliam, & Tan, 2008). La loro visione socio-costruttivista, in cui il processo di apprendimento è facilitato dalla partecipazione dell'individuo alle interazioni sociali, affondava le sue radici nel lavoro dei principali teorici dell'educazione, tra cui Dewey (1938) e Vygotskij (1978). Le ricerche di Vygotskij su come la conoscenza si muove tra basi sociali e individuali influenzarono anche i lavori sulla costruzione collaborativa della conoscenza (Suthers, Vatrapu, Medina, Joseph, & Dwyer, 2008) e questi gruppi di ricercatori condivisero un interes-

se per il lavoro di Lave e Wenger (1991; Wenger, 1998) sull'apprendimento situato e sulle comunità di pratica.

COMPARSA DEI FATTORI POLITICI ED ECONOMICI

Intorno al 2007, i ricercatori nel settore del Learning Analytics avevano cominciato ad affrontare sia le sfide educative sia quelle tecnologiche. A partire da questo momento, si osserva un'accelerazione nello sviluppo del settore, che viene sollecitato a fronteggiare nuove sfide, e conseguentemente riceve nuovi flussi di finanziamento.

Infatti, la Educause Review (Campbell, DeBlois, & Oblinger, 2007) presentò una visione desolante del sistema educativo degli Stati Uniti, e di altri paesi sviluppati, secondo cui alcuni laureati erano privi perfino delle competenze di base. Gli autori osservarono che «*l'Academic Analytics sta emergendo come un nuovo strumento in grado di affrontare quella che sembra una sfida ingestibile*». In un altro articolo pubblicato nello stesso anno, Campbell e Oblinger (2007) proposero una definizione di Academic Analytics. Questa definizione collegava gli aspetti tecnologici - 'Academic Analytics combina grandi insiemi di dati con tecniche statistiche e modelli predittivi per migliorare il processo decisionale' - con gli aspetti educativi - 'Academic Analytics ha le potenzialità per migliorare l'insegnamento, l'apprendimento e il successo degli studenti' - nel contesto politico - 'entro il 2020 la quota complessiva della forza lavoro degli Stati Uniti con una laurea sarà più bassa di quanto non fosse nel 2000'.

UN SETTORE IN RAPIDA ESPANSIONE

L'influenza dei fattori di natura politica sul settore delle tecniche di analisi, insieme con la crescente maturità del settore dell'EDM - la cui prima conferenza internazionale si tenne a Montreal nel 2008 - portarono ad una scissione tra gli studi generici sulle tecniche di analisi nel settore educativo e l'EDM. Come risultato, la letteratura dei due settori si divide in due rami e i riferimenti fondamentali del settore EDM, identificati da Romero e Ventura (2007), furono soppiantati nella letteratura sulle tecniche di analisi nel settore educativo da riferimenti generici alle rassegne del settore EDM (Romero & Ventura, 2007; Baker & Yacef, 2009). Nonostante la divisione tra questi campi di studio, le linee di ricerca future proposte all'interno di queste recensioni di EDM rimangono importanti nell'ambito della ricerca nel settore delle tecniche di analisi in ambito educativo ancora oggi: estendere il focus oltre il Nord America, l'Europa occidentale e l'Australia/Nuova Zelanda; rendere gli strumenti di data mining più facili da utilizzare per gli insegnanti; standardizzare i metodi e i dati tra i sistemi; integrare gli strumenti di analisi all'interno degli ambienti di e-learning; sviluppare

tecniche di data mining specifiche per l'istruzione. I ricercatori stavano già lavorando su strumenti che potessero rispondere a queste sfide. Il *Contextualised Attention Metadata* (CAM) ha affrontato il problema della raccolta e della combinazione di dati provenienti da diversi strumenti, fornendo un metodo di raccolta dei metadati da strumenti di office-automation, browser web, lettori multimediali e comunicazione mediata dal computer, e portando questo insieme in un "attention" repository al fine di costruire una ricca fonte di informazioni sull'attenzione dell'utente (Wolpers, Najjar, Verbert, & Duval, 2007).

Sempre più spesso, gli strumenti di analisi utilizzati per affrontare queste sfide furono modellati su basi pedagogiche e progettati per supportare l'apprendimento e l'insegnamento. *LOCO-Analyst* forniva un feedback focalizzato sulla qualità del processo di apprendimento ed era stato collegato esplicitamente dai suoi progettisti al requisito che i ricercatori di tecnologie didattiche passassero dalla ricerca guidata dalla tecnologia allo sfruttamento della tecnologia per soddisfare i bisogni umani (Jovanovi et al., 2008). Lo *SMILI® Open Learner Modelling Framework* è stato utilizzato per supportare la riflessione, fornendo un metodo per la descrizione, l'analisi e la progettazione di modelli di studenti partecipanti a corsi online (Bull & Kay, 2007). L'analisi delle reti sociali divenne sempre più influente (De Laat, Lally, Lipponen, & Simons, 2007; Borgatti, Mehra, Brass, & Labianca, 2009) e lo strumento *Social Networks Adapting Pedagogical Practice* (SNAPP) fu sviluppato per aiutare l'analisi dei modelli di interazione nei corsi, mettendo a fuoco aspetti quali l'isolamento degli studenti, la creatività e la formazione di comunità (Dawson, Bakhtaria, & Heathcote, 2010). Aumentava anche l'interesse verso strumenti che consentissero agli utenti di visualizzare dataset di grandi dimensioni. *Honeycomb* supportava la visualizzazione di reti che includevano milioni di connessioni (van Ham, Schulz, & Dimicco, 2009). Lo strumento open-source *Gephi* supportava il filtraggio, il clustering, la navigazione e la manipolazione dei dati di una rete (Bastian, Heymann, & Jacomy, 2009). Un terzo strumento, *sense.us*, supportava la collaborazione asincrona, includendo l'annotazione grafica e la condivisione delle viste, attraverso una varietà di tipi di visualizzazione (Heer, Viégas, & Wattenberg, 2009). Altri lavori sulla visualizzazione si focalizzarono su come i segnali visivi potessero essere utilizzati per supportare l'apprendimento, ad esempio, aumentando la motivazione degli studenti nel lavorare con contenuti non obbligatori (Brusilovsky, Sosnovsky, & Yudelson, 2009). Uno strumento specifico, *Signals*, sviluppato presso la Purdue University, divenne un fiore all'occhiello per l'Academic Analytics ed è anche citato come un esempio di "action analytics" che porta a risultati

utili e di "nudge analytics" che sollecita gli individui ad intraprendere un'azione (Norris, Baer, & Offerman, 2009; Arnold, 2010; Carmean & Mizzi, 2010). Il progetto *Signals* esplora grandi dataset e applica test statistici al fine di prevedere, durante lo svolgimento dei corsi, quali studenti rischiano di rimanere indietro. L'obiettivo è quello di produrre "actionable intelligence", guidando gli studenti verso risorse appropriate e spiegando come usarle. Un semaforo mostra agli studenti se le cose stanno andando bene (verde), oppure se sono stati classificati come ad alto rischio (rosso) o a rischio moderato (giallo). I risultati riportati appaiono promettenti; gli studenti nei gruppi sperimentali cercarono supporto prima di quelli del gruppo di controllo, e un gruppo pilota ottenne il 12% in più di voti *B/C* e il 14% in meno di *D/F* rispetto al gruppo di controllo (Arnold, 2010).

Con strumenti sempre più potenti iniziarono a emergere preoccupazioni riguardo l'etica e la privacy. Dovrebbe essere detto agli studenti che la loro attività viene monitorata? Quante informazioni dovrebbero essere fornite a studenti, docenti, genitori, a chi rilascia borse di studio e ad altri stakeholder? Come dovrebbero comportarsi i docenti? Gli studenti hanno l'obbligo di chiedere aiuto? Sebbene queste domande siano a tutt'oggi pertinenti e le risposte non siano ancora state elaborate in dettaglio, Campbell (2007) prese l'iniziativa in questo campo difficile, non solo facendo emergere questi problemi, ma anche proponendo un mezzo per affrontarli, utilizzando un framework basato su definizioni, valori e principi che possono aiutare a identificare le aree problematiche.

IL LEARNING ANALYTICS EMERGE COME UN SETTORE A SÉ STANTE

Nel 2010, questo campo di studi subì un ulteriore frazionamento, a causa della distinzione via via più netta del Learning Analytics rispetto all'Academic Analytics. Siemens, in un famoso post del suo blog, propose una prima definizione:

"Il Learning Analytics è l'uso di dati intelligenti, di dati prodotti dallo studente e di modelli di analisi per scoprire informazioni e connessioni sociali, e per predire e dare consigli sull'apprendimento" (Siemens, 2010).

Questa definizione è stata poi rielaborata dalle successive discussioni tra ricercatori a livello internazionale, discussioni che hanno portato alla definizione riportata nell'introduzione di questo articolo. La comunità del Learning Analytics nasce in occasione della prima Conferenza internazionale su Learning Analytics⁵, tenutasi a Banff, seguita in quello stesso anno dalla fondazione di SOLAR (Society for Learning Analytics Research). L'emergere del Learning Ana-

⁵ Ndt: https://moodle.org/plugins/view.php?plugin=block_gismo

⁶ First International Conference on Learning Analytics and Knowledge LAK2011.

lytics come un campo a sé stante ha determinato la formazione di gruppi di studiosi concentrati sulle diverse sfide che guidano la ricerca nel settore delle tecniche di analisi in ambito educativo:

- L'EDM si focalizza sulla sfida tecnica: come possiamo estrarre valore da questi grandi insiemi di dati correlati all'apprendimento?
- Il Learning Analytics si focalizza sulla sfida educativa: come possiamo ottimizzare le opportunità di apprendimento online?
- L'Academic Analytics si focalizza sulla sfida politica/economica: come possiamo migliorare sensibilmente le opportunità di apprendimento e i risultati scolastici a livello nazionale o internazionale?

Sovrapposizioni tra i tre gruppi rimangono, ma ci sono stati diversi tentativi di chiarire meglio i confini tra i tre ambiti di ricerca. Long e Siemens (2011) si sono concentrati sui significati attuali e futuri, distinguendo tra Learning Analytics - settore di cui beneficiano gli studenti e i docenti, che si concentra su analisi a livello di corsi e dipartimenti - e Academic Analytics - settore di cui beneficiano finanziatori, amministratori e marketing a livello istituzionale; finanziatori e amministratori a livello regionale; governi e autorità scolastiche a livello (inter)nazionale. Baeppler e Murdoch (2010) hanno esaminato le distinzioni tra data mining, Academic Analytics e audit dei sistemi istituzionali. Educause, che ha lavorato sulle definizioni di tecniche di analisi per diversi anni, ha assunto una visione a più lungo termine, definendo uno spettro più ampio della terminologia ed evidenziando le varie definizioni che sono emerse nel corso dell'ultimo decennio (van Barneveld, Arnold, & Campbell, 2012).

Lo sviluppo del Learning Analytics è stato amplificato dalla sua inclusione nel NCM Horizon Report del 2011 (Johnson, Smith, Willis, Levine, & Haywood, 2011). Questo report è stato uno di una serie di report incentrati sulle tecnologie emergenti e sul loro potenziale impatto e utilizzo nell'insegnamento, nell'apprendimento e nella ricerca creativa. Il report identificava il Learning Analytics come una tecnologia degna di attenzione. Anche il report del 2012 (Johnson, Adams, & Cummins, 2012) includeva il Learning Analytics, e sottolineava come sarebbe stato adottato in maniera diffusa nell'arco di 2-3 anni, analogamente al social Learning Analytics, un sottinsieme della disciplina.

Queste tecniche di analisi sono fortemente radicate nella teoria dell'apprendimento e focalizzano l'attenzione su elementi che sono rilevanti quando si apprende in una cultura online partecipativa (Ferguson & Buckingham Shum, 2012). Approcci di analisi che possono essere classificati in questo modo includono intrinsecamente forme sociali di analisi:

analisi dei social network e analisi del discorso (De Liddo, Buckingham Shum, Quinto,

Bachler, & Cannavacciuolo, 2011; Ferguson & Buckingham Shum, 2011). Le "Discourse Analytics" sono un'aggiunta relativamente recente all'insieme di strumenti del Learning Analytics, ma essi attingono da un ampio lavoro precedente in settori quali il dialogo esplorativo (Mercer & Wegerif, 1999; Mercer, 2000), l'analisi semantica latente (Landauer, Foltz, & Laham, 1998) e l'argomentazione supportata dal computer (Thomason & Rider, 2008). Il termine 'Social Learning Analytics' ricopre anche approcci "socializzati", che possono essere applicati prontamente in contesti sociali. Questi includono i content analytics - sistemi di raccomandazione e metodi automatizzati di osservazione, indicizzazione e filtraggio delle risorse online capaci di guidare gli studenti attraverso l'oceano di risorse disponibili (Drachsler et al., 2010; Verbert et al., 2011). Queste analisi assumono un aspetto sociale quando esse attingono da tags, valutazioni e metadati forniti dagli studenti (vedi per esempio, Clow & Makriyannis, 2011). La "Disposition Analytics" si focalizza sull'esperienza, sulla motivazione e sulle intelligenze⁷ che influenzano le risposte alle opportunità di apprendimento (Deakin Crick, Broadfoot, & Claxton, 2004), e sono 'socializzati' quando l'enfasi è sullo studente assorbito in una relazione di mentoring o apprendimento.

Lo sviluppo del Social Learning Analytics rappresenta un allontanamento da un'indagine guidata dai dati verso la ricerca più fortemente basata sugli studi sull'apprendimento e che riguarda, in maniera crescente, la complessità della formazione permanente che avviene in una varietà di contesti. Costruire un quadro olistico dei progressi degli studenti e tenere i sentimenti in considerazione al fine di abilitare 'sistemi computerizzati per interagire con gli studenti e fornire sostegno emotivo' è vista ora come una reale possibilità (Blikstein, 2011: p.110). Nuovi strumenti come *GRAPPLE Visualisation Infrastructure Service (GVIS)* non si basano su un solo VLE, ma possono estrarre dati provenienti da diverse componenti del Personal Learning Environment (PLE) di uno studente e utilizzare questi dati per supportare abilità metacognitive come l'auto-riflessione (Mazzola & Mazza, 2011).

SFIDE FUTURE

Sfida 1: costruire legami forti con le scienze dell'apprendimento

Lavori incentrati su cognizione, metacognizione e pedagogia sono sotto-rappresentati tra i riferimenti fondamentali individuati in questo articolo. La comprensione e l'ottimizzazione dell'apprendimento richiede una buona comprensione di come si apprende, come si può facilitare l'apprendimento, e dell'importanza di fattori quali l'identità, la reputazione e le emozioni. Poiché il Learning Analytics emerge da settori ampi come quello delle tecniche di anali-

⁷ Ndt: L'autrice parla di "intelligences" riferendosi alle intelligenze multiple e ai diversi stili di apprendimento e cognitivi.

si e del data mining, distinguendosi da Academic Analytics e EDM, i ricercatori dovranno costruire le-gami forti con le scienze dell'apprendimento. Questo ha il potenziale per essere un processo a due vie, con il Learning Analytics che contribuisce a costituire la base per una buona progettazione dell'apprendimento, una pedagogia efficace che aumenta l'auto-consapevolezza dello studente.

Sfida 2: sviluppare metodi di lavoro con insiemi di dati diversificati al fine di ottimizzare gli ambienti di apprendimento

Capire e ottimizzare gli ambienti in cui avviene l'apprendimento introduce una seconda sfida. Sempre più spesso, gli studenti saranno alla ricerca di supporto dal Learning Analytics al di fuori del VLE o LMS, essendo impegnati nella formazione permanente in ambienti aperti, informali o blended. Ciò richiederà uno spostamento verso insiemi di dati e loro combinazioni più stimolanti, includendo i dati da dispositivi mobili, i dati biometrici e i dati legati all'umore. Al fine di risolvere i problemi affrontati dagli studenti nei diversi ambienti, i ricercatori dovranno indagare su quali sono questi problemi e su come viene percepito il successo dagli studenti.

Sfida 3: focalizzarsi sulle prospettive degli studenti

Un focus sulle prospettive degli studenti sarà essenziale per lo sviluppo di analisi legate alle loro esigenze, piuttosto che alle esigenze delle istituzioni. Tale prospettiva ha il potenziale di estendere i criteri per il successo dell'apprendimento al di là dei voti e della persistenza per includere fattori quali la motivazione, la fiducia, il divertimento, la soddisfazione e la corrispondenza con i propri obiettivi di carriera. Si potrebbe anche riallineare il lavoro sulla valutazione, allontanandolo da una valutazione sommativa volta ad analizzare gli obiettivi raggiunti dagli studenti, verso una valutazione formativa che aiuta gli studenti a crescere. Per raggiungere questo obiettivo, saranno necessari metodi di reporting e visualizzazione personalizzati, che possano essere facilmente compresi dagli studenti e che siano chiaramente collegati a meccanismi per migliorare e ottimizzare il loro apprendimento. In molti casi, il processo di analisi dovrà essere trasparente, permettendo agli studenti di rispondere con feedback che possono essere utilizzati per affinare le analisi, e consentendo loro di vedere come vengono utilizzati i dati.

Sfida 4: sviluppare e applicare un chiaro insieme di linee guida etiche

Raccogliere queste sfide richiederà decisioni riguardanti la proprietà e la gestione dei dati. I punti di riferimento fondamentali all'interno del settore non rendono chiaro quali diritti hanno gli studenti in relazione ai propri dati, o in che misura essi hanno la responsabilità delle azioni effettuate sulla base del-

le raccomandazioni fornite dagli strumenti di Learning Analytics. Per i ricercatori non esiste un metodo condiviso per ottenere il consenso informato per l'utilizzo dei dati durante lo svolgimento di un corso, e non ci sono procedure standard che consentono agli studenti di rifiutare o di eliminare la registrazione dei dati analitici che li riguardano. Al momento, questi aspetti sono stati identificati come problemi, ma nessun quadro etico dettagliato è stato sviluppato per il Learning Analytics. Questa è una necessità urgente per il settore, e ogni ricercatore potrebbe svolgere un ruolo attivo includendo una sezione esplicita relativa ai fattori etici all'interno dei propri articoli e pubblicazioni.

CONCLUSIONI

Durante l'ultimo decennio, il settore del Learning Analytics è emerso come una area di ricerca significativa nell'ambito del Technology-Enhanced Learning. Una analisi dei punti di riferimento fondamentali del settore dimostra che la combinazione della disponibilità di grandi insiemi di dati, dell'emergere dell'apprendimento online su larga scala, e delle preoccupazioni politiche riguardo gli standard educativi ha portato allo sviluppo di questo settore. Esso si distingue per il suo interesse a fornire valore aggiunto agli studenti, sia in contesti formali, informali o blended. Il Learning Analytics è impiegato per capire e ottimizzare sia l'apprendimento che gli ambienti in cui esso avviene. Anche se si tratta di una nuova area di ricerca, essa si appoggia su una consistente base di lavoro in settori correlati, e ha già sviluppato una gamma di strumenti e metodi che offrono un potenziale interessante. Questo articolo ha individuato quattro sfide significative che questo campo deve affrontare adesso: integrare l'esperienza delle scienze dell'apprendimento, lavorare con una gamma più ampia di dataset, relazionarsi con le prospettive dello studente e sviluppare un insieme di linee guida etiche. Chatti e i suoi colleghi (2012) propongono un modello di riferimento per il Learning Analytics che supporterà la comunicazione tra i ricercatori che cercano di affrontare non solo queste quattro sfide, ma anche quelle che si presenteranno durante lo studio delle questioni tecnologiche e pedagogiche attorno all'evoluzione del Learning Analytics.

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

L'articolo originale è pubblicato da Inderscience sulla rivista *International Journal of Technology Enhanced Learning (IJTEL)*, 4(5/6), 2012.
doi: 10.1504/IJTEL.2012.051816.
Tutti i diritti dell'articolo originale sono riservati e appartengono a Inderscience.

BIBLIOGRAFIA

- Arnold, K. (2010).** Signals: applying academic analytics. *Educause Quarterly*, 33(1), 10.
- Aviv, R., Erlich, Z., Ravid, G., & Geva, A. (2003). Network analysis of knowledge construction in asynchronous learning networks. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 7(3), 1-23.
- Baepler, P., & Murdoch, C. (2010).** Academic analytics and data mining in higher education. *International Journal for the Scholarship of Teaching and Learning*, 4(2), 1-9.
- Baker, R., & Yacef, K. (2009).** The state of educational data mining in 2009: a review and future visions. *Journal of Educational Data Mining*, 1(1), 3-17.
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. In *Proceedings of the Third International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009*, San Jose, California, USA, May 17-20, 2009 (pp. 361-362). Menlo Park, CA: AAAI Press.
doi: 10.13140/2.1.1341.1520
- Berners-Lee, T., Hendler, J., & Lassila, O. (2001). The Semantic Web. *Scientific American*, 35-43.
- Blikstein, P. (2011).** Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 110). Banff, Alberta, Canada: ACM Press.
- Borgatti, S.P.** Mehra, A., Brass, D., & Labianca, G. (2009). Network analysis in the social sciences. *Science*, 323(5926), 892-895.
- Britain, S., & Liber, O. (2004). A Framework for the Pedagogical Evaluation of eLearning Environments. *JISC*.
- Brusilovsky, P.** Sosnovsky, S., & Yudelson, M. (2009). Addictive links: the motivational value of adaptive link annotation. *The New Review of Hypermedia and Multimedia*, 15(1), 97-118.
- Buckingham Shum, S., Gasevic, D., & Ferguson, R. (Eds.). (2012). *LAK '12: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. Vancouver, BC, Canada - April 29 - May 02, 2012. New York, NY, USA: ACM.
- Bull, S., & Kay, J. (2007).** Student Models that Invite the Learner In: The SMILI Open Learner Modelling Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 17(2), 89-120.
- Campbell, J.P.** (2007). Utilizing Student Data within the Course Management System to Determine Undergraduate Student Academic Success: An Exploratory Study. Retrieved from ProQuest Dissertations and Theses database. (AAT 304837810)
- Campbell, J.P., DeBlois, P., & Oblinger, D. (2007).** Academic analytics: a new tool for a new era. *Educause Review*, 42(4), 40-57.
- Campbell, J.P., & Oblinger, D. (2007).** Academic Analytics. *Educause*.
- Carmean, C., & Mizzi, P. (2010). The case for nudge analytics. *Educause Quarterly*, 33(4).
- Chatti, M., Dyckhoff, A., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). Learning analytics: a review of the state of the art and future challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6).
- Clow, D., & Makriyannis, E. (2011). iSpot analysed: participatory learning and reputation. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, (pp. 34-43). Banff, Alberta, Canada.
- Dawson, S. (2008).** A study of the relationship between student social networks and sense of community. *Educational Technology and Society*, 11(3), 224-238.
- Dawson, S. (2009).** Seeing the learning community: an exploration of the development of a resource for monitoring online student networking. *British Journal of Educational Technology*, 41(5), 736-752.
- Dawson, S., & McWilliam, E. (2008).** Investigating the Application of IT Generated Data as an Indicator of Learning and Teaching Performance. Canberra: Australian Learning and Teaching Council.
- Dawson, S., Bakhtaria, A., & Heathcote, E. (2010).** SNAPP: Realising the affordances of real-time SNA within networked learning environments. *Proceedings of the 7th International Conference on Networked Learning*, (pp. 125-133). Aalborg, Denmark.
- Dawson, S., McWilliam, E., & Tan, J.-L. (2008).** Teaching smarter: how mining ICT data can inform and improve learning and teaching practice. *Proceedings Asclite Melbourne 2008*, (pp. 221-230). Melbourne, Australia.
- De Laat, M., Lally, V., Lipponen, L., & Simons, R.-J. (2006).** Analysing student engagement with learning and tutoring activities in networked learning communities: a multi-method approach. *International Journal of Web Based Communities*, 2(4), 394-412.
- De Laat, M., Lally, V., Lipponen, L., & Simons, R.-J. (2007).** Investigating patterns of interaction in networked learning and computer-supported collaborative learning: a role for social network analysis. *International Journal of Computer Supported Collaborative Learning*, 2, 87-103.
- De Liddo, A., Buckingham Shum, S., Quinto, I., Bachler, M., & Cannavacciuolo, L. (2011). Discourse-centric learning analytics. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, (pp. 23-33). Banff, Alberta, Canada.
- Deakin Crick, R., Broadfoot, P., & Claxton, G. (2004). Developing an effective lifelong learning inventory: the ELLI project. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, 11(3), 247-272.
- Dewey, J. (1938). *Experience and Education*. London & New York: Macmillan.
- Dillenbourg, P. (1999).** Collaborative Learning: Cognitive and Computational Approaches. Oxford: Elsevier Science.
- Drachsler, H., Bogers, T., Vuorikari, R., Verbert, K., Duval, E., Manouselis, N., & Wolpers, M. (2010). Issues and considerations regarding sharable data sets for recommender systems in technology enhanced learning. *Procedia Computer*, 1(2), 2849-2858.
- Dringus, L. P., & Ellis, T. (2005). Using data mining as a strategy for assessing asynchronous discussion forums. *Computers & Education*, 45(1), 141-160.
- EU Expert Group. (2010). *Assessing Europe's University-Based Research*. Brussels, Belgium: European Commission.
- Ferguson, R., & Buckingham Shum, S. (2011).** Learning analytics to identify exploratory dialogue within synchronous text chat. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, (pp. 99-103). Banff, Alberta, Canada.
- Ferguson, R., & Buckingham Shum, S. (2012).** Social learning analytics: five approaches. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, (pp. 23-33). Vancouver, British Columbia, Canada.

BIBLIOGRAFIA

- Granovetter, M. S.** (1973). The strength of weak ties. *The American Journal of Sociology*, 78(6), 1360-1380.
- Haythornthwaite, C.** (2006). Facilitating collaboration in online learning. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 10(1), 7-24.
- Haythornthwaite, C., & De Laat, M.** (2010). Social networks and learning networks: using social network perspectives to understand social learning. *Proceedings of the 7th International Conference on Networked Learning*, (pp. 183-190). Aalborg, Denmark.
- Heer, J., Viégas, F. B., & Wattenberg, M. (2009). Voyagers and voyeurs: Supporting asynchronous collaborative visualization. *Communications of the ACM*, 52(1), 87-97.
- Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A., & Haywood, K.** (2011). *The Horizon Report: 2011 Edition*. Austin, Texas: The New Media Consortium.
- Johnson, L., Adams, S., & Cummins, M., (2012). *The NMC Horizon Report: 2012 Higher Education Edition*. Austin, Texas: The New Media Consortium.
- Jovanovic, J., Gasevic, D., Brooks, C., Devedzic, V., Hatala, M., Eap, T., & Richards, G. (2008). LO-CO-analyst: semantic web technologies in learning content usage analysis. *International Journal of Continuing Engineering Education and Life Long Learning*, 18(1), 54-76.
- Landauer, T., Foltz, P., & Laham, D. (1998). An introduction to latent semantic analysis. *Discourse Process*, 25(2-3), 259-284.
- Lave, J., & Wenger, E.** (1991). *Situated Learning: Legitimate Peripheral Participation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Long, P., & Siemens, G.** (2011). Penetrating the fog: analytics in learning and education. *ED-UCause Review*, 46(5), 31-40.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition and Productivity*. McKinsey Global Institute.
- Mazza, R., & Dimitrova, V.** (2004). Visualising student tracking data to support instructors in web-based distance education. *Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters*, (pp. 154-161). New York, NY, USA.
- Mazza, R., & Dimitrova, V.** (2007). CourseVis: A graphical student monitoring tool for supporting instructors in web-based distance courses. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65(2), 125-139.
- Mazza, R., & Milani, C.** (2004). GISMO: a graphical interactive student monitoring tool for course management systems. *The T.E.L.'04 Technology Enhanced Learning'04 International Conference*. Milan, Italy.
- Mazzola, L., & Mazza, R.** (2011). Visualizing learner models through data aggregation: a test case. *Proceedings of the Red-Conference, Rethinking Education in the Knowledge Society*, (pp. 372-380). Monte Verità, Switzerland.
- McIntosh, N. (1979). Barriers to implementing research in higher education. *Studies in Higher Education*, 4(1), 77-86.
- Mercer, N.** (2000). *Words and Minds: How We Use Language To Think Together*. London: Routledge.
- Mercer, N., & Wegerif, R.** (1999). Is "exploratory talk" productive talk? Learning with computers: analysing productive interaction. New York: Routledge.
- Mitchell, J., & Costello, S. (2000). International e-VET Market Research Report: A Report on International Market Research for Australian VET Online Products and Services. Sydney, Australia: John Mitchell & Associates and Education Image.
- Norris, D. B. (2008). Action analytics: measuring and improving performance that matters in higher education. *EDUCAUSE Review*, 43(1).
- Norris, D., Baer, L., & Offerman, M. (2009). A national agenda for action analytics. *Paper presented at the National Symposium on Action Analytics*.
- Rheingold, H. (1993). *The Virtual Community: Homesteading on the Electronic Frontier*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 33(1), 135-146.
- Romero, C., Ventura, S., & García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers & Education*, 51(1), 368-384.
- Siemens, G.** (2010, August 25). *What Are Learning Analytics?* [web log post] *Elearnspace.org*. Retrieved from <http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/>
- Suthers, D., Vatrapu, R., Medina, R., Joseph, S., & Dwyer, N.** (2008). Beyond threaded discussion: Representational guidance in asynchronous collaborative learning environments. *Computers & Education*, 50(4), 1103-1127.
- Thomason, N., & Rider, Y. (2008). Cognitive and pedagogical benefits of argument mapping: L.A.M.P guides the way to better thinking. In A. Okada, S. Buckingham Shum, & T. Sherborne, *Knowledge Cartography: Software Tools and Mapping Techniques* (pp. 113-130). London: Springer.
- Tinto, V. (1997). Colleges as communities: taking research on student persistence seriously. *The Review of Higher Education*, 21(2), 167-177.
- van Barneveld, A., Arnold, K. E., & Campbell, J. P.** (2012). Analytics in Higher Education: Establishing a Common Language. *EDUCAUSE*.
- van Ham, F., Schulz, H.J., & Dimicco, J.M. (2009). Honeycomb: Visual Analysis of Large Scale Social Networks. In T. Gross et al. (Eds.), *Human-Computer Interaction - INTERACT 2009, Lecture Notes in Computer Science: Vol. 5727*, (pp. 429-442). Berlin, Heidelberg, DE: Springer. doi: 10.1007/978-3-642-03658-3_47
- Verbert, K., Drachsler, H., Manouselis, N., Wolpers, M., Vuorikari, R., & Duval, E. (2011). Dataset-driven research for improving recommender systems for learning. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, (pp. 44-53). Banff, Alberta, Canada.
- Vygotskyij, L. S. (1978). *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Wenger, E.** (1998). *Communities of Practice: Learning, Meaning and Identity*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Wolpers, M., Najjar, J., Verbert, K., & Duval, E.** (2007). Tracking actual usage: the attention metadata approach. *Journal of Educational Technology and Society*, 10(3), 106-121.
- Zaijane, O. (2001). Web usage mining for a better web-based learning environment. *Proceedings of the 4th IASTED International Conference on Advanced Technology for Education (CATE'01)*, (pp. 60-64). Banff, Canada.