

**Corso di Dottorato di Ricerca in**  
**FILOSOFIA E SCIENZE DELLA FORMAZIONE**  
ciclo 31°

TESI DI RICERCA

TITOLO

**Approcci di Learning Analytics orientati al miglioramento continuo di processi di insegnamento e apprendimento attraverso sistemi dinamici di supporto alla decisione: concetti e dispositivi emergenti.**

SSD: M-PED/04

**Coordinatori del Dottorato**

ch. prof. Emanuela Scribano  
ch. prof. Massimiliano Costa

**Supervisore**

ch. prof. Fiorino Tessaro

**Dottorando**

Paula de Waal Almeida Santos  
Matricola 956260





## Sommario

---

<b>ABSTRACT .....</b>	<b>7</b>
<b>INTRODUZIONE .....</b>	<b>8</b>
<b>1 – IL PROGETTO DI RICERCA.....</b>	<b>12</b>
SCOPO DELLA RICERCA .....	12
METODI E STRUMENTI .....	13
NARRATIVE REVIEW .....	15
NETWORK BIBLIOMETRICI .....	16
TEXT-MINING.....	18
<b>LA COSTRUZIONE DEI DATASET E LA SELEZIONE DELLE FONTI .....</b>	<b>21</b>
OPEN ACCESS .....	21
WEB OF SCIENCE .....	22
SCOPUS .....	34
JOURNAL OF LEARNING ANALYTICS .....	41
<b>IMPLEMENTAZIONE DI DISPOSITIVI IN PIATTAFORME DI LEARNING MANAGEMENT SYSTEM UTILIZZATE IN</b>	
<b>CONTESTO REALE .....</b>	<b>41</b>
EDUOPEN .....	42
UNIVERSITÀ CA’ FOSCARI VENEZIA.....	43
FONDAZIONE SCUOLA DI SANITÀ PUBBLICA DELLA REGIONE VENETO.....	44
PIATTAFORME DI TEST .....	44
<b>2 – IL GAP PEDAGOGICO .....</b>	<b>46</b>
<b>LEARNING ANALYTICS: UN NUOVO AMBITO DI STUDI E DI PRATICHE.....</b>	<b>46</b>
<b>DALLA MISURAZIONE DEGLI ESITI ALLA RIFLESSIONE SUI “LIVING PROCESSES” .....</b>	<b>46</b>
<b>RAPPRESENTARE LO STATUS QUO.....</b>	<b>48</b>
<b>QUALI SCOPI? .....</b>	<b>49</b>
<b>DISPOSITIVI INFORMATICI.....</b>	<b>50</b>
<b>LA DIMENSIONE ETICA E LEGALE.....</b>	<b>51</b>
<b>L’ URGENZA DI CONTRIBUTI ATTIVI DELLE COMUNITÀ DI RICERCA PEDAGOGICA.....</b>	<b>52</b>
<b>LE DIFFORMITÀ TERMINOLOGICHE.....</b>	<b>54</b>
<b>RICERCATORI, PRODUTTORI E UTILIZZATORI .....</b>	<b>57</b>
<b>APPROCCI SISTEMICI ALLA PROGETTAZIONE.....</b>	<b>58</b>

<b>3 – LE DECISIONI DATA-DRIVEN .....</b>	<b>61</b>
<b>L'ANALISI DEI SISTEMI COMPLESSI .....</b>	<b>61</b>
<b>DECISION-MAKING.....</b>	<b>64</b>
<b>I LIMITI DELL'INTUIZIONE ESPERTA.....</b>	<b>68</b>
<b>AUSILI ESTERNI NELLE DECISIONI COMPLESSE.....</b>	<b>73</b>
<b>LA PARTNERSHIP TRA LE PERSONE E LE INFORMATION APPLIANCES .....</b>	<b>74</b>
<b>ACTIONABLE DATA .....</b>	<b>77</b>
<b>MIGLIORAMENTO DELLE PRATICHE E ACCOUNTABILITY .....</b>	<b>79</b>
<b>4 – SPECIFICITÀ DELL'AMBITO .....</b>	<b>85</b>
<b>LA DIFFUSIONE DELL'ESPRESSIONE "LEARNING ANALYTICS" NELLA RETE.....</b>	<b>85</b>
<b>I GRUPPI DI RICERCA PIÙ ATTIVI .....</b>	<b>88</b>
<b>LE PROSPETTIVE DI SVILUPPO DELLE PRATICHE E DELLA RICERCA.....</b>	<b>91</b>
<b>GEORGE SIEMENS.....</b>	<b>92</b>
<b>ERIK DUVAL .....</b>	<b>94</b>
<b>REBECCA FERGUSON .....</b>	<b>96</b>
<b>IL REPORT NMC HORIZON .....</b>	<b>97</b>
<b>IL REPORT DELLA COMMISSIONE EUROPEA: NEW MODES OF LEARNING AND TEACHING IN HIGHER EDUCATION .....</b>	<b>98</b>
<b>LA SOCIETÀ SCIENTIFICA SOLAR.....</b>	<b>99</b>
<b>LA SOCIETÀ SCIENTIFICA SNOLA.....</b>	<b>100</b>
<b>PUNTI SALIENTI NELLA CIRCOSCRIZIONE DELL'AMBITO .....</b>	<b>101</b>
<b>LEARNING ANALYTICS COME TECNICA DI OSSERVAZIONE INDIRECTA .....</b>	<b>101</b>
<b>LEARNING ANALYTICS COME TECNICA DOCUMENTALE .....</b>	<b>102</b>
<b>LA COMUNICAZIONE DEI DATI COME STIMOLO ALLE REAZIONI PROATTIVE.....</b>	<b>102</b>
<b>I VINCOLI DI SIGNIFICATIVITÀ DEGLI ALGORITMI IN CONTESTI SPECIFICI .....</b>	<b>103</b>
<b>L'AMBIGUITÀ NELL'USO DEI TERMINI PROVENIENTI DALLE "EDUCATIONAL SCIENCES" .....</b>	<b>104</b>
<b>5 - L'IMPLEMENTAZIONE DI DASHBOARD .....</b>	<b>108</b>
<b>VINCOLI STRATEGICI E NORMATIVI .....</b>	<b>108</b>
<b>REPORT E LEARNING ANALYTICS IN MOODLE .....</b>	<b>111</b>
<b>CONFIGURARE I CORSI PER LA GENERAZIONE DI DATI RILEVANTI .....</b>	<b>112</b>
<b>6 – AMBIENTI PER L'ESPLORAZIONE DELLE FONTI.....</b>	<b>124</b>

<b>MODELLO 1: NETWORK DINAMICI DI CO-OCCURRENCE E CO-CITATION .....</b>	<b>124</b>
PROTOCOLLO DI CONFIGURAZIONE DELLE VARIABILI .....	125
ARCHIVI PER LA RIPRODUZIONE DEI PRESET, UTILIZZANDO COME FONTE DI ESEMPIO IL DATASET LAK 2011-2018 .....	126
IMMAGINI PER LA VERIFICA DELL'ESITO DELL'UTILIZZO DEL PRESET .....	127
<b>MODELLO 2: FLUSSO DI TEXT-MINING IN FORMATO RAPID MINER STUDIO .....</b>	<b>131</b>
PROTOCOLLO DI CONFIGURAZIONE DEL FLUSSO DI TEXT MINING .....	131
FONTI BIBLIOGRAFICHE (FULL TEXT) UTILIZZATE PER L'INDIVIDUAZIONE DI TEMI E CONCETTI UTILIZZANDO IL FLUSSO DI TEXT-MINING (RAPID MINER) .....	134
RAPPRESENTAZIONE GRAFICA DEL FLUSSO DI TEXT-MINING .....	135
ESPLORAZIONE DEI TERMINI PIÙ FREQUENTI E DELLE REGOLE DI ASSOCIAZIONE .....	137
<b><u>FONTI BIBLIOGRAFICHE CITATE NELLA DISCUSSIONE .....</u></b>	<b><u>142</u></b>
<b><u>INDICE DELLE FIGURE .....</u></b>	<b><u>149</u></b>
<b><u>APPENDICE: LE 1334 PUBBLICAZIONI SCIENTIFICHE COMPRESSE NEL DATASET .....</u></b>	<b><u>150</u></b>

# *Abstract*

---

La tesi discute, nel campo di indagine multidisciplinare sui Learning Analytics, il gap pedagogico nei discorsi e nella messa in forma dei dispositivi di supporto alle decisioni formative. Elabora, inoltre, un dataset e due modelli automatizzati per la rappresentazione dinamica dei prodotti delle ricerche sui learning analytics: un flusso di text-mining e un protocollo di implementazione di scientific knowledge mapping.

I dataset, e i network bibliometrici, possono essere richiesti all'autore, Paula de Waal, scrivendo all'indirizzo [paula.dewaal@gmail.com](mailto:paula.dewaal@gmail.com). I dataset contengono dati bibliometrici estratti da database scientifici con accesso riservato (WOS e SCOPUS). Per questa ragione, i dataset potranno essere condivisi ai fini di ricerca ma la loro pubblicazione in rete, purtroppo, non può essere autorizzata.

---

# Introduzione

---

L'ambito della ricerca e delle pratiche di Learning Analytics si sta configurando intorno alle potenzialità offerte dalle tecniche di Data Science e di Data Visualization a supporto del miglioramento dei processi di insegnamento e apprendimento. Lo scopo trasversale alle discipline che stanno contribuendo allo sviluppo dei criteri di raccolta, modellizzazione, e rappresentazione dei dati, è il supporto alle decisioni dei vari attori che partecipano alla messa in opera degli ambienti o sono coinvolti nello svolgimento dei processi.

La sfida comune dell'ambito consiste nella generazione e rappresentazione di insiemi informativi che siano configurati come *actionable data* – dati rilevanti al monitoraggio delle pratiche e alla definizione di problemi, significativi nelle sfere decisionali di studenti, docenti, tutor, instructional designers, coordinatori di corso, ed altre figure di sistema.

La raccolta sistematica di dati provenienti da diverse fonti, la loro elaborazione in “tempo reale” e la possibilità di utilizzare modelli aperti orientati alla comparabilità di casi, sono fattori che invitano alla maggior pervasività di dispositivi informatici, statistici e matematici, a supporto delle decisioni *data-driven*, collegate ai contesti operativi.

I modelli applicativi dei dispositivi possono, tra altre possibilità:

- a) riguardare la rappresentazione di situazioni dinamiche, come il monitoraggio permanente delle interazioni;
- b) delineare ipotesi predittive, come nei sistemi di *early warning* sul rischio di abbandono degli studi;
- c) aggiungere un livello di analisi micro alla valutazione dei processi di insegnamento e apprendimento;



- d) individuare criticità temporali nella dinamica degli interventi didattici;
- e) rilevare pattern, trend e modalità comunicative nelle situazioni dialogiche;
- f) rilevare criticità nella fruizione di risorse e nello svolgimento di compiti.

Nonostante il progressivo incremento nell'interesse sulle opportunità di uso dei dispositivi di Learning Analytics, ci sono frequenti segnalazioni della comunità di ricerca sul bisogno di maggior attenzione a criteri e orientamenti allineati alle prospettive pedagogiche nella loro progettazione. Molti dei protagonisti della comunità di ricerca, tutt'ora prevalentemente rappresentato da esponenti delle scienze cognitive, qualificano ricorsivamente il superamento del gap pedagogico come obiettivo irrinunciabile.

La tesi contribuisce alla discussione, nel campo di indagine multidisciplinare sui Learning Analytics, sul gap pedagogico nei discorsi e nella messa in forma dei dispositivi di supporto alle decisioni. La circoscrizione dello scopo di indagine e l'esplicitazione dei metodi adottati per l'individuazione delle fonti e della stesura dell'analisi sono descritti nel primo capitolo: narrative review, network bibliometrici, text-mining e implementazione di un dispositivo di learning analytics nelle piattaforme e-learning di EDUOPEN, CA' FOSCARI e Fondazione Scuola di Sanità Pubblica.

Il secondo capitolo delinea i principali temi individuati nelle pubblicazioni sui Learning Analytics, che potrebbero ricevere il contributo delle comunità di ricerca sulla pedagogia e sulla didattica. Il focus della discussione è dedicato agli *insight* che i dispositivi e i modelli possono o potrebbero rappresentare, e ai rischi di adozione di modelli statistici o algoritmici provenienti da altri settori nella rappresentazione dei processi interattivi in ambienti formativi.

La discussione sui concetti emergenti nelle pubblicazioni e nei dispositivi di Learning Analytics in relazione alle teorie sulle decisioni basate sui dati e sulle evidenze ha luogo nel terzo capitolo. Nonostante lo scopo dichiarato nella maggior parte dei discorsi scientifici che riguardano i Learning Analytics sia il supporto alle decisioni in contesti formativi, in verità l'argomentazione sul "come" gli utilizzatori reagiscono alle informazioni fornite dai dispositivi è quasi inesistente in quelle pubblicazioni. Il capitolo tre delinea, perciò, colmando questo vuoto, i possibili punti di convergenza tra le teorie sulle decisioni complesse, le decisioni *data-driven* e il concetto di *actionable data*.

La proliferazione dell'uso dell'espressione Learning Analytics in letteratura tiene viva la discussione sulle specificità di questo territorio multidisciplinare. Il capitolo quarto compara diverse proposte di definizione dell'ambito e ne individua i punti salienti. Vengono discussi, inoltre, i possibili approcci nell'adozione dei dispositivi: come tecnica di osservazione indiretta, come tecnica documentale, come stimolo alla reazione proattiva degli utenti.

Il versante comunicativo degli *insight*, nelle ricerche sui Learning Analytics, riguarda le tecniche di Data Visualization utilizzate nella composizione delle *dashboard* personalizzate, senza le quali l'obiettivo di supporto contestuale *on time* dei dispositivi non potrebbe essere raggiunto. Il quinto capitolo discute i vincoli di implementazione che riguardano la generazione delle visualizzazioni, comprese le variabili normative e gli accorgimenti tecnici che possono incidere sulla disponibilità di dati rilevanti ai fini del funzionamento ottimale dei modelli concettuali. Gli esempi illustrati sono stati elaborati utilizzando le piattaforme MOODLE e Intelliboard.

La lettura del testo potrebbe risultare impegnativa in ragione dell'inevitabile riferimento a concetti che provengono da altre discipline, come l'informatica, la *data science* e le teorie sulle decisioni. Molti di questi

termini sono, inoltre, utilizzati in lingua inglese, data la loro specificità nel contesto degli ambiti rispettivi.

La scelta di scrivere la tesi in italiano, invece, nasce dal bisogno sentito di introdurre la discussione nello scenario nazionale della ricerca. Forse sarebbe stato più facile scriverla in inglese, lingua utilizzata in quasi tutte le fonti bibliografiche, e nella comunità internazionale, ma la discussione sui Learning Analytics coinvolgerà sempre di più i ricercatori, i progettisti e gli utilizzatori dei dispositivi.

Lo stile asciutto, conciso, dei paragrafi che affrontano aspetti tecnici degli strumenti di ricerca e dei dispositivi di Learning Analytics è intenzionale. La loro lettura potrebbe risultare ostica al primo contatto ma (spero) apprezzabile sotto la prospettiva formale, in consultazioni future – una esperienza che ho vissuto anch'io nella fase di studio delle fonti consultate. Perché la ricerca pedagogica e la didattica possano essere protagoniste nella definizione dei modelli di analisi dei processi di apprendimento è necessario superare questo scoglio ontologico ed essere disponibili ad avvicinarci alle altre discipline coinvolte nel dialogo. E così facendo, invece di posizionarci come consumatori (critici o acritici) di tecnologie, avremo la possibilità di partecipare attivamente alla loro progettazione.

---

# 1 – Il progetto di ricerca

---

## Scopo della ricerca

---

Questo progetto di ricerca intende contribuire alla discussione sul gap pedagogico attraverso la mappatura dei temi emergenti, e dei concetti più frequenti, nella ricerca e nei dispositivi di Learning Analytics orientati al miglioramento continuo di processi di insegnamento e apprendimento attraverso sistemi dinamici di supporto alla decisione.

1. Data la natura interdisciplinare e multidisciplinare dei Learning Analytics e l'”anima” pragmatica dell'oggetto di studio delle ricerche in questo ambito, si ipotizza che il gap pedagogico possa essere posizionato, seppur in un'ottica integrata, nelle seguenti dimensioni:
  - a) Dimensione ontologica, intesa come necessità di disambiguazione dei termini utilizzati come indicatori o descrittori dei sottoinsiemi di dati visualizzati nei dispositivi.
  - b) Dimensione metodologica, intesa come messa a punto dei criteri di sviluppo dei modelli di raccolta di dati e analisi automatizzata sottostanti.
  - c) Dimensione pragmatica, intesa come “opportunità d'uso” di decisioni *data-driven* nei percorsi di miglioramento e nella definizione di problemi relativi ai processi di insegnamento e apprendimento.

- d) Dimensione strategica, intesa come definizione degli approcci di implementazione e dei criteri di equilibrio tra obiettivi di miglioramento e di accountability.
2. Data l'eterogeneità del focus tematico delle pubblicazioni scientifiche nell'ambito dei Learning Analytics, il progetto elabora due strumenti, che potranno essere condivisi con la comunità scientifica ai fini di rappresentazione degli avanzamenti della mappatura di temi e concetti. Mappatura dinamica, quindi, di un territorio non ancora definito ed in continua espansione.

## Metodi e strumenti

---

Nelle ricerche che mirano allo studio di un particolare fenomeno o di un tema specifico, sono predisposti, nella fase iniziale, i criteri di inclusione ed esclusione delle fonti scientifiche reperibili, compresi la definizione di query da utilizzare nei database di pubblicazioni scientifiche e nei repertori bibliografici.

Tra i metodi di ricerca generalmente adottati nell'analisi di una grande quantità di pubblicazioni scientifiche, con l'obiettivo di illustrare lo "stato dell'arte" relativo a una precisa domanda di ricerca, si trova la Systematic Review, che richiede, oltre le dimensioni già descritte, l'adozione di un protocollo rigoroso di analisi dei testi selezionati definendo, a priori, degli schemi di catalogazione delle fonti in base a criteri come la coerenza interna e l'appropriatezza del metodo adottato (Uman, 2011).

Tale metodo di ricerca secondaria (comprese le sue fasi), ampiamente utilizzato per la produzione di sintesi dai fautori della ricerca educativa "evidence-based" (Trincherò & Parola, 2017), inizialmente era sembrato adatto alla raccolta delle fonti a partire dalle quali sviluppare l'analisi dei concetti di riferimento nell'ambito dei Learning Analytics.

Dopo una fase di esplorazione delle pubblicazioni più citate e delle systematic review già pubblicate, però, era risultata evidente l'enorme eterogeneità degli oggetti di studio delle pubblicazioni sui Learning Analytics, che spaziavano dallo sviluppo di algoritmi predittivi e dispositivi di Machine Learning per la riduzione dell'abbandono scolastico fino all'analisi delle emozioni nei messaggi di forum specifici!

La maggior parte dei paper selezionati nelle review precedenti riguardava la descrizione di “lavori in corso” oppure la proposta di framework concettuali, con la conseguente difficoltà di comparare o catalogare in insiemi coerenti i risultati delle ricerche. L'unico libro già pubblicato sul tema, allo stesso tempo, non era orientato alla delimitazione dell'ambito di ricerca, ma consisteva in una collezione di versioni estese di paper presentati in conferenze (Larusson & White, 2014).

Il problema dei contenuti delle fonti, che ho attribuito inizialmente (e con forte ottimismo) ai tempi necessari alla pubblicazione dei paper e alle difficoltà tecniche di implementazione delle piattaforme, a distanza di tre anni, non si è ancora risolto. Individuare le “migliori evidenze”, nell'ambito dei Learning Analytics, rimane una sfida per il futuro (R Ferguson & Clow, 2017).

Il problema è fortemente sentito nella comunità di ricerca. Infatti, negli ultimi due anni sono stati introdotti, nei congressi annuali organizzati dalla SOLAR – la società internazionale di ricerca sui Learning Analytics – alcuni workshop dedicati alla discussione dei “fallimenti” (Clow et al., 2017; 2016).

Sono evoluti invece, in questi tre anni di ricerca, i quadri concettuali di riferimento e le ipotesi d'uso. I dispositivi di supporto alla decisione, allo stesso tempo, hanno incominciato ad uscire dagli “ambienti protetti” della ricerca, e ad offrirsi al mercato come prodotti finiti.

Le scelte metodologiche della tesi sono state quindi vincolate dalle caratteristiche delle fonti disponibili e dalla difficoltà di accesso ai dispositivi in contesti d'uso reali.

Il principale problema riguardava, allora, la mancanza di criteri per valutare i processi o comparare i risultati delle ricerche dato che:

- a) Non c'era un consenso sui parametri che delimitano l'ambito, ancora in fase di “negoiazione”.
- b) C'era un gap temporale tra le discussioni consultabili online e le date delle pubblicazioni scientifiche.
- c) Erano pochi gli autori considerati “esperti” dalla comunità, tutti fondatori di SOLAR, la società scientifica di recente costituzione.
- d) Non c'erano i soliti autori classici di riferimento, il manuale dei concetti-cardine, gli approcci riconosciuti come teorie o pratiche consolidate.
- e) Molti dei paper erano su ipotesi di applicazioni dei modelli di analisi a posteriori o di visualizzazione dei dati.
- f) Non era possibile restringere il campo, nella ricerca bibliografica, utilizzando operatori booleani e parole chiave senza avere individuato le “questioni chiave” del settore.
- g) La maggior parte delle “notizie” sul tema, riguardavano le iniziative di progetti europei ancora in corso e le iniziative delle università americane, ereditate dalla ricerca sull'Academic Analytics e orientate alla riduzione del *dropout*.

## Narrative review

---

La revisione della letteratura è stata prodotta adottando i canoni della Narrative Review, più adatto alla sintesi di ipotesi teoriche, alla individuazione di trends e di gaps nella ricerca (Ferrari, 2015). Individua,

perciò, le questioni che sono oggetto di discussione scientifica senza valutare evidenze empiriche.

La Narrative Review, al contrario della Systematic Review, può essere elaborata con un approccio esplorativo, anche se questo aumenta il rischio di bias nella selezione dei temi che emergono dall'analisi delle fonti. Con l'obiettivo di ridurre questo rischio e aumentare la possibilità di rilevazione di nodi recenti, la fase esplorativa è stata condotta con l'uso di strumenti di visualizzazione di dati: network bibliometrici e sequenze algoritmiche di Text-Mining.

La discussione contiene inoltre un capitolo dedicato alle teorie sulle decisioni in situazioni complesse, tema che, paradossalmente, è risultato quasi inesistente nelle argomentazioni dei paper scientifici disponibili, ancora concentrati su “quali dati possono essere calcolati o visualizzati”, senza entrare nel merito del “quando” posso avere un impatto sulle decisioni o “dove” debbano essere incorporati, nelle piattaforme interattive perché abbiano un tasso di utilizzo significativo.

## Network Bibliometrici

---

La ricerca esplorativa, perché non sia danneggiata dal “bias di conferma” e allo stesso tempo non risulti eccessivamente casuale, può essere supportata dall'uso di dispositivi di Scientific Knowledge Mapping che abbiano gli output rappresentati in formato grafico dinamico, in reti o in cluster. Questo garantisce la progressiva configurazione dei criteri alla base dei processi di differenziazione e di collegamento, lavorando con un dataset che può essere ampliato nel tempo senza variare le logiche di aggregazione dei dati visualizzati.

I set di criteri, le visualizzazioni e le modifiche ai dataset possono essere inoltre salvate, riprese, riformulate ed esportate in formati compatibili con strumenti statistici se necessario (van Eck & Waltman, 2014). I dati sono



visualizzati come nodi e vettori. I nodi possono essere ad esempio: pubblicazioni, riviste, ricercatori o parole chiave. I vettori indicano le relazioni tra coppie di nodi. I nodi possono essere, inoltre, rappresentati graficamente secondo proprietà che riflettono criteri di frequenza delle occorrenze del nodo in relazione agli item del dataset, oppure secondo altri criteri quantitativi relativi, per esempio, alle quantità di relazioni in cui un nodo è implicato.

Nel contesto di questa ricerca, gli algoritmi sono stati configurati per la visualizzazione di:

- a) Reti di concetti presenti nei dati bibliometrici delle collezioni di pubblicazioni (titoli, abstract, keyword), secondo criteri di co-occorrenza.
- b) Reti di dati riguardanti gli autori delle stesse pubblicazioni, come la co-autorship e la co-citation.

La generazione dei network bibliometrici richiede:

- a) l'utilizzo di software ad hoc
- b) capacità di calcolo computazionale elevata per l'elaborazione di visualizzazioni interattive basate su intere collezioni di articoli scientifici
- c) il *merging* dei dati bibliografici provenienti da diversi database o da collezioni di documenti in dataset strutturati secondo formati riconoscibili dagli strumenti.

Lo strumento utilizzato per la generazione della rete interattiva è VOSviewer, sviluppato dall'Università di Leiden (Van Eck & Waltman, 2013). Il gruppo di sviluppatori mantiene aggiornato il software e i loro manuali e continua a ottimizzare le modalità di visualizzazione. Hanno potenziato progressivamente la visualizzazione dinamica. Il software è in grado di rappresentare la co-authorship, la co-occorrenza di termini, le citazioni e le co-citazioni, tra altri.

La configurazione delle visualizzazioni è flessibile e può essere ampiamente personalizzata, compresa l'applicazione di criteri di clusterizzazione dei dati contestualmente alla generazione della rete (Waltman, Van Eck, & Noyons). Per questa ragione, prima di avere un territorio “osservabile” stabile e comprensibile, è necessario procedere a successivi step di ottimizzazione.

Tra i limiti tecnici del software, trattandosi di un *dataset* voluminoso, c'è l'assenza di filtri automatizzati per la distinzione tra le variazioni ortografiche degli item. Per superare questo limite è stato necessario creare progressivamente, e manualmente, un thesaurus che permetta l'aggregazione degli item simili in un unico nodo come, per esempio: le espressioni e i loro acronimi, singolare e plurale, errori ortografici, nomi degli autori.

Il protocollo finale di queste procedure è descritto nel capitolo 6 – Ambienti per l'esplorazione delle fonti. I criteri che definiscono il comportamento dell'ambiente interattivo potranno essere riutilizzati in altre ricerche nell'ambito dei Learning Analytics.

## Text-Mining

L'uso esclusivo di fonti bibliometriche per l'individuazione delle reti concettuali potrebbe portare alla esclusione di termini o relazioni rilevanti nella costruzione dei discorsi, presenti nelle argomentazioni. Per questa ragione, laddove possibile, sono stati estrapolati termini dai testi completi, con tecniche di text-mining non previste in VOSviewer. L'obiettivo è doppio:

- a) individuare eventuali concetti frequenti mancanti;

- b) definire una procedura algoritmica che permetta la rapida selezione o esclusione di testi dalle collezioni analizzate, per l'approfondimento di temi specifici.

Si tratta quindi di generare reti di concetti a partire da collezioni di documenti non strutturate a priori in dataset.

Nelle grosse organizzazioni, la potenza di macchina e il volume di archiviazione dedicati al text-mining sono spesso “noleggiate” in rete, forniti da servizi dedicati alle applicazioni di Big Data. In questa ricerca, invece, trattandosi di un numero ipoteticamente limitato di documenti (tra mille e duemila), dopo aver analizzato i costi e le specificità dei prodotti e servizi esistenti “nella cloud”, ho scelto un ambiente di progettazione di flussi di analisi che potesse essere usato localmente, anche se questo comportava un altro costo: l'acquisto di un computer con potere di calcolo e di memoria adeguati.

Un altro criterio nella scelta dell'ambiente è stata la facilità di utilizzo e, nello specifico, l'indipendenza dal bisogno di sviluppare script utilizzando di linguaggi di programmazione. Questi criteri hanno portato, purtroppo, alla esclusione di tutti i programmi *open source*.

L'ambiente di sviluppo adottato per questa operazione è Rapid Miner Studio, una piattaforma di Data Science dedicata alla predisposizione di flussi di applicazione di algoritmi e di modelli a grandi collezioni di dati, compresi quelli eterogenei e non strutturati (*RapidMiner Studio Manual*, 2014). L'ambiente non è *open source* ma la casa produttrice ha concesso una licenza gratuita provvisoria per lo svolgimento dell'attività di questa ricerca.

Trattandosi di ambiente di ricerca avanzato, il percorso di apprendimento per l'uso efficace degli strumenti implica la comprensione dei limiti di ciascun item disponibile nelle librerie di filtri, algoritmi, strumenti di trasformazione del testo e parametri di visualizzazione dei risultati. Per questa ragione, l'ambiente offre la possibilità di manipolare le

variabili senza la scrittura di codice, attraverso la visualizzazione degli item, la simulazione dell'applicazione dei flussi e l'individuazione degli errori, accompagnata da suggerimenti per il loro superamento.

Le librerie per la visualizzazione degli *insight* supportano grafici complessi, ma la visualizzazione di reti di concetti dense è ancora più orientata alla misurazione degli attributi che allo stimolo alla esplorazione. I risultati possono comunque essere esportati in formati utili alla visualizzazione con altri prodotti, se necessario.

I modelli di flusso sviluppati sono descritti nel capitolo 6 – Ambienti per l'esplorazione delle fonti. I modelli possono essere riutilizzati nell'analisi di altre collezioni di testi, tenendo presenti alcuni limiti. Infatti, per ogni collezione di testi, potrebbe essere necessario creare nuovi thesaurus per l'aggregazione di termini, o famiglie di termini, che non siano stati percepiti come espressioni regolari conosciute dagli algoritmi di text-mining. Nell'ambito dei Learning Analytics, questo sforzo è stato impegnativo perché molti dei termini usano parole diffuse in varie espressioni; parole che sono comuni anche nel linguaggio quotidiano.

Un semplice esempio può essere l'espressione Big Data. Big è una parola comune. Data è una parola utilizzata in diverse espressioni. Sono anche due parole corte, se considerate separatamente, che rischiano di essere filtrate da criteri di esclusione generali tipici degli algoritmi di text-mining in lingua inglese.

Le collezioni di testi che hanno formati variati devono includere, per ciascuna collezione, un flusso di trasformazione, per esempio, da pdf a testo. Questa trasformazione potrebbe generare errori di codifica quando i documenti risultano da scannerizzazioni con applicazione di riconoscimento ottico o da algoritmi di encoding che sostituiscono alcuni caratteri con immagini.

I separatori di sillabe (trattini a capo), in alcuni formati di testo, non sono ignorati; il termine rischia di risultare diviso in due item, ciascuno dei quali considerato come nuovo termine.

## La costruzione dei Dataset e la selezione delle fonti

I risultati delle ricerche sui Learning Analytics, all'inizio di questa ricerca, risiedevano prevalentemente negli atti dei congressi LAK (Learning Analytics and Knowledge), nei volumi della rivista della società scientifica SOLAR (Society of Learning Analytics Research) e nella "Letteratura Grigia": paragrafi di blog scientifici, presentazioni powerpoint, lezioni video, siti di progetti europei ancora in corso e MOOC.

LAK e SOLAR erano iniziative recenti. La prima edizione di LAK è stata realizzata nel 2011 e la prima edizione del Journal of Learning Analytics è del 2014. Molti dei volumi non erano ancora reperibili, perciò, attraverso la consultazione di database come SCOPUS e Web of Science (WOS).

### Open access

Fortunatamente, i volumi del Journal of Learning Analytics sono pubblicati con licenza Open Access e potevano essere consultati. La casa editrice che pubblica gli atti dei congressi LAK, invece, aveva autorizzato la Società Scientifica a produrre un dataset con i contenuti dei testi delle prime quattro edizioni, reso disponibile alla comunità di ricerca (Drachsler, d'Aquin, Dietze, Taibi, & Herder, 2014). La prima esplorazione di queste risorse ha rivelato che il bisogno di individuare i temi emergenti e le aree di ricerca che contribuiscono allo sviluppo dell'ambito nascente era condiviso dalla comunità dei ricercatori che sceglievano di posizionare la loro ricerca in questo territorio, ancora senza confini.

Negli anni successivi è comparso nei database un maggior numero di pubblicazioni non provenienti da queste iniziative, nei volumi delle riviste scientifiche che si occupano di Tecnologie Educative. La versione del dataset LAK disponibile per il download non copre le edizioni successive, che sono consultabili solo nel sito dell'editore, con accesso riservato agli abbonati. LAK' 2015 è l'unica edizione inclusa nel database di WOS, ma le precedenti e le successive sono presenti soltanto nel catalogo di SCOPUS.

## Web of Science

L'approccio migliore per la individuazione dei temi emergenti, senza perdere quelli recenti, era quello di frequentare gli eventi di LAK e, allo stesso tempo, monitorare i database scientifici, aggiornando continuamente la collezione di risorse, estremamente eterogenee. Ma quale "filtro" utilizzare nelle query? Quali criteri di inclusione ed esclusione adottare? L'obiettivo era proprio il contrario: non perdere per strada nessuna delle pubblicazioni. La scelta finale è stata quindi quella del posizionamento intenzionale degli autori, ossia, la presenza negli abstract e nei metadati delle pubblicazioni catalogate, o nei titoli dei volumi in cui sono stati pubblicati, dell'espressione "Learning Analytics".

Sono stati inclusi nei criteri di ricerca, quindi:

1. Tutte le pubblicazioni catalogate da Web of Science e presenti nella Core Collection che contengono l'espressione "Learning Analytics" nel titolo.
2. Tutte le pubblicazioni catalogate da Web of Science e presenti nella Core Collection che contengono l'espressione "Learning Analytics" nell'abstract.
3. Tutte le pubblicazioni catalogate da Web of Science e presenti nella Core Collection appartenenti a conferenze che comprendono l'espressione "Learning Analytics" nel titolo del volume.

4. Tutte i volumi catalogati da Web of Science e presenti nella Core Collection che comprendono l'espressione "Learning Analytics" nel titolo.

TOPIC: ("learning analytics") OR TITLE: ("learning analytics") OR CONFERENCE: ("learning analytics") OR PUBLICATION NAME: ("learning analytics") Timespan: All years. Indexes: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI.

La versione finale del Dataset elaborato in formato RIS contiene i dati bibliografici completi, compreso l'abstract, e ha prodotto 1343 risultati, successivamente esportati in EndNote per la verifica di eventuali duplicati, e la lettura di tutti gli item ai fini di rilevare quelli non pertinenti, che talvolta compaiono come "falsi positivi" nei risultati di ricerca.

Un unico testo (Gewerk, 2016) è risultato duplicato ed è stato escluso. Il numero totale di articoli da analizzare si è ridotto a 1342 (ultimo aggiornamento in agosto del 2018). Tra i risultati individuati, 1309 pubblicazioni avevano come parola-chiave nei metadati l'espressione "learning analytics" mentre le rimanenti sono state pubblicate in conferenze sul tema o numeri speciali di riviste.

I metadati forniti da WOS, purtroppo, non sempre sono completi. Il completamento dei dati mancanti è stato fatto manualmente, consultando esclusivamente i siti web delle case editrici che hanno pubblicato i volumi di riferimento.

Un secondo problema rilevato nei metadati riguarda i descrittori di categoria delle pubblicazioni, che attendono a criteri personali e spesso non corrispondono a filtri utili alla ricerca. L'analisi delle categorie in relazione agli abstract, invece, è stata fondamentale per capire la distribuzione degli oggetti della ricerca in termini di contenuti disciplinari.

L'esplorazione delle categorie e la loro riaggregazione è stata fatta utilizzando anche il supporto di visualizzazione grafica delle query

disponibile in Clarivate, il software di visual analytics disponibile in WOS. Sono state individuate 76 categorie attribuite alle pubblicazioni rilevate dalla query. Clarivate usa come criterio di visualizzazione iniziale un filtro che esclude le categorie che contengono pochi contributi e allo stesso tempo visualizza un massimo di 25 categorie. Il risultato è rappresentato graficamente, ma del tutto fuorviante perché 51 categorie non sono rappresentate.



Figura 1 - Clarivate: le 25 categorie più utilizzate

È stato necessario, quindi, lavorare con i dati dell'intero dataset per lo sviluppo di criteri di aggregazione o esclusione delle categorie, senza che questo portasse all'esclusione delle pubblicazioni rilevanti. Ogni pubblicazione, inoltre, è classificata da diverse categorie. Qualsiasi esclusione di pubblicazioni dai risultati basata su "ambiti disciplinari", secondo questa classificazione, avrebbe portato all'esclusione di testi pertinenti.

I seguenti esempi illustrano le due tipologie di problema ricorrenti nell'estrazione dei risultati:

Esempio 1:



Alcune delle categorie bibliometriche di appartenenza degli articoli erano apparentemente non pertinenti, per esempio: “CONSTRUCTION BUILDING TECHNOLOGY”. L’analisi dell’abstract e dei metadati dell’unico testo appartenente a questa categoria ha rilevato che il descrittore della categoria identificava il focus dei contenuti del corso analizzato in un paper sull’uso di tecniche di learning analytics per individuare problemi relativi all’implementazione della Flipped Classroom come strategia didattica in corsi universitari sulle tecniche di costruzione (Newton, Cameron, De Albornoz, 2015). Il paper non era inserito in alcuna categoria affine alle Scienze della Formazione ma discuteva metodologie didattiche.

#### Esempio 2:

Prendiamo come esempio un altro caso di categoria apparentemente non pertinente: “DENTISTRY ORAL SURGERY MEDICINE”. I paper collegati a questa categoria erano pubblicati nell’*European Journal of Dental Education*”, ed erano classificati, quindi, anche nella categoria “Education & Educational Research”. Il primo testo discuteva, in modo specifico, le sfide etiche nell’adozione di Learning Analytics nella formazione dei dentisti (Zijlstra-Shaw, Stokes, 2018). Il secondo paper discuteva l’uso dei report prodotti dai dispositivi di Learning Analytics come fonti in una ricerca (Zheng, Bender, Nadershahi, 2017). L’esclusione dei paper con filtri basati sulle categorie li avrebbe tolti anche al sottoinsieme “Education & Educational Research”.

In quasi tutti i casi, le categorie apparentemente non pertinenti erano affiancate da altre categorie, ma non sempre erano indicate categorie utili a capire che il testo si riferiva ad esperienze o ricerche sulla didattica disciplinare, o sulla gestione di corsi, curriculum e programmi di formazione.

Il metodo alternativo adottato è basato sull’uso di matrici costruite con un foglio di calcolo per filtrare le pubblicazioni già catalogate con descrittori

riconducibili alle categorie pedagogiche, psicologiche, sociologiche, con l'obiettivo di individuare i paper "orfani" rispetto a quelle.

Il criterio di applicazione dei filtri è ricorsivo, utilizzando come selettore la categoria successiva, che riconduce al set predefinito, con maggior numero di pubblicazioni. Sono stati applicati come filtri, in quest'ordine, le seguenti categorie:

1. education educational research
2. education scientific disciplines
3. social sciences interdisciplinary
4. psychology multidisciplinary
5. psychology educational
6. psychology social
7. behavioral sciences
8. psychology developmental
9. sociology
10. communication

I filtri hanno portato, come conseguenza, all'aggregazione di alcune categorie che avevano la totalità degli item già compresi nei selettori precedenti.

<b>Filtri per Categorie / Aree di ricerca</b>	<b>Categorie aggregate</b>
1. EDUCATION EDUCATIONAL RESEARCH	<ol style="list-style-type: none"><li>1. LANGUAGE LINGUISTICS</li><li>2. LINGUISTICS</li><li>3. CHEMISTRY MULTIDISCIPLINARY</li><li>4. GEOGRAPHY</li><li>5. HUMANITIES MULTIDISCIPLINARY</li><li>6. PSYCHOLOGY MATHEMATICAL</li></ol>

	7. SOCIAL SCIENCES MATHEMATICAL METHODS
2. EDUCATION SCIENTIFIC DISCIPLINES	1. DENTISTRY ORAL SURGERY MEDICINE
3. SOCIAL SCIENCES INTERDISCIPLINARY	1. PSYCHOLOGY CLINICAL 2. BUSINESS FINANCE
4. PSYCHOLOGY MULTIDISCIPLINARY	1. PSYCHOLOGY EXPERIMENTAL
5. PSYCHOLOGY EDUCATIONAL	-
6. PSYCHOLOGY SOCIAL	1. PSYCHOLOGY APPLIED
7. BEHAVIORAL SCIENCES	-
8. PSYCHOLOGY DEVELOPMENTAL	-
9. SOCIOLOGY	1. ANTHROPOLOGY
10. COMMUNICATION	1. FILM RADIO TELEVISION

Le 53 categorie rimanenti dopo questa prima fase di riduzione delle categorie comprendevano un totale di 480 pubblicazioni. Molte delle categorie riconducevano alla COMPUTER SCIENCE. Era possibile quindi procedere ad una seconda fase di applicazione di filtri corrispondenti a quelle categorie e la conseguente aggregazione delle categorie con la totalità dei paper già compresi nei filtri.

Le 37 categorie rimanenti contenevano un totale di soltanto 80 paper. Una di queste categorie, apparentemente non pertinente, ENGINEERING ELECTRICAL ELECTRONIC, conteneva 32 paper (40%). Prima di continuare l'adozione del sistema di filtri sono stati verificati, manualmente, i contenuti dei titoli e degli abstract di questa categoria, che si sono rivelati del tutto pertinenti ai learning analytics. I testi potevano essere classificati, in alternativa, nella categoria: COMPUTER SCIENCE SOFTWARE

ENGINEERING, in funzione dell'affinità del contenuto delle pubblicazioni.

<b>Filtri per Categorie / Aree di ricerca</b>	<b>Categorie aggregate</b>
1. COMPUTER SCIENCE THEORY METHODS	1. TRANSPORTATION 2. TRANSPORTATION SCIENCE TECHNOLOGY
2. COMPUTER SCIENCE INTERDISCIPLINARY APPLICATIONS	1. BIOCHEMICAL RESEARCH METHODS 2. BIOTECHNOLOGY APPLIED MICROBIOLOGY 3. ENGINEERING CIVIL
3. COMPUTER SCIENCE ARTIFICIAL INTELLIGENCE	1. MATHEMATICAL COMPUTATIONAL BIOLOGY
4. COMPUTER SCIENCE SOFTWARE ENGINEERING	1. ERGONOMICS
5. COMPUTER SCIENCE CYBERNETICS	-
6. PSYCHOLOGY SOCIAL	1. PSYCHOLOGY APPLIED
7. COMPUTER SCIENCE HARDWARE ARCHITECTURE	-
8. ENGINEERING ELECTRICAL ELECTRONIC	1. ACOUSTICS 2. AUTOMATION CONTROL SYSTEMS 3. ENGINEERING BIOMEDICAL 4. IMAGING SCIENCE PHOTOGRAPHIC TECHNOLOGY 5. NANOSCIENCE NANOTECHNOLOGY 6. ROBOTICS

L'ultima fase del processo di riduzione del numero di categorie ha richiesto una attenta verifica manuale. C'erano, infatti, 48 pubblicazioni distribuite in 30 categorie, che non erano state esplicitamente catalogate con riferimenti al primo gruppo di filtri (area umanistica) e nemmeno al secondo gruppo di filtri (computer science).

L'analisi di tutti gli abstract delle pubblicazioni delle categorie “orfane” ha portato a 5 tipi diversi di esiti:

1. Individuazione di un'espressione che portava all'inclusione di alcune pubblicazioni non pertinenti nei risultati della ricerca: “deep learning analytics”. Deep Learning è una tecnica di Intelligenza Artificiale, che può essere adottata dai dispositivi di learning analytics, ma è utilizzata in diversi scenari. Tutti gli abstract che contenevano questa espressione appartenevano a ricerche in medicina. Le pubblicazioni e le categorie corrispondenti sono state rimosse dall'insieme. Allo stesso tempo è stata rifatta la query iniziale per individuare l'eventuale occorrenza di ulteriori casi di falso positivo.
2. Individuazione di alcune pubblicazioni in cui l'espressione Learning Analytics era utilizzata in liste di esempi. I testi non discutevano l'argomento. Anche questi testi e categorie sono stati rimossi.
3. Individuazione di un risultato della query che corrispondeva alla descrizione di un dataset, elaborata come istruzioni di uso. La query iniziale è stata successivamente filtrata, utilizzando come parametro il tipo di documento “dataset” per individuare ulteriori occorrenze di prodotti simili.
4. Conferma sull'ipotesi che molte delle categorie apparentemente non pertinenti contenevano elaborati sui learning analytics adottati in corsi appartenenti a quelle aree tematiche o affini.

Queste categorie sono state associate ad uno dei due gruppi di filtri iniziali: COMPUTER SCIENCE e EDUCATION.

5. Isolamento di 2 categorie che contengono pochi record ma contribuiscono agli studi sui Learning Analytics secondo approcci scientifici specifici di quelle aree di ricerca: ECONOMICS e LAW.

La riaggregazione delle categorie di Web of Science come criterio per l'individuazione di macroaree di ricerca ha generato 4 cluster di appartenenza, a partire dall'analisi del rapporto tra le categorie auto-attribuite dagli autori e i contenuti delle categorie apparentemente non pertinenti:

AREA 1: EDUCATIONAL SCIENCES

AREA 2: COMPUTER SCIENCE

AREA 3: ECONOMICS

AREA 4: LAW

<b>Categorie e pubblicazioni escluse</b>			
<b>CATEGORIE</b>	<b>PAPER E/O CATEGORIA</b>	<b>AUTORI</b>	<b>CONTENUTO</b>
<b>MEDICAL INFORMATICS</b>	paper e categoria	He, Puppala, Ogunti, 2017	(deep learning) analytics
<b>MULTIDISCIPLINARY SCIENCES</b>	paper e categoria	Nirschl, Janowczyk, Peyster, 2018	(deep learning) analytics
<b>BIOCHEMICAL RESEARCH METHODS BIOTECHNOLOGY APPLIED MICROBIOLOGY MATHEMATICAL COMPUTATIONAL BIOLOGY</b>	paper e categoria	Cario, Witte, 2018	machine learning framework for analyzing cancer mutations

<b>ECOLOGY</b>	paper e categoria	Goldsmith, Fulton, Witherill, Colin, 2014	clickstream analytics
<b>SURGERY</b>	paper e categoria	Augestad, Han, Paige, 2017	research gaps in surgical telementoring
<b>PUBLIC ADMINISTRATION</b>	paper e categoria	Rogge, Agasisti, De Witte, 2017	big data - generic
<b>STATISTICS PROBABILITY</b>	paper e categoria	Waters, Fronczyk, Guindani, 2015	bayesian model development - generic
<b>MULTIDISCIPLINARY SCIENCES</b>	paper e categoria	Kuzilek, Hlosta, Zdrahal, 2017	dataset

<b>Categorie riconducibili, per affinità di contenuto delle pubblicazioni individuate, a Education o Computer Science</b>			
<b>CATEGORIA</b>	<b>RICONDUCEBILE A</b>	<b>AUTORI</b>	<b>CONTENUTO</b>
<b>ARCHITECTURE CONSTRUCTION BUILDING TECHNOLOGY URBAN STUDIES</b>	Education	Newton, Cameron, De Albornoz, 2015	Flipped teaching learning analytics
<b>TRANSPORTATION TRANSPORTATION SCIENCE TECHNOLOGY</b>	Education	Misnevs, Puptsau, 2017	measuring competencies at master program
<b>ENVIRONMENTAL SCIENCES ENVIRONMENTAL STUDIES GREEN SUSTAINABLE SCIENCE TECHNOLOGY</b>	Computer Science	Sun, Cui, Beydoun, 2017	micro open education resource recommendation

<b>ENGINEERING INDUSTRIAL GREEN SUSTAINABLE SCIENCE TECHNOLOGY</b>	Computer Science	Moraes, Da Silva, 2016	implementation of Learning Analytics at the University
<b>CHEMISTRY ANALYTICAL ELECTROCHEMISTRY</b>	Computer Science	Lu, Zhang, Zhang, 2017	data collection by wearable devices
<b>PHARMACOLOGY PHARMACY</b>	Education	Kuehbeck, Berberat, Engelhardt, 2016	quiz analysis
<b>BIOCHEMISTRY MOLECULAR BIOLOGY</b>	Computer Science	Velmurugan, Kannaiya, Saravanan, 2016	big data approaches to learning analytics
<b>MEDICINE RESEARCH EXPERIMENTAL</b>	Education	Scott, Morris, Marais, 2018	Medical student use of digital learning resources
<b>ENGINEERING MANUFACTURING</b>	Computer Science	Willcox, Huang, 2017	Network models
<b>PHYSICS MULTIDISCIPLINARY</b>	Education	Johnson, Shum, Willis, 2012	future visions
<b>INFORMATION SCIENCE LIBRARY SCIENCE</b>	Education	13 paper	library data
<b>MEDICINE GENERAL INTERNAL</b>	Education	5 paper	medical education
<b>MANAGEMENT</b>	Education	5 paper	management education
<b>BUSINESS</b>	Education	2 paper	business education
<b>ENGINEERING MULTIDISCIPLINARY</b>	Education	4 paper	engineering education



<b>ECONOMICS</b>	Economics	Flavin, 2016	disruptive innovation, implication for cost structures
<b>LAW</b>	Law	Carmel, 2016	regulating big data education (policies)

L'esclusione dei record non pertinenti dopo la verifica manuale ha portato alla riduzione del numero di record da 1343 a 1334. Il risultato finale può essere rappresentato (fino al 15 agosto 2018) dai seguenti parametri di ricerca:

TOPIC: ("learning analytics") OR TITLE: ("learning analytics") OR CONFERENCE: ("learning analytics")  
 Refined by: [excluding] DOCUMENT TYPES: ( DATA PAPER ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( MULTIDISCIPLINARY SCIENCES ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( SURGERY ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( ECOLOGY ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( BIOCHEMICAL RESEARCH METHODS ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( PUBLIC ADMINISTRATION ) AND [excluding] WEB OF SCIENCE CATEGORIES: ( STATISTICS PROBABILITY ) AND [excluding] ORGANIZATIONS: ( HOUSTON METHODIST HOSP ) AND [excluding] AUTHORS: ( CHEUNG YK )  
 Indexes=SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI Timespan=All years

L'elenco completo delle 1334 pubblicazioni scientifiche contenute nel Dataset finale è presentato nell' Appendice della tesi.

## SCOPUS

La ricerca di fonti in SCOPUS è stata limitata al reperimento di tutti i metadati dei paper delle conference LAK (Learning Analytics and Knowledge), operazione non intuitiva dato che sono catalogati come “ACM International Conference Proceeding Series”, senza fare riferimento al congresso specifico.

Il reperimento della collezione completa dei paper, invece, ha richiesto il download manuale, nel sito di ACM (Association for Computing Machinery Digital Library), che non autorizza l'uso di processi automatizzati. Il processo predisposto con una routine di Apple Script, per esempio, utilizzato per il download di altre collezioni, non protette, è stato interrotto. Il mio account di accesso al database è stato bloccato per giorni, inoltre, ogni volta che il numero o la velocità dei “clic” manuali superava i loro calcoli su “che cos'è un pattern umano” di interazione!

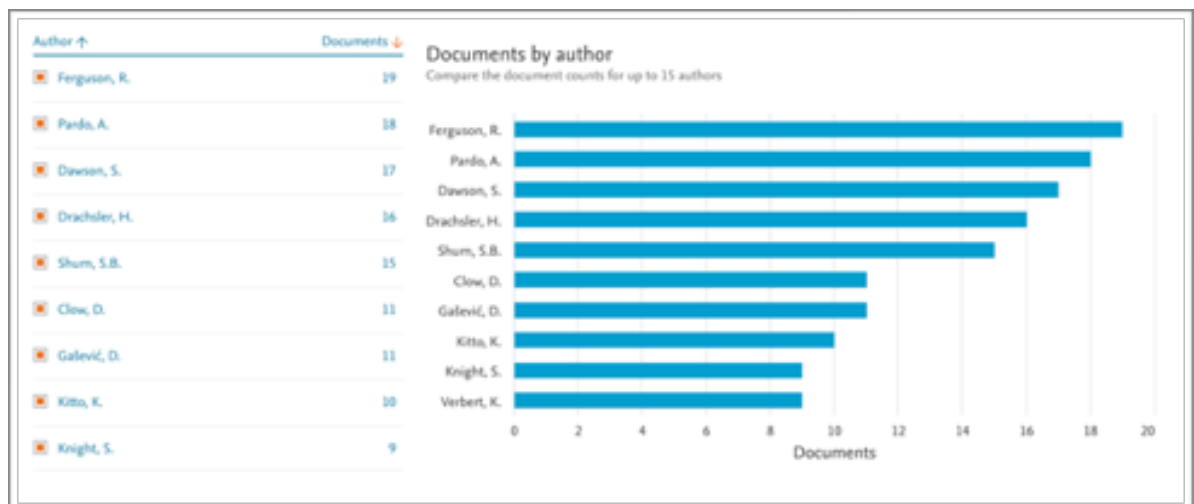
La query di ricerca nel database SCOPUS esclude tutte le altre pubblicazioni ed è semplicissima. Consiste nell'abbinamento della espressione “learning analytics” con il nome della collezione “ACM International Conference Proceeding Series”, escludendo i falsi positivi che non sono paper scientifici.

```
TITLE-ABS-KEY (“learning analytics”) AND (LIMIT-  
TO (EXACTSRCTITLE,” ACM International Conference Proceeding  
Series”)) AND (EXCLUDE (DOCTYPE,” cr”))
```

Anche SCOPUS, come WOS, ha un dispositivo di visualizzazione dei dati bibliometrici, che avrebbe potuto essere utilizzato per il controllo dei risultati della query. Purtroppo, i dati non sono consistenti nel sistema, il che ha portato al bisogno di correggere i dati visualizzati con l'uso di un thesaurus creato ad hoc, abbinato al dataset estratto, per la mappatura degli autori che avevano il loro nome scritto in diversi modi.

SCOPUS offre uno strumento che ci permette di ipotizzare che alcuni autori abbiano diversi nomi ma non lo fa in automatico, e l'estrazione dei dati non riflette i criteri di abbinamento. Si consideri a titolo di esempio il numero di pubblicazioni di Gašević, nelle due visualizzazioni tratte dalla stessa collezione, senza alcuna variazione nella query di ricerca. I dati iniziali lo collocano in quinta posizione nella lista dei 15 autori con maggior numero di pubblicazioni, con 11 paper catalogati. I dati corretti dal dispositivo di abbinamento, invece, collocano l'autore in prima posizione, con 21 paper catalogati.

L'ordine di visualizzazione degli autori, però, non cambia, e chi apparentemente aveva più pubblicazioni rimane visualizzato nella prima posizione.



**Figura 2 - Statistiche "ANALIZE" errate, presenti nella dashboard riassuntiva, a partire dalla lista dei risultati filtrati per autore in SCOPUS**



**Figura 3 -Quantità di pubblicazioni dopo applicazione di filtro per abbinamento dei nomi degli autori**

Per superare questo limite del dataset, la costruzione di un thesaurus impedisce che l'errore venga riprodotto a livello di visualizzazione in VOSviewer. Senza l'applicazione del thesaurus, alcuni dei “padri storici” della comunità non sarebbero stati rappresentati in primo piano: Siemens, Shum e Gašević. La visualizzazione in VOSviewer avrebbe riprodotto l'errore di SCOPUS, rappresentando un numero di pubblicazioni e/o un numero di relazioni di co-autorship inferiore a quelli di Ferguson, Drachler e Pardo. Anche le reti di co-authorship sarebbero state frantumate.

<b>Thesaurus per la correzione delle visualizzazioni degli item estratti da Scopus</b>	
<b>label</b>	<b>replace by</b>
aguilar, s.	aguilar, s.j.
brooks, c.	brooks, c.a.
buckingham shum, s.	shum, s.b.
conde, m.a.	conde, m.á.
dawsony, s.	dawson, s.
de barba, p.	de barba, p.g.
filvà, d.a.	filvá, d.a.
gasevic, d.	gašević, d.
gašević, d.	gašević, d.
gaševícý, d.	gašević, d.
giannakos, m.	giannakos, m.n.
heffernan, n.	heffernan, n.t.
hernandez-garcía, a.	hernández-garcía, á.
hernández-garcía, a.	hernández-garcía, á.
hickey, d.	hickey, d.t.
jeremic, z.	jeremić, z.
johnson, m.	johnson, m.d.
joksimovic, s.	joksimović, s.
jovanovic, j.	jovanović, j.
kirschner, p.	kirschner, p.a.
kovanovic, v.	kovanović, v.
lindstaedt, s.	lindstaedt, s.n.
macfadyen, l.	macfadyen, l.p.
martinez-maldonado, r.	martínez-maldonado, r.
mcnamara, d.	mcnamara, d.s.

milligan, s.	milligan, s.k.
molenar, i.	molenaar, i.
muñoz-merinoa, p.j.	muñoz-merino, p.j.
mũoz-merino, p.j.	muñoz-merino, p.j.
norris, d.	norris, d.m.
ostrow, k.	ostrow, k.s.
ruipérez-valiente, j.a.	ruipérez-valientea, j.a.
schmidt, a.	schmidt, a.p.
siemensg, g.	siemens, g.
suthers, d.d.	suthers, d.
sándor, a.	sándor, á.
teasley, s.	teasley, s.d.
tempelaar, d.	tempelaar, d.t.
willis, j.	willis, j.e.

Segue l'esempio di visualizzazione di controllo in VOS Viewer (con pruning degli autori senza relazione di co-authorship), con e senza l'uso del thesaurus:

- dimensione del nodo = numero di pubblicazioni;
- linea = co-authorship;
- colore = media del numero di pubblicazioni per anno.

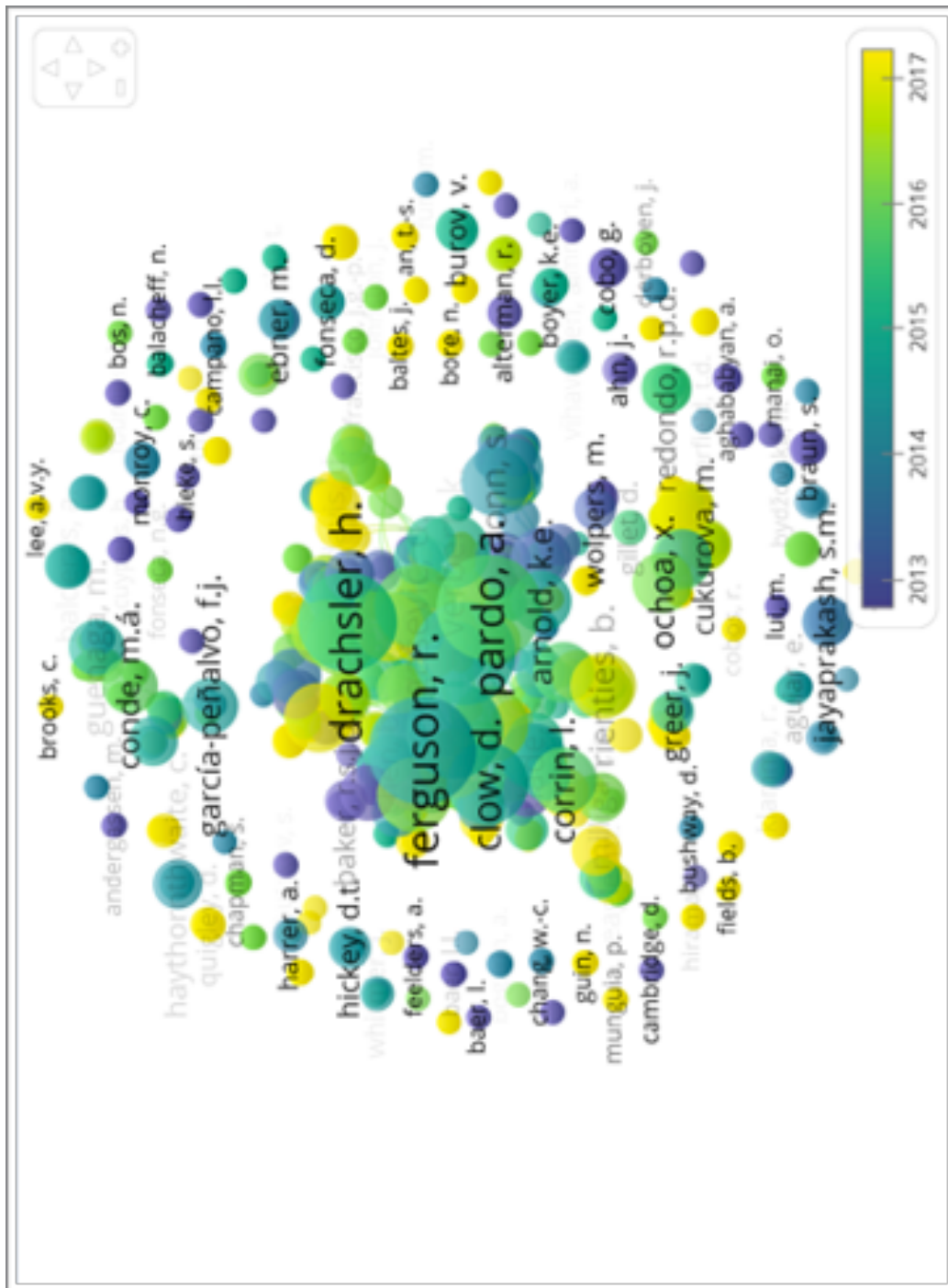


Figura 4 - Visualizzazione errata; dataset senza thesaurus

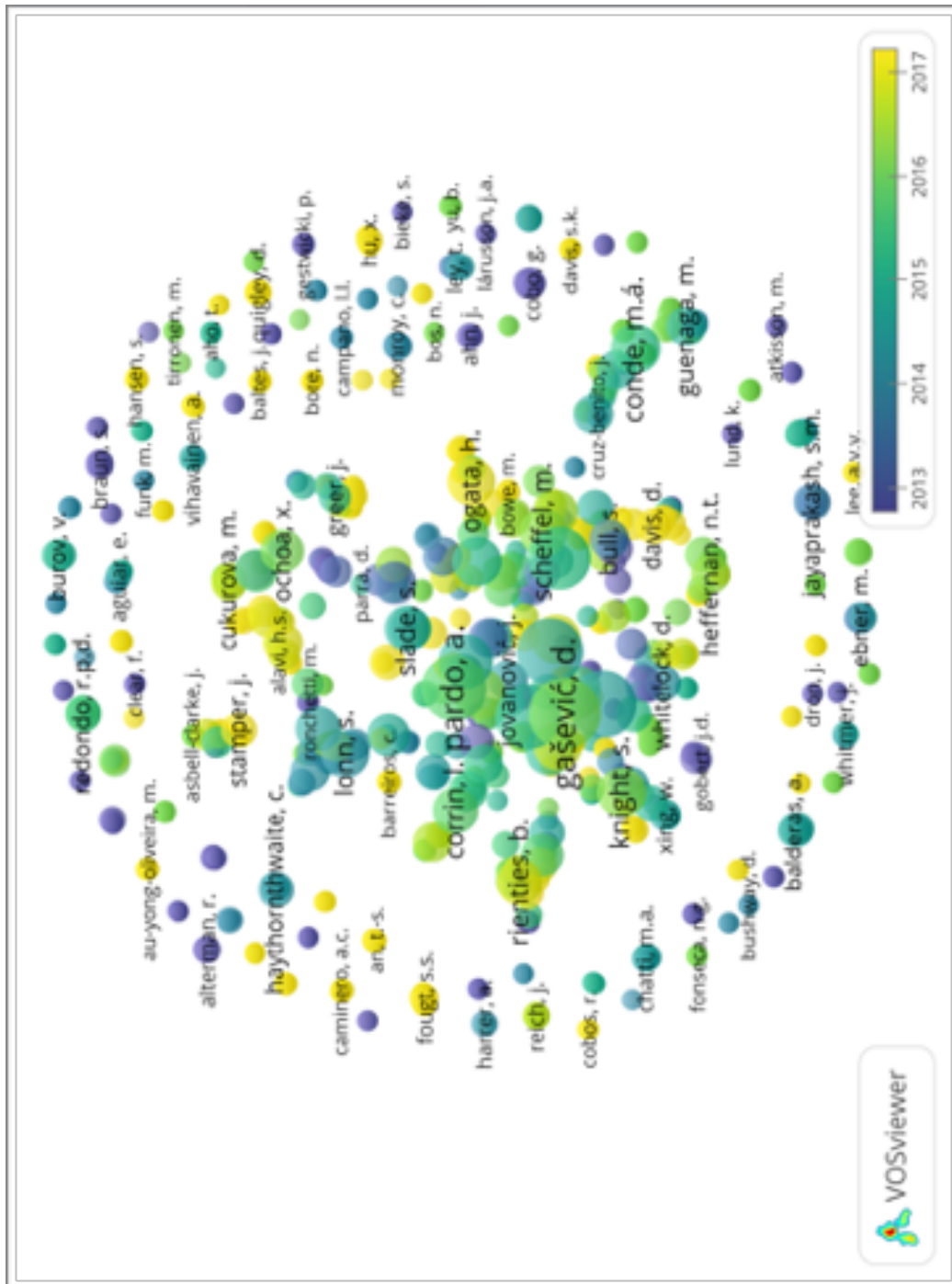


Figura 5 - Visualizzazione corretta; dataset con thesaurus



## Journal of Learning Analytics

I metadati dei volumi del Journal of Learning Analytics che non erano presenti in SCOPUS e WOS sono stati catalogati e incorporati in un dataset separato, con lo stesso standard bibliometrico dei precedenti, ma limitato ai seguenti campi, perché gli altri dati non erano disponibili:

1. Pubblicazione
2. Data
3. Titolo
4. Autori
5. Keyword
6. Abstract.

Le *keyword* e gli abstract non erano presenti in alcuni articoli dei primi volumi della rivista. Non possono essere usati, perciò, per la generazione di reti di co-occurrence. Nella distribuzione temporale dei cluster di concetti, questa mancanza può incidere sulle variabili quantitative.

## Implementazione di dispositivi in piattaforme di learning management system utilizzate in contesto reale

---

Una delle ipotesi di lavoro richiedeva l'analisi dei dispositivi di Learning Analytics in contesti reali. L'obiettivo prefissato era la verifica della percezione di utilità, dalla parte dei docenti, dei dati disponibili nei loro corsi, a supporto dei loro processi decisionali, seguita dall'eventuale individuazione di altri bisogni informativi non ancora rappresentati nelle *dashboard*.

Questo obiettivo non ha potuto essere perseguito in funzione di una serie di vincoli tecnici e amministrativi sopraggiunti nei vari scenari in cui i dispositivi sono stati installati. L'installazione dei plugin in piattaforme attive

è una operazione tecnica riservata agli amministratori del sistema che, nelle tre piattaforme di *learning management system* individuate, avevano le proprie *capabilities* (permessi di installazione di plugin) limitate dai criteri di sicurezza impostati dai fornitori di *hosting* e *management* delle piattaforme.

La semplice installazione dei plugin ha richiesto, quindi, oltre le autorizzazioni a livello istituzionale, l'intervento tecnico di terzi, che hanno contribuito e risolto i problemi tecnici nella misura delle loro priorità o dei limiti dei loro contratti commerciali.

Avendo comunque la possibilità di esplorare i dati e le visualizzazioni fornite da Intelliboard, il plugin professionale per i Learning Analytics installato nelle tre piattaforme, è stato possibile capire le funzionalità sulle quali l'industria del software si sta orientando.

L'esperienza ha fatto emergere, inoltre, un nodo problematico non discusso nelle pubblicazioni scientifiche: l'importanza delle scelte di configurazione tecnica dei corsi e delle attività formative perché siano generate buone tracce di interazione. La serie di errori da evitare si è aggiunta, così, ai risultati della ricerca (capitolo 5 – L'implementazione di dashboards).

In estrema sintesi, vengono descritti nei prossimi paragrafi i problemi incontrati a livello di installazione di Intelliboard negli ambienti LMS che hanno accolto la richiesta di contributo a questa ricerca.

## EDUOPEN

Nella piattaforma del network universitario EDUOPEN, che riunisce i MOOC di 18 Università italiane e della Rete Universitaria per l'apprendimento permanente, il plugin è stato installato con errori che hanno impedito la configurazione dei report e delle dashboard.

Nonostante l'interesse espresso dai coordinatori del network, e le varie richieste di aiuto indirizzate agli interlocutori tecnici indicati, compresi i referenti del Consorzio Universitario Cineca, dove la piattaforma attiva è ospitata, i problemi non si sono mai risolti completamente. Il nodo mancante sembra essere quello dei referenti per lo sviluppo, a carico di un fornitore esterno che ha customizzato la piattaforma Moodle.

Il tema di customizzazione dell'interfaccia, inoltre, ha reso impossibile visualizzare i report, le tabelle e i grafici in modo comprensibile all'interno della piattaforma. I test sono stati fatti, perciò, utilizzando un desktop esterno, ospitato nel sito di Intelliboard.

## Università Ca' Foscari Venezia

Nella piattaforma e-learning dell'Università Ca' Foscari Venezia è stato necessario creare un profilo utente ad-hoc per il ricercatore, con le *capabilities* necessarie alla visualizzazione dei dati, ma senza le autorizzazioni necessarie (istituzionali) alla modifica delle configurazioni dei corsi. Non è stato possibile, quindi, attivare le funzionalità che avrebbero contribuito alla registrazione dei dati relativi a variabili temporali, per esempio: data di inizio e fine dei corsi, date relative alle consegne di compiti (data attesa, data finale, chiusura della possibilità di consegna).

La strategia di gestione delle aree-corso di Ca' Foscari, nella piattaforma, è decentralizzata e, in gran parte, di responsabilità di ciascun docente. Ogni modifica necessaria avrebbe richiesto l'intervento o il permesso dei singoli docenti, riducendo enormemente la fattibilità della proposta, dato che ogni corso ha parametri di configurazione diversi.

L'installazione iniziale del plugin nella piattaforma e-learning di Ca' Foscari è andata a buon fine, ma i dati sono stati cancellati, senza preavviso, in un momento successivo, in seguito ad un *update* automatico di Moodle programmato dal fornitore esterno.

Le possibilità di azione sono state, quindi, limitate dalla situazione tecnica e dalle scelte gestionali, bv con la conseguente assenza di dati in alcuni report fondamentali: i report con variabili provenienti dal sistema di definizione di *framework* di competenze, e i report con variabili utili alla definizione di modelli che misurano le interazioni considerando *pattern* temporali.

## Fondazione Scuola di Sanità Pubblica della Regione Veneto

Il plugin installato nella piattaforma e-learning della Fondazione Scuola di Sanità Pubblica della Regione Veneto ha funzionato senza problemi tecnici ma è stato possibile utilizzarlo in un unico corso, perché gli altri percorsi erano già avviati e monitorati da un referente interno, con uso di *query* dirette ai log di Moodle.

La maggior parte di questi corsi erano iniziative di formazione in servizio che richiedevano “evidenze” contabili sul numero di ore di presenza digitale e sulle fasce orarie di partecipazione che possono essere conteggiate, da un punto di vista normativo, come formazione nel luogo di lavoro.

## Piattaforme di test

Una alternativa alla installazione di plugin in ambienti attivi, nella ricerca sui tracciati digitali, è la duplicazione dell’intera piattaforma, scelta che non è stata nemmeno ipotizzata perché richiederebbe l’azione di interi team di tecnici e costi non compatibili con i fondi disponibili.

La terza opzione, sulla quale è stato fatto un investimento di tempo per l’analisi della fattibilità, era quella della selezione di un numero limitato di corsi per la migrazione verso una piattaforma simile, in ambiente protetto, con tutti i dati resi anonimi.

Tutte e tre le piattaforme avevano, purtroppo, moduli proprietari installati, con licenza esclusiva per l'uso nella piattaforma in *hosting* presso i fornitori. Nei tentativi di migrazione, i dati sono risultati incompleti perché i dati relativi alle interazioni con le attività dei moduli proprietari non sono rilevabili dai sistemi in cui gli stessi moduli non sono installati.

---

## 2 – Il gap pedagogico

---

### Learning Analytics: un nuovo Ambito di Studi e di Pratiche

---

L'ambito di studi attualmente denominato Learning Analytics si sviluppa in uno scenario interdisciplinare dove i recentissimi metodi della "Scienza dei dati" (Data Science) dialogano con i metodi di ricerca delle Scienze della Formazione (Educational Sciences) e con la prassi dei sistemi educativi in tutti i loro livelli. Il punto di convergenza tra i diversi ambiti disciplinari coinvolti consiste nell'assunzione dell'ipotesi che i nuovi modelli di raccolta sistematica di dati e di modellizzazione progressiva degli stessi possano generare subset di dati in grado di configurarsi come Actionable Data (Clow, 2012), ossia, dati ad alto livello di impatto sulla presa di decisioni nella risoluzione di problemi educativi specifici.

Quest'ambito di studi e di pratiche ha ereditato, quindi, le svariate tecniche e metodi di raccolta, elaborazione e visualizzazione di dati sviluppate in aree di indagini preesistenti come la Business Intelligence, l'Educational Data Mining, la Web Analytics e i Recommender Systems (Persico & Pozzi, 2015).

### Dalla misurazione degli esiti alla riflessione sui "living processes"

---

Secondo Becker (2013), queste nuove tecniche, quando applicate ai contesti e ai sistemi formativi, stimolano la definizione di nuovi framework per l'analisi dei processi educativi, sia in termini di valutazione (*assessment*)

che di qualità complessiva delle interazioni. Il focus risulta cambiato: dalla misurazione degli esiti ristretto alle valutazioni sommative, al monitoraggio sistematico e alla valutazione “in-process”, facendo uso di dati che siano “attuali e contestuali”.

Questo approccio richiede, nella visione di Becker, nuovi parametri per la raccolta dei dati e la loro visualizzazione, che siano orientati a informare gli studenti, i docenti e le altre figure dello scenario educativo con l’obiettivo di stimolare riflessioni sui processi attivi (*living processes*). I processi formativi vengono perciò concettualizzati in chiave dinamica e iterativa, posizione non del tutto allineata alle pratiche e alle ricerche che hanno puntato sulla “validazione” di procedure o sulla “rendicontazione degli esiti della formazione”, che si erano diffuse nel decennio precedente in seno ai movimenti della Evidence-Based Education.

L’ambito dei Learning Analytics non si oppone al concetto di evidenza. Si consideri per esempio la Policy Brief dell’UNESCO sui Learning Analytics del 2012, dove viene dichiarato che: “La potenzialità dei Learning Analytics è quella di poter trasformare la ricerca educativa in una scienza *data-driven*, e le istituzioni educative in organizzazioni che effettuano decisioni basate su evidenze” (Simon Buckingham Shum, 2012). Il documento prende, però, una forte posizione contro i rischi dell’uso dei dati secondo approcci pedagogici che rendano perpetuo il “regime della valutazione” (*assessment regimes*).

L’approccio dei ricercatori che si occupano di Learning Analytics, in relazione alla Evidence-Based Research, consiste perciò nell’individuazione di evidenze che possano arricchire le decisioni con informazioni e orientamenti scientificamente fondati; non vanno utilizzate come un “mezzo per imporre forzatamente quello che si considera efficace” (Margiotta, 2015).

## Rappresentare lo status quo

---

L'approccio predominante nei modelli di analisi dei dati nell'ambito dei Learning Analytics è quindi esplorativo-descrittivo. Si tratta di rappresentare lo status quo di specifici processi di insegnamento e apprendimento, in specifici contesti, che possono essere descritti a livello di singola persona, ma anche come cluster di persone rappresentate da pattern o "casi" simili; a livello di classi o gruppi di classi rappresentati da pattern o "casi" simili; oppure come intere popolazioni di studenti e docenti di una scuola, di una tipologia di scuole, di una regione o di una nazione.

Affinché questo approccio esplorativo-descrittivo sia generativo di *insight*, si fa riferimento ad algoritmi complessi e a tecniche in grado di raccogliere dati da svariate fonti informative contemporaneamente, siano esse strutturate o non strutturate. Il continuo aumento del potere di calcolo dei sistemi informatici permette, per esempio, l'uso di dati proveniente da fonti audio, video, immagini e documenti, che non siano stati previamente codificati da metadati o organizzati in dataset. Permette inoltre il trattamento di grosse quantità di dati generati da tecnologie "smart" come i sensori presenti nei tablet, nei Fitbit, nelle auto, nelle case o nelle città.

Le modalità di raccolta di dati si stanno moltiplicando in ragione del costante sviluppo di tecnologie informatiche che permettono l'analisi delle interazioni negli ambienti reali, come per esempio le tecnologie "indossabili, i software di riconoscimento facciale e i sistemi di *eye tracking*.

La ricerca sui Learning Analytics fa uso, quindi, di metodi di osservazione che non dipendono necessariamente dalla presenza fisica di una persona nella fase di raccolta dei dati, e dell'uso immediato di questi dati in un flusso continuo di riflessione sulle pratiche in atto.



## Quali scopi?

---

L'enorme quantità di dati disponibili attualmente nei sistemi informatizzati, se processata in modo adeguato dai metodi e dagli strumenti di Learning Analytics, potrebbe fornire informazioni ed *insight* utili in tutti i livelli dei sistemi educativi. I dati sulle esperienze formative degli studenti, per esempio, possono essere utilizzati ai fini di sviluppo di strategie di *scaffolding* e di autoregolazione, oppure ai fini di revisione in itinere del progetto didattico.

Questi sistemi rappresentano dati e criteri che possono essere implicati nella regolazione di attività complesse come il ciclo di Learning Design (Persico & Pozzi, 2015) e il monitoraggio permanente (Becker, 2013).

Tra gli usi possibili dei dispositivi di Learning Analytics, possono esserci anche, ma non solo, le seguenti opportunità:

- a) indirizzare le scelte di personalizzazione dei percorsi formativi fatte dagli studenti;
- b) fare emergere pattern interattivi associati alle difficoltà di apprendimento;
- c) definire problemi che richiedono interventi di supporto alla risoluzione di problemi di apprendimento;
- d) tracciare profili che indirizzano le azioni di orientamento;
- e) prevenire l'abbandono degli studi;
- f) riprogettare risorse, attività e strumenti di valutazione.

Le tecniche e i metodi adottati in questo ambito di ricerca possono favorire il superamento dei limiti dei modelli di valutazione dell'efficacia dei sistemi, e dei metodi di raccolta di dati, che richiedono lunghe procedure strutturate, con tempi di comunicazione dei risultati non allineati con i bisogni di intervento dei contesti, e delle persone che sono state oggetto di osservazione o di indagine.

## Dispositivi informatici

---

L'evoluzione dei modelli di rappresentazione dei processi e degli strumenti che visualizzano i dati è continua, e vi è un crescente interesse, a livello mondiale, sulle soluzioni operative di Learning Analytics che vengono proposte come dispositivi informatici. Tra le tipologie più diffuse, rappresentate nelle reti di concetti, è possibile individuare:

- a) Gli Early Warning Systems – sistemi in grado di individuare gli studenti che sono a rischio di abbandono degli studi utilizzando tecniche di Machine Learning e tecniche di analisi predittiva.
- b) I Teacher's Dashboard – cruscotti che rappresentano, attraverso immagini, schemi o applicazioni interattive, lo sviluppo dei processi di apprendimento degli studenti, facendo uso dei dati di tracciamento delle interazioni e degli altri eventi per i quali esista documentazione disponibile. Hanno l'obiettivo di supportare le scelte di riprogettazione del corso in itinere, la contestualizzazione degli interventi dei docenti, e la personalizzazione dei feedback formativi.
- c) Gli Student's Dashboard – cruscotti che indicano agli studenti gli stati di avanzamento dei processi di interazione e di apprendimento, con l'obiettivo di supportare le strategie di autoregolazione degli apprendimenti, e di *goal-setting*, anche a livello di carriera di studi.
- d) La visualizzazione di pattern e statistiche di interazione nell'uso di risorse multimediali, con l'obiettivo di valutare l'efficienza e l'efficacia delle risorse e delle attività predisposte, per apportare delle modifiche, se ritenute necessarie.

## La dimensione etica e legale

---

Oltre la ricerca sullo sviluppo di modelli e dispositivi, prevalentemente condotta da ricercatori che afferiscono a settori disciplinari caratterizzati dall'intenso uso di metodi statistici e matematici, le questioni aperte relative alle pratiche di ricerca e alle pratiche di adozione dei Learning Analytics si stanno moltiplicando. Infatti, la discussione sulle dimensioni etiche e legali che riguardano l'archiviazione e l'uso massivo di dati sull'interazione e sui comportamenti degli individui, potrebbero imporre limiti di accesso a dati considerati sensibili, come i dati anagrafici o i voti ricevuti dagli studenti!

Il Journal of Learning Analytics ha dedicato a questo tema nel 2016 un intero volume nel quale l'articolo su invito redatto da Rebecca Ferguson, insieme ad altri partecipanti del progetto LACE (Learning Analytics Community Exchange), illustrano la *checklist* DELICATE per il controllo dei fattori abilitanti o vincolanti l'introduzione di servizi informatizzati di Learning Analytics nei contesti educativi.

Citando il lavoro di Willis, Pistilli, & Campbell (2013), gli autori cercano di dare risposte alle due domande che, secondo loro, dovrebbero orientare le scelte etiche in materia di Learning Analytics:

- a) "What is worth seeking — that is, what ends or goals of life are good?"
- b) "What individuals are responsible for — that is, what duties should they recognize and attempt to fulfill?"

Gli autori rispondono, con semplicità, la prima domanda: "lo scopo etico dovrebbe essere il successo dell'apprendente", ma, allo stesso tempo, ci invitano a riflettere sul "come definiamo il successo" e su "chi crediamo possa essere il responsabile di questo successo" (Rebecca Ferguson, Hoel, Scheffel, & Drachsler, 2016).

Il problema, purtroppo, non riguarda soltanto la consapevolezza, i valori o i diritti. Ha una ricaduta sulle decisioni progettuali che definiscono i criteri e le modalità di la raccolta e di conservazione dei dati, per esempio:

- a) Quali tipi di dati devono poter essere cancellati su richiesta degli studenti, e in questo caso, quale impatto le variazioni hanno sull'accuratezza dei dati complessivi nel tempo?
- b) Se i dati sono anonimizzati, o riservati a pochi operatori, come renderli significativi nella risoluzione di problemi situati?
- c) Se il tracciamento dipende dalla autorizzazione degli utenti (*opt in – opt out*), come può essere possibile stabilire criteri di personalizzazione dei servizi?

### L' urgenza di contributi attivi delle comunità di ricerca pedagogica

Rimangono purtroppo quasi inesplorate in letteratura le dimensioni pedagogiche che potrebbero o dovrebbero informare la concettualizzazione dei modelli di analisi, i criteri di accesso e di visualizzazione dei risultati, i processi decisionali e le azioni sul campo ad essi correlate. Il gap è chiaramente individuato dal gruppo di ricerca coordinato da Dai Griffiths all'interno del progetto LACE (2015).

La ricerca, che ha coinvolto esperti invitati, ha investigato otto “*visions*” per il futuro dei Learning Analytics. L'analisi qualitativa dei dati ha classificato i temi emergenti nelle risposte aperte in tredici categorie di discorso. La categoria con maggior indice di ricorrenza nelle risposte è quella denominata Pedagogy (*Discussion of educational methods, including training for teachers*). I temi risultanti riguardano prevalentemente rappresentazioni negative:

- 1) i dubbi sulla consapevolezza e sulla competenza di chi deve utilizzare i dati;
- 2) la paura che l'uso di sistemi statistici o automatizzati favorisca l'abbassamento della qualità dei processi di apprendimento;
- 3) la paura che gli unici dati rilevati siano quelli che rappresentano processi di apprendimento delle “*lower order skills*”.

In termini di personalizzazione dei percorsi di apprendimento, invece, sembra esserci un maggior accordo sul valore positivo che gli strumenti di Learning Analytics potrebbero offrire.

Paradossalmente, è il rischio del cattivo uso dei dati, nei sistemi creati per il miglioramento dei processi educativi, il fattore che fa suonare il campanello d'allarme sull'urgenza di contributi attivi della comunità di ricerca pedagogica nell'ambito dei Learning Analytics.

Per questa ragione, alcuni dei leader storici della ricerca in questo ambito - Gašević, Dawson e Siemens, fondatori della Society for Learning Analytics Research (SoLAR), hanno lanciato la discussione sul problema pedagogico, pubblicando nel 2015 uno studio intitolato “*Let's not forget: Learning Analytics are about learning*”. Il paragrafo finale dell'articolo inizia con una dichiarazione di fede sul bisogno di costruire il campo dei Learning Analytics “a partire dalla e come contributo alla” ricerca educativa (Gašević, Dawson, & Siemens, 2015).

I casi citati dagli autori sottolineano la rilevanza delle teorie consolidate in ambito pedagogico in termini di azioni portate ad effetto dai docenti in seguito alla consultazione dei dati. Nell'analisi di Course Signals, per esempio, un dispositivo di Learning Analytics sviluppato dall'Università di Purdue per la prevenzione dell'abbandono dei corsi, viene individuato un aspetto problematico relativo ai modelli di azione stimolati dagli *alert* forniti. Il dispositivo - un semaforo di segnalazione degli studenti a rischio - era stato originalmente concepito per l'uso dalla parte del personale amministrativo. Nel momento in cui è stato proposto come strumento

anche ai docenti, la maggior parte delle azioni intraprese sono state caratterizzate da comunicazioni formali agli studenti sul rischio di insuccesso scolastico. Le azioni augurabili da un punto di vista formativo, invece, secondo gli autori, avrebbero dovuto contribuire alla riduzione del rischio di abbandono attraverso strategie di *scaffolding* e di *feedback* formativo.

Tra i pochi autori che fanno effettivo riferimento alla validità pedagogica dei descrittori, delle categorie e delle funzioni comunicative dei dispositivi di Learning Analytics, si distacca Simon Buckingham Shum, riconosciuto come una delle maggiori autorità scientifiche nella ricerca sui dispositivi di Learning Analytics. Shum sostiene che i principi di visualizzazione dei dati che rappresentano le analisi dovrebbero estendersi oltre i postulati semiotici che ne facilitano la comprensione, e puntare sullo sviluppo di un quadro di “*pedagogical affordances*” che qualificano le decisioni data-driven intraprese da studenti e docenti in termini di *empowerment* (Shum & Crick, 2012).

L’espressione “*affordance*”, nel quadro teorico dell’interazione, fa riferimento ai suggerimenti di azioni possibili, percepiti dai soggetti nella relazione tra l’uomo, gli ambienti e gli artefatti che lo circondano (Norman, 1990).

## Le difformità terminologiche

---

La progressiva adozione di teorie e concetti pedagogici nell’elaborazione di modelli di analisi che possano supportare decisioni informate relative a processi di insegnamento e apprendimento richiederà una attenta revisione critica, sul piano ontologico, dei termini attualmente utilizzati nell’interfaccia dei dispositivi per la descrizione dei dati e delle relazioni tra i dati.

Nell'ambito dei Learning Analytics, queste azioni di disambiguazione sono ancora più complesse, perché i loro percorsi definitivi implicano la loro associazione con i riferimenti terminologici specifici della Data Science e dell'interazione uomo-macchina (HCI).

Lo spazio dedicato dalle pubblicazioni scientifiche all'analisi della dimensione ontologica delle tecniche e dei prodotti rimane estremamente esiguo e l'aspetto semantico è limitato a funzioni di catalogazione. SoLAR ha reso disponibile nel 2013 una collezione di 697 articoli già codificati in un dataset che potevano essere utilizzati dai partecipanti al LAK Challenge (<http://lak.linkededucation.org>), organizzato in collaborazione con una serie di enti di ricerca internazionali, tra i quali il CNR italiano (Taibi & Dietze, 2013). Il dataset è stato utilizzato, per esempio, da un gruppo di ricercatori dell'Università di Amsterdam, per individuare la frequenza di uso di concetti cardini della pedagogia e della psicologia, scelti come riferimento, e i termini più comunemente associati ai concetti-chiave selezionati:

1. *Engagement*
2. *Motivation*
3. *Self-reflection, self-assessment e self-regulation*
4. *Social Learning (tra studenti e tra studenti e docenti)*
5. *Assessment, testing e evaluation*
6. *Recommendation e feedback*
7. *Goal-setting*
8. *Awareness, social awareness, context awareness*
9. *Self-confidence*

Il lavoro, che aveva come obiettivo lo sviluppo degli algoritmi di analisi, e non l'analisi dei contenuti, ha dimostrato che l'uso di tecniche di Text Mining può contribuire all'organizzazione di un corpus di pubblicazioni scientifiche in funzione dei termini ricorrenti (Kobayashi, Mol, & Kismihók, 2013).

Il problema pratico che si va delineando, come conseguenza della mancata attenzione verso la dimensione ontologica dei descrittori dei modelli di analisi, è l'enorme difficoltà di comparazione dei contenuti delle ricerche. La “difformità terminologica” è, infatti, un problema rilevante nella ricerca pedagogica, che “complica la possibilità di operare comparazioni e riscontri tra la pratica e la teoria” (Calvani, 2012).

Prendiamo come esempio illustrativo gli indicatori di “*Engagement*”, descritti nelle schede informative di due prodotti diversi nel 2016: Moodle Engagement Analytics Plugin, sviluppato da un team di ricercatori della Monash University, e X-ray Learning Analytics, sviluppato dall'azienda Blackboard. Il primo fa riferimento specificamente a alla frequenza di eventi (login e forum) e ai risultati delle prove di valutazione. Il secondo, invece, elenca una serie di item che vengono tracciati senza definire i criteri di calcolo delle interazioni.

Nei due casi, *Engagement* è una metafora che rappresenta l'esito o la frequenza di interazione, ma non corrisponde al livello di coinvolgimento dello studente da un punto di vista emotivo o cognitivo. Considerando le azioni tracciate, non è chiara la differenza tra lettura o scrittura o la durata dell'interazione.

#### 1. Moodle Engagement Analytics Plugin

- a. Il plugin è configurabile in funzione di parametri definiti dall'utilizzatore in termini di “indici auspicabili”.
- b. L'output visualizzato è un semaforo di allarme.
- c. La funzione comunicativa riguarda la tipologia Early Warning Systems, come nel progetto Signals precedentemente discusso.
- d. Descrizione: “... *in this plugin "engagement" refers to activities which have been identified by current research to have an impact on student success in an online course. (...) Currently the plugin has three indicators: - Forum activity - Login activity - Assessment activity.*”



([https://docs.moodle.org/22/en/Engagement\\_Analytics\\_Plugin](https://docs.moodle.org/22/en/Engagement_Analytics_Plugin))

## 2. X-ray Learning Analytics

- a. il prodotto offre una serie di visualizzazioni di dati trattati da algoritmi predefiniti a livello di software e di “cliente” specifico.
- b. L’output visualizzato in collegamento con il termine “engagement” è una serie di indici di interazione con gli ambienti e con le risorse disponibili.
- c. Descrizione: *“Engagement levels within courses is a behavioral pattern that is an early predictor of student success. Quantifying and visualizing these interactions reveal important insights for instructors to act on in a timely and effective manner.”*  
(<https://temas.s3.amazonaws.com/Blackboard/OSM/XR/LA.pdf>)

## Ricercatori, produttori e utilizzatori

George Siemens, nel secondo congresso LAK (2012), ha sottolineato i rischi della mancanza di dialogo tra ricercatori, “vendors” e utilizzatori (*practitioners*), chiamandola *“the research and practice gap”*. Questo dialogo è rilevante, secondo Siemens, perché i ricercatori rischiano di dover condurre esperimenti senza conoscere gli algoritmi utilizzati dai prodotti commerciali installati nelle loro organizzazioni, come per esempio nelle Università, non sempre poggiati su modelli e criteri allineati con le Scienze dell’Educazione.

Gli utilizzatori sono portatori di conoscenze contestualizzate che potrebbero informare le scelte dei ricercatori e dei “vendors” sui loro bisogni. I “vendors”, a loro volta, sono più efficienti nello sviluppo di prodotti finiti secondo principi di usabilità, e nella predisposizione di architetture di

sistema in grado di gestire processi di “Analytics in Real Time”(Siemens, 2012).

L’invito finale di Siemens alla riflessione sulle potenzialità dei Learning Analytics si esprime in termini di generazione di nuovi insight sui processi formativi. Analizzare i processi significa quindi tenere in conto non solo gli obiettivi, i disegni progettuali, i risultati attesi o i metodi scelti ma andare verso la riflessione sugli accadimenti, sulle modalità di svolgimento delle attività o di partecipazione dei soggetti coinvolti.

La visione di Siemens invoca quella dimensione documentale della raccolta dei dati provenienti da molteplici fonti, che si offre ai ricercatori e agli utilizzatori come ambiente da esplorare attraverso percorsi di scoperta e di interpretazione delle esperienze vissute.

## Approcci sistemici alla progettazione

Si desume dai discorsi degli autori precedentemente citati un invito alla lettura dei processi educativi alla luce di approcci sistemici in cui azioni come la regolazione, la riorganizzazione e la riprogettazione sono elementi costituenti sia a livello operativo che concettuale.

L’approccio sistemico alla progettazione didattica caratterizzano le opere di diversi autori italiani come Margiotta (2015), Tessaro (1997) e Pellerey (1994) che, seppur indagando su campi diversi, intessono i discorsi sulle teorie, sui modelli e sulle pratiche, considerandoli dinamici, sempre aperti e suscettibili ad effetti di retroazione. Tra questi, il lavoro recente di Margiotta (2015), è forse quello più innervato da riflessioni dichiaratamente sistemiche, nel proporre la discussione sulla Pedagogia come “Scienza prima della formazione”. L’ autore, discorrendo sulla tesi che “nella società, l’atto cognitivo universale è legato alla capacità di saper coniugare, in modo ricorsivo, comprensione, spiegazione, interpretazione e decisione”, afferma

che “questo atto si obbliga a una continua inventio, creativa e generativa di nuovi saperi; pena la propria sopravvivenza”.

Facendo esplicito riferimento a Maturana & Varela (1988), Margiotta prende in considerazione una pluralità di sistemi d’azione, sociali, economici o cognitivi, descritti come “viventi” e “strutturalmente plastici”, che interagiscono in modalità dinamica, “cogenerando pattern e framework di interazione”. Nell’approccio sistemico di Margiotta, “Plasticità sistemica” e “turbolenza” sono forze che agiscono sui sistemi d’azione in modo “continuo, euristico e generativo”.

Le relazioni tra i processi analitici (intenzionali) e quelli decisionali (parzialmente intenzionali), rimangono purtroppo tutt’ora poco esplorate negli ambiti pedagogici, nonostante sia diffusamente riconosciuto il bisogno di stimolare il superamento di quell’attitudine autoreferenziale presente in tutti i livelli del sistema, che porta studenti, docenti, progettisti, ricercatori, e *policy makers* a deporre più fiducia nella propria “intuizione esperta” (Kahneman, 2011) che nella riflessione sulle pratiche (Schön, 2002).

Il grande tema delle decisioni nella progettazione didattica, in Italia, sembra interessarsi prevalentemente sul rapporto tra sapere scientifico e sapere operativo in termini di progettazione *ex-ante*, indirizzato alla definizione di modelli di instructional design in grado di consentire “una adeguata collocazione della conoscenza validata nel processo decisionale” (Calvani, 2012). Nelle decisioni complesse, però, l’accesso a molti dati o ai “migliori dati”, non sempre è garanzia di migliori decisioni perché altri fattori cognitivi delineano situazioni di razionalità limitata (*bounded rationality*), che portano a scelte “sufficientemente soddisfacenti” per il soggetto che decide (Eysenck & Keane, 2015).

A livello internazionale, il maggior contributo sul tema dei processi decisionali, anche nei contesti educativi, proviene dalle ricerche nell’ambito della Psicologia Cognitiva, che tratta in maniera differenziata la categoria del Judgement e quella del Decision Making.

Il Judgement riguarda decisioni sulla probabilità/verosimiglianza degli eventi, utilizzando informazioni incomplete. Nuove informazioni, in questi processi, tendono a cambiare la forza delle credenze, rinforzandole o indebolendole. Il Decision Making comporta la scelta di una opzione tra varie possibilità e può cogliere gli input dei processi di Judgement (giudizio) ma è fortemente condizionato dalle conseguenze delle scelte (Eysenck & Keane, 2015).

Oltre la discussione sull'eccessiva fiducia che gli esperti concedono alla loro intuizione, Kahneman (2011) analizza le resistenze degli esseri umani ai processi di pensiero algoritmici e statistici. Questo rappresenta un'ulteriore sfida alla diffusione dell'uso dei dispositivi di Learning Analytics. Infatti, la consultazione di *insights* generati da sistemi automatizzati può informare le decisioni in modo veloce soltanto quando l'utilizzatore riesce a cogliere i nessi logici tra le variabili che compongono il dato rappresentato e, allo stesso tempo, la loro rilevanza, in ottica sistemica, nell'analisi complessiva della situazione-problema.

---

## 3 – *Le decisioni data-driven*

---

### L'analisi dei sistemi complessi

---

Alla metà del secolo XX, i discorsi scientifici, politici e sociali riflettevano un bisogno percepito comune: superare quel stato di entropia nel quale il Mondo era stato gettato nel dopo-guerra. Allo stesso tempo, quel Mondo aveva testimoniato lo sviluppo di tecnologie e strategie, spesso originate nei contesti militari, che potevano offrirsi come risorse utili al raggiungimento di questo fine: il computer e l'ingegneria dei sistemi.

La sfida condivisa nel dopo guerra era, utilizzando l'espressione coniata da Warren Weaver (1949), quella della Complessità Organizzata. L'articolo di Weaver in *American Science* (1949), si è configurato, allora, come un sfida alla scienza da compiersi nei successivi 50 anni: rigettare il valore analitico della semplicità e affrontare i problemi considerando un numero consistente di fattori interconnessi (Fox Keller, 1995).

Non è stato il caso, quindi, a porre l'attenzione ad espressioni come “organizzazione”, “informazione”, “elaborazione”, talvolta utilizzati come concetti ma anche come agenti di trasformazione, nel tempo, delle metafore dominanti nelle spiegazioni scientifiche e negli approcci alla risoluzione dei problemi (Fox Keller, 1995). Le logiche computazionali, infatti, avevano acquisito valore strategico, data la difficoltà di elaborare la vasta quantità di dati rilevanti ai fini di presa di decisione e di coordinamento delle azioni militari, mentre la comunicazione e le teorie dell'informazione erano fondamentali ai fini del controllo dell'infinità di processi interconnessi, eterogenei e dislocati.

L'ingegneria dei sistemi, in quel contesto, si è sviluppata come insieme di tecniche e metodi di gestione/organizzazione, come l'analisi operativa a squadre miste (Weaver, 1949) e l'applicazione di metodi matematici alla risoluzione di problemi complessi, come la gestione della forza di lavoro e dei sistemi produttivi (Wiener, 1948).

Questi metodi e teorie, oggi trattati come ambiti disciplinari, hanno lanciato le basi degli approcci operativi e scientifici che si occupano dell'analisi dei sistemi complessi. Seppur distanziandosi da quel eccesso di credenza nella forza delle variabili di controllo predicati dalle visioni Cibernetiche (Wiener, 1948), l'idea che i fenomeni e i processi possano essere rappresentati e analizzati come reti o schemi di fattori interagenti sussiste nelle diverse aree del sapere, dalle cosiddette Scienze Dure, a quelle Umanistiche.

Tali reti interagenti, laddove si manifestano come regolarità riconoscibile, sono chiamate oggi Pattern, Modelli, Schemi di comportamento dei sistemi complessi, quando il focus dell'analisi è il "funzionamento" del sistema. Queste rappresentazioni, in ipotesi, sono utili ad orientare i *decision makers*, sia nelle fasi diagnostiche del *Problem Solving* che durante le eventuali fasi di intervento.

Alcuni dei metodi scientifici emergenti, però, ci promettono di andare oltre i concetti di interazione tra le variabili e di funzionamento del sistema nell'analisi dei problemi. Applicando formule matematiche, calcoli statistici e procedure informatiche, ad enormi quantità di dati, questi metodi sono in grado di stabilire la compresenza di elementi negli insiemi analizzati, a prescindere dalla premessa che essi interagiscano tra loro o che tra essi vi sia il concorso di causalità nella definizione dello stato di un sistema. Si tratta della famiglia di metodi e tecniche raccolti sotto il grande ombrello della Data Science (scienza dei dati).

Queste tecniche hanno introdotto un vocabolario nuovo: i Pattern sono chiamati Casi, Profili o Esempi, e sono composti da collezioni di Dati

che insieme possono essere riconosciuti come una Entità riconducibile o non riconducibile a uno Schema Ontologico di riferimento. Saranno diagnostici o predittivi, se configurati per fare riferimento a indicatori di classificazione dei casi. Saranno descrittivi, se in assenza di riferimenti predefiniti.

Ognuno di noi, nella vita quotidiana, li ha probabilmente sperimentati, non necessariamente come ricercatore, ma come entità osservata, tracciata da dispositivi digitali. Questi dispositivi, generalmente descritti come strumenti di monitoraggio permanente, tanto eterogenei quanto possono essere i modelli di calcolo sottostanti, hanno in comune una parte dei loro nomi: Analytics, e vengono spesso presentati in formati grafici, attraverso Dashboard interattive. L'espressione Dashboard (cruscotto) è una metafora ormai diffusa, che rimanda allo scopo di quanto visualizzato: la rappresentazione organizzata di informazioni sullo stato attuale di un sistema.

Siamo oggetti di analisi nella fila degli aeroporti, quando siamo sottoposti al riconoscimento facciale; durante un acquisto online, per definire le offerte più adatte ai nostri profili e alla nostra storia di acquisti; quando scriviamo un feedback online, per mappare i sentimenti contenuti nei messaggi; in ospedale, se disponibili i dispositivi di diagnostica personalizzata; durante l'intera giornata, se indossiamo i braccialetti rilevatori di passi e di battiti cardiaci, integrati alle App. del settore Fitness.

Ognuno di questi esempi suppone che i dati raccolti in un lampo e analizzati immediatamente e in modo automatico, facendo ricorso ad altri dati e casi disponibili, possa fornire rappresentazioni affidabili, utili alla presa di decisioni. Nel primo caso, il riconoscimento facciale accelera il processo di verifica dell'identità, una delle fasi necessarie all'approvazione dell'ingresso di una persona in un paese. Nel secondo caso, l'algoritmo di analisi del testo è in grado di mappare continuamente le reazioni degli utenti ai servizi offerti, distribuendole secondo tipologie di utenti che non sono più definite da dati anagrafici, ma dalla loro storia di interazione

documentata dal dispositivo di monitoraggio. Nella diagnostica personalizzata, una serie di informazioni sul paziente può trovare punti di similitudine con altri casi ai quali è già stata attribuita una diagnosi.

Per capire il potenziale positivo percepito dal Mondo attuale rispetto a questi metodi di Analytics e alle loro applicazioni, è necessario ricordare i seguenti aspetti problematici dell'analisi di sistemi finalizzata alla rappresentazione dei problemi complessi: la quantità di informazione disponibile, l'accuratezza dei metodi di rilevazione dei dati e la distanza temporale tra la raccolta delle informazioni, l'analisi e gli eventuali interventi.

La simulazione o lo schema formale ideale dovrebbero, quindi, per raggiungere la massima efficienza, basarsi su una quantità di dati rilevanti per ciascuna delle variabili implicate, raccolti secondo criteri oggettivi riconoscibili, e interrelati dai criteri temporali effettivi degli accadimenti. Risulterebbe, così, più facile fare ipotesi di risoluzione di problemi a partire da dati che rappresentano eventi già accaduti, ma tenendo sempre presente che lo stato attuale del problema potrebbe aver raggiunto un diverso ordine, aver subito discontinuità nei comportamenti, o contenere nuove variabili.

La possibilità di raccolta ed elaborazione continua dei dati ridurrebbe perciò quei margini di errore che provengono dai gap temporali tra raccolta, analisi e rappresentazione dei dati e degli stati dei sistemi.

### *Decision-making*

---

Se è vero che la complessità implica il continuo mutamento del sistema, come già proponevano i primi autori delle teorie di System Dynamics (Forrester, 2009), questo significa che ogni decisione presa, anche seguendo procedure o metodi fortemente strutturati, porta in sé una dimensione di incertezza connessa con la mancanza di dati attuali su tutte o



alcune delle variabili, oppure connessa alla errata rappresentazione del comportamento attuale del sistema.

Forrester (2009) ha evidenziato, inoltre, la limitata disponibilità di dati osservati direttamente da chi prende decisioni basate sull'analisi di problemi o sistemi complessi e la difficoltà di inferenza delle relazioni tra le variabili di un sistema a partire dalla semplice esperienza pregressa o dalla intuizione. Questo non esclude il valore dell'esperienza o della intuizione nella risoluzione di problemi con un numero limitato di variabili o di mutamenti negli eventi o negli schemi interpretativi.

I processi logici attivati dalle persone nel mondo reale sarebbero, quindi, alimentati da “frammenti di conoscenza” su alcune parti del sistema sotto analisi; supposizioni sulle parti che compongono l'insieme (quelle conosciute dal decisore); e stime sul possibile risultato dell'azione ancorate in (non sempre esplicite) intuizioni.

I modelli mentali, secondo Forrester, sono i riferimenti delle nostre azioni quotidiane (*everyday decisions*) e possono contenere una grande mole di informazioni, compresa la conoscenza della struttura di un sistema o problema complesso, ma non sono molto affidabili in termini di deduzioni sui comportamenti del sistema a partire dalle informazioni disponibili.

Tra le discussioni con focus sui processi decisionali (*decision making*), oltre alle tecniche ed ambiti scientifici basati su approcci matematici e modelli di rappresentazione dei dati, vi sono le prospettive sviluppate nell'ambito della economia e della psicologia (socio)cognitiva, probabilmente più conosciute nei settori umanistici di quelle precedentemente introdotte. Alcune di queste teorie ci aiutano a capire perché il tema del supporto alle decisioni continui ad essere oggetto di studi in varie discipline e, conseguentemente, perché gli artefatti di supporto, inizialmente appartenenti alla sfera della risoluzione dei “grandi problemi mondiali”, sono ora presenti in quasi tutte le sfere delle nostre vite.

A partire dalla fine degli anni 50, il concetto di ordine o controllo di una organizzazione, organismo o sistema, si è progressivamente trasformato da una visione gerarchica, prestabilita, con chiari sistemi di regolazione, che riportavano il funzionamento allo stato idealmente ritenuto ottimale. Un'organizzazione così concepita, infatti, tende a mantenere lo status quo, senza lasciare spazi di adattamento a nuovi scenari dettati dall'innovazione, da ipotesi di miglioramento o da imprevisti. La concezione della decisione come calcolo razionale dipendente dalla ottimizzazione dell'informazione è risultata perciò una teoria incompleta, e il ruolo dell'informazione nelle organizzazioni è stato approfondito in termini di ricerche sul come le persone decidono.

Il lavoro di Herbert A. Simon, conosciuto oggi come il padre dell'espressione "*bounded rationality*" (razionalità limitata), ha infatti generato la crisi dei modelli di razionalità sui quali erano basati gli studi sulle scelte e decisioni umane, individuando una serie di fattori personali o contestuali che incidevano sui risultati, che, inoltre, spesso non corrispondevano ai risultati considerati ottimali nelle teorie economiche vigenti (Simon, 1955). Le teorie economiche tradizionali, secondo Simon, postulavano l'esistenza dell'Uomo Economico (*economic man*), come un Uomo Razionale che, in quanto tale:

- a) Possiede le conoscenze rilevanti sul suo ambiente, in modo chiaro e ampio.
- b) Ha un sistema di preferenze stabile e ben organizzato.
- c) Ha le abilità necessarie a calcolare, considerando ognuna delle possibili scelte di azione disponibili, quale tra queste gli permetterà di raggiungere il più alto grado di soddisfazione nel suo sistema di preferenze.

Questa razionalità globale, secondo l'autore, descrive una ipotesi di uomo ideale (astratto) che non corrisponde all'uomo che agisce nei contesti della vita reale in cui le capacità di accesso alle informazioni sono connesse agli ambienti in cui vive e le sue "capacità computazionali" dipendono dalle

sue esperienze di apprendimento. Invita i colleghi ricercatori, perciò, a considerare i fatti concreti della vita umana (*hard facts*), con focus iniziale nelle caratteristiche dell'organismo (il *decision-maker*) considerando che le informazioni possono essere caratteristiche sia dell'uomo che dell'ambiente.

La Teoria della Razionalità Limitata (Simon, 1957) prende in considerazione i limiti umani relativi all'elaborazione di dati, per esempio, la capacità della memoria a breve termine; i vincoli cognitivi come quelli relativi all'attenzione; e i vincoli ambientali, tra i quali colloca anche criteri di costo dell'informazione (sforzo, impegno, potere, ecc.). La teoria afferma, inoltre, che una persona, quando sceglie, raramente opta per la soluzione ottimale ma tende, invece, a selezionare la prima opzione che soddisfi i suoi requisiti minimi. Questo livello di soddisfazione è chiamato dall'autore: *satisficing*, un neologismo derivato da *satisfactory* e *sufficing* (Eysenck & Keane, 2015).

Le teorie di Simon hanno aperto la strada per una molteplicità di teorie che cercano di generare modelli utili a comprendere i fattori umani e sociali che definiscono le fasi dei processi decisionali, anche se, vi è un comune accordo sul fatto che non tutte le scelte o le azioni risultano da processi intellettuali lineari. Le persone, infatti, agiscono in situazione, interagendo con le informazioni, i vincoli, l'immagine di sé, le emozioni, spesso senza attivare prima un piano intellettuale consapevole (Mantovani, 1995).

Nella realtà quotidiana, ci ricorda Mantovani (1995), “le persone devono agire non perché abbiano deciso che devono farlo” ma perché la situazione “pone scadenze” che richiedono una azione, anche quando i *decision-maker* non sono pronti, e passerebbero volentieri il compito ad altri. Le scelte spesso si fondano, sotto questa prospettiva, non tanto sul collegamento mezzi-fine ma su delle regole di appropriatezza nell'interpretazione della situazione, secondo i propri scopi. In altre parole, le persone sono più spesso coinvolte in decisioni intuitive, dati i limiti temporali di reazioni imposti dalle situazioni.

Discutendo le teorie sull'appropriatezza (March, 1991), Mantovani ne illustra le conseguenze: vi è una forte componente, nella valutazione delle alternative di azione (compresa l'assenza di azione), che riguarda l'immagine di sé del soggetto che decide. Le persone tenderebbero quindi ad agire per giudizi di appropriatezza che, in assenza di veloce reperimento di informazioni attuali sullo stato di un sistema, o di tempo sufficiente per processarle con metodi o tecniche adeguate all'ottenimento di un risultato definito, le porterebbero a collocare in primo piano la convenienza della decisione in termini di conferma della propria immagine di sé rispetto a quella situazione.

March (1991) sottolinea che le persone coinvolte nelle situazioni hanno obiettivi discrepanti e mutevoli, spesso incoerenti, ragione perché si trovano in uno stato permanente di conflittualità di interessi che richiede dai diversi attori, nella risoluzione di problemi complessi con attesa di risultati specifici, competenze nella gestione dell'informazione disponibile (che ciascuno possiede parzialmente), e nella attribuzione di senso in situazione.

Ma se il rapporto tra informazione e azione dovesse rimanere rappresentato, nell'insieme culturale di una organizzazione, prevalentemente associato a principi di legittimazione dell'autorità (Mantovani, 1995), la gestione dell'informazione - oggi chiamata anche gestione della conoscenza - rischierebbe di offrirsi come strumento di conferma delle azioni, semplice costruzione discorsiva a posteriori, che rinforza la comunicazione della presunta competenza del *decision-maker*. Questo significa che, anche in condizioni di disponibilità di un grande numero di informazioni, in tale tipo di organizzazione, queste potrebbero non essere utilizzate nei processi decisionali quotidiani perché le persone tenderebbero a costruire una immagine del sé già portatore di competenza esperta, vedendosi legittimate ad agire secondo le proprie preferenze.

## I limiti dell'intuizione esperta

---

Il riferimento all'expertise è un nodo fondamentale nelle teorie sulla decisione più recenti, anche se non più ancorati prevalentemente sulla cultura organizzativa. Le Teorie della Scelta di Daniel Kahneman, sviluppate con il contributo di Amos Tversky, ne sono un esempio. Il loro lavoro contraddice le tesi che sostengono che l'uomo sia normalmente dotato di sensata razionalità e che ogni deviazione della razionalità sia dovuta alla loro sfera emotiva (Kahneman, 2012).

In termini di elaborazione dei dati, infatti, gli autori individuano errori sistematici del pensiero imputabili al funzionamento cognitivo, più che ad eventuali agenti di corruzione di questo sistema. Il pensiero intuitivo, secondo gli autori, può essere caratterizzato da euristiche che semplificano i problemi, generando una serie di bias che incidono sul giudizio (Tversky & Kahneman, 1973).

Con riferimento all'analisi dei processi decisionali, osservarono che le preferenze intuitive sono spesso in contrasto con le regole della scelta razionale (Kahneman & Tversky, 1979). Questo non esclude dallo scenario le intuizioni esperte esatte che, secondo Kahneman (2012), risultano più dalle pratiche prolungate che dalle euristiche.

Le intuizioni corrette dipendono, quindi, da un riconoscimento di elementi precedentemente vissuti in una nuova situazione. Per distinguere le intuizioni e i giudizi competenti dalle "illusioni di validità" infondate, offerte da professionisti che si ritengono esperti (per diritto o per eccesso di autostima), è necessario comprendere se la competenza valutata è stata acquisita come regolarità che autorizzi la prevedibilità dell'esito dell'azione. La capacità predittiva della intuizione esperta non è da confondersi, perciò, con l'affermazione del valore di una azione per semplice ripetizione, senza tener conto degli esiti che possono confermare la validità di quella scelta.

L'expertise autentica è esplicitata anche attraverso la capacità di riconoscere le situazioni anomale rispetto alla propria esperienza, alle quali

si avvicinano come nuova sfida anziché cercando di confermare la bontà delle proprie competenze e dei modelli di azioni acquisiti (Khaneman & Klein, 2009).

Rimane tutt'ora vivo l'interesse sui limiti cognitivi nel reperimento ed elaborazione dei dati in situazione o sul rischio di intuizione errata, ragione perché si sono sviluppate negli ultimi decenni, una serie di proposte tecnologiche a supporto della decisione. Nonostante la maggior parte delle teorie a sostegno delle opportunità di utilizzo di risorse esterne alla nostra "mente" per conoscere lo stato attuale di un sistema, oppure per predire l'esito futuro di una specifica azione sul sistema, abbia origine nello studio dell'expertise professionale, la percezione di opportunità d'uso è oggi estesa a diversi scenari della azione umana, compresi quelli quotidiani e incerti.

L'accesso ai dispositivi di supporto statistici e algoritmici e la loro pervasività sono stati resi possibili dall'incremento del potere di calcolo, dalla capacità di memoria delle reti telematiche e dalla automazione di sistemi di rilevazione e organizzazione di dati. Per capire le logiche degli strumenti di supporto alla decisione potrebbe essere utile ricordare alcune modalità d'uso dei navigatori satellitari:

1. possiamo tenerli accesi senza chiedere alcun "aiuto specifico" e autorizzarli a memorizzare i nostri percorsi o la posizione dei luoghi raggiunti;
2. possiamo attivare i sistemi informativi ausiliari, che indicano la presenza nelle vicinanze, in tempo reale, di controlli stradali, negozi, alberghi;
3. è possibile definire una meta e chiedere le alternative di percorso, che saranno rappresentate con la descrizione di parametri che ci aiutano a decidere, come: durata del viaggio, lunghezza in chilometri, tipologia di strada, consumo di carburante ipotizzato;
4. è possibile infine, ricevere avvisi e suggerimenti durante il viaggio, relativi ad ipotesi di deviazione dal percorso iniziale,

calcolati in funzione dei dati raccolti dal sistema remoto sullo stato del traffico stradale.

Una volta scelto un percorso, il navigatore può indicarci la prossima azione da intraprendere, oppure ricordarci che abbiamo intrapreso una azione diversa da quelle suggerite. Il navigatore opera quindi in diverse modalità: conoscendo l'obiettivo dell'azione (destinazione); conoscendo l'obiettivo dell'azione e alcuni parametri di scelta delle opzioni; e, se integrato da strumenti di Analytics, monitorando lo stato delle variabili che configurano la scelta per suggerire percorsi alternativi nei momenti in cui queste variabili subiscono variazioni rilevanti (il rallentamento del transito dovuto ad un incidente stradale, per esempio).

Il navigatore rileva dati e costruisce insiemi che li visualizzano; monitora lo stato delle ipotesi di percorso in relazione alle azioni intraprese e suggerisce ipotesi di risoluzione utilizzando dati che forse non sono ancora stati considerati come variabile dall'utente. Non guida la macchina, questo è fatto dall'autista che, spesso, ha dei dubbi sulla bontà delle soluzioni proposte, e sceglie di fare affidamento alla sua intuizione. Se l'intuizione dovesse rivelarsi errata, l'autista potrà fare nuovamente riferimento al navigatore e ridefinire il percorso.

La discussione sull'accuratezza dell'intuizione (judgement) porta in sé una maggior o minor percezione di utilità dell'adozione di risorse di supporto ai processi decisionali nei vari filoni di studi sui processi decisionali. Non è messo in dubbio che artefatti esterni conservino o possano essere disegnati per conservare dati, storie, memorie e rappresentarli in modi opportuni, ma ci sono resistenze al rischio dell'eccesso di fiducia nei processi logici "calcolati" da modelli formali.

Questa differenza di approcci è stata discussa regolarmente, per anni, tra Khaneman e Klein (2009), con l'obiettivo di individuare punti di convergenza (o divergenza) tra gli approcci HB (*heuristics and biases*) e gli approcci naturalistici.

Gli approcci naturalistici riconoscono che le scelte dei *decision-makers* esperti non sono necessariamente consapevoli o articolate da un modello formale intenzionale. Concetti come “conoscenza tacita” nascono da questa linea di ricerca, interessata agli “indizi” (*cues*) che il *decision-maker* coglie dalla situazione e dall’ambiente in cui è richiesta una azione.

I punti comuni tra i diversi modelli proposti dal movimento naturalistico consistono, secondo Khaneman e Klein (2009), nell’attribuzione delle seguenti caratteristiche agli esperti:

- a) sono in grado di raggiungere obiettivi definiti in modo vago;
- b) agiscono in condizioni di incertezza;
- c) riescono a decidere sotto pressioni e vincoli temporali;
- d) affrontando alti livelli di rischio;
- e) agiscono in scenari complessi che cambiano durante l’azione, gestendo i feedback innescati, contemporaneamente alla rilevazione dei cambiamenti.

Questa descrizione corrisponde, però, ad uno scenario di massima specializzazione perché la competenza professionale non è un monoblocco onnisciente, ma consiste in un insieme di dimensioni frazionabili, ciascuna delle quali con un livello diverso di contributo all’intuizione.

Adottando la terminologia proposta dalla psicologia cognitiva, potremo dire che il livello di expertise dipende dal Tuning (Norman, 1993), ossia dalle opportunità di pratica di quelle dimensioni delle competenze, nella storia di azioni del soggetto, in grado di dare forma alle sue strutture cognitive finché le azioni o le decisioni che richiedevano processi riflessivi possano essere portate a termini in modo più automatico, perfino subconscio. L’intuizione esperta, sotto questa prospettiva, è la manifestazione di uno stato della competenza, che potrebbe anche retrocedere in termini di accuratezza.



## Ausili esterni nelle decisioni complesse

---

Le scuole di pensiero, apparentemente in conflitto, attraverso la discussione di Khaneman e Klein, hanno raggiunto degli accordi che incidono sulla percezione dell'opportunità di adozione di "ausili" esterni nelle decisioni complesse, scartando alcune delle rappresentazioni apocalittiche della tecnologia e dei metodi logici (non intuitivi) che attribuivano a queste risorse l'incapacità di tenere "in conto", le variabili di contesto e quelle situazionali. Il terreno di incontro è per lo più quello dei problemi estremamente complessi o rumorosi, in cui l'individuazione degli "indizi" o delle regolarità si presenta più efficace con l'adozione di algoritmi (*low-validity environments*).

Nei casi in cui le variabili o gli indizi si presentano con contorni deboli o incerti, l'analisi statistica e gli algoritmi predittivi tendono a individuare, rappresentare e mettere in relazione i dati con più accuratezza rispetto agli esperti. Garantiscono, inoltre, una maggior consistenza interna nel processo di analisi in questi scenari.

Vi è un'altra opportunità d'uso degli algoritmi intorno alla quale non ci sono divergenze importanti: nei casi degli ambienti ad alto indice di prevedibilità in cui gli errori umani dovuti ai "lapsus" di attenzione hanno conseguenze negative rilevanti. I dispositivi di supporto alla decisione potrebbero rispondere, quindi, anche ai bisogni di miglioramento dei processi cognitivi reattivi (Norman, 1993), attraverso la disponibilità immediata di informazioni già elaborate che aumentano la possibilità di riconoscimento di "indizi" e di regolarità.

Gli attuali dispositivi di Web Analytics, e i più recenti dispositivi di Learning Analytics sono risorse che supportano le due prospettive di *data-driven decision* descritte nei paragrafi precedenti. La differenza, rispetto ad altre tecniche conosciute (digitali o analogiche) consiste nella costante attualizzazione dei dati raccolti e rappresentati, e nella loro disponibilità immediata. Questo estende la possibilità dell'uso di dati ai fini di presa di

decisione in azioni progettuali, valutative o manageriali-organizzative, a livello di granularità sottile.

Nonostante la parola Analytics componga i nomi dei dispositivi più recenti di supporto alle decisioni, la fase finale di interpretazione dei dati, nei contesti sociali, continua ad essere in mano alle persone, che rimangono portatrici delle loro preferenze, delle loro emozioni, dei loro ruoli o dei vincoli imposti dalle situazioni. La proposta di fondo non è quella della sostituzione degli agenti e nemmeno la riduzione del numero di decisori.

L'obiettivo dei dispositivi di Analytics è, in teoria, raggiungere una capacità informativa dotata di consistenza interna, anche quando la raccolta dei dati e il loro accesso sono distribuiti. Un tale dispositivo, se concepito in modo coerente con il contesto d'uso, può essere a servizio di un maggior numero di utenti, che potrebbero definire le loro azioni in scenari complessi, in funzione di informazioni attuali e organizzate secondo modelli riconoscibili (o condivisi).

### La partnership tra le persone e le *Information Appliances*

La visione positiva dei “computer” (calcolatori, dispositivi digitali, reti informative) come sistemi complementari a quelli umani, si è affermata alla fine degli anni 90, avendo come promotore di spicco, nell'ambito dell'interazione uomo-macchina, Donald Norman. L'autore, criticando i metodi e le teorie dei decenni precedenti, dimostra come una errata visione del rapporto tra criteri di efficienza e criteri di razionalizzazione possa generare sistemi produttivi o operativi incoerenti o inadeguati al loro scopo (Norman, 1999).

Norman discute le rappresentazioni storiche della tecnologia, che hanno alimentato illusioni teoriche di efficienza basate sull'accuratezza di procedure in grado di determinare le azioni in contesti produttivi (e sociali).

Le rappresentazioni sociali del Taylorismo, per esempio, rimangono metafore vive, che generano la continua ricerca, anche nelle scienze, del “miglior” modello di funzionamento organizzativo, disegnato scientificamente (Taylor, 1911). Allo stesso tempo, rimane la memoria delle soluzioni progettuali tecniche intese come procedure che, una volta stabilite, non ammettono deviazioni, e hanno tolleranza zero verso gli errori. In altri termini, la soluzione di Taylor implicava la riduzione del bisogno di “pensare” per svolgere un compito, perché questo poteva essere perfezionato come routine.

Norman, riflettendo sul punto di arrivo di rappresentazioni simili arrivate agli anni 90, ritiene che, nonostante il bisogno di miglioramento continuo dell’efficienza sia un valore indiscutibile, anche a livello individuale o personale, data l’accelerazione del cambiamento in tutte le dimensioni della vita moderna, rimane una forte credenza nella regolazione dei sistemi sociali e produttivi attraverso la riduzione dell’errore umano.

Ancora una volta viene richiesto alle persone di agire e pensare come le macchine o come gli algoritmi matematici, adattandosi alle modalità di pensiero delle tecniche o scientifiche. Questa volta, però, secondo l’autore, è subentrato un altro errore di rappresentazione, che lui chiama: “blame and train”. Il dare la colpa degli errori nello svolgimento dei compiti tecnici o tecnologici alla dimensione umana, finisce per generare una infinita catena di interventi formativi nella speranza di aumentare la conformità dell’agire alle logiche di ingegnerizzazione dei dispositivi. Il risultato è, nonostante la pervasività delle tecnologie digitali, un potenziale aumento della frustrazione nell’uso della tecnologia.

Perché la partnership tra tecnologie informative (*information appliances*) e le persone possa realizzarsi al meglio, i dispositivi e i modi in cui funzionano dovrebbero adattarsi, a livello di interazione, alle modalità cognitive e percettive umane, e non viceversa. In caso contrario, la loro utilità, o l’*affordance* percepita dall’utente (Norman, 1990), risulterebbero estremamente ridotte.

Un altro aspetto rilevante, indicato da Norman (1999) è il bisogno di ripensare l'obiettivo dei dispositivi (e le informazioni che essi forniscono), superando i modelli generici, in beneficio di prodotti disegnati come soluzioni finalizzate ai bisogni specifici degli utenti, non affette da uno spaventoso eccesso di funzionalità (*creeping featurism*).

Il nostro mondo non ha ancora rinunciato al *creeping featurism*, al quale si sono aggiunte sfide informative inimmaginabili appena 20 anni fa. Man mano che si sviluppano nuovi metodi di analisi o di calcolo predittivo, entrano nelle nostre vite nuovi dispositivi di supporto all'uso di altri dispositivi, come una matrioska di “agenti intelligenti”. I correttori ortografici che entrano in azione mentre si digita un semplice messaggio nel proprio telefono cellulare ne sono un esempio: permanenti, insistenti, invadenti, continuano a suggerire opzioni con tale velocità che senza accorgerci le accettiamo, pur di liberarci, ma senza verificare la loro correttezza.

Gli algoritmi predittivi sono necessari alla gestione dei problemi complessi nella misura in cui favoriscono l'attuazione di misure preventive in modo informato. Sono però spesso la causa di disagi quotidiani, come per esempio, il tentativo di comprendere le bollette del gas, con valori di consumo determinati da ipotesi calcolate con (chissà quale formula?), e un numero di variabili a scaglioni, talmente complessi, che ci vediamo costretti a chiamare un consulente (help desk) per decifrare la formula.

Siccome gli algoritmi risultano estremamente “complicati” agli occhi delle persone “non esperte”, la verifica della loro accuratezza appare impossibile, oppure risultano rappresentati come ostacolo intenzionale. Nel primo caso, c'è il rischio che sia alimentata una crisi di fiducia nella accuratezza dell'informazione, mentre l'ipotesi di intenzionalità è mappata verso meccanismi di controllo unilaterale delle situazioni.

Questi semplici esempi, seppur limitati alla sfera personale di un utente, fanno emergere alcuni dei rischi studiati nel design delle piattaforme digitali, che dovrebbero fornire non solo le informazioni già organizzate o calcolate, ma anche, rendere disponibile, in contesto e in forma comprensibile, i criteri che gli hanno prodotti. Questo garantirebbe una miglior partnership tra uomo e macchina, basata sulla trasparenza. Purtroppo, questo ideale non sempre è raggiungibile, dato che sono proprio i codici e gli algoritmi a stabilire il valore di questi prodotti a livello commerciale.

## Actionable Data

---

A livello di design, nei dispositivi di Analytics, l'utente finale è comunque al centro, e di solito ci sono spiegazioni contestuali sui dati rappresentati (*tooltips*), orientate alla corretta comprensione dei grafici, matrici, e oggetti interattivi che li rappresentano. Il tutto è articolato intorno al concetto di Actionable Data - la visualizzazione di dati pertinenti agli spazi di decisione e di azione dell'utente.

Una serie di subset informativi è sempre a portata di mano, e ha come scopo il supporto alle decisioni, siano esse progettuali, organizzative o valutative. Ma quali sono gli insiemi di dati utili alle decisioni in un contesto specifico? E chi è autorizzato ad agire quando più persone hanno accesso agli stessi dati? La presa di visione dei dati calcolati ottiene sempre come reazione una attività positiva? Questi sono alcuni esempi di domanda da affrontare in fase progettuale, prima dell'implementazione di sistemi di supporto alla decisione, perché l'obiettivo della comunicazione dei dati, nel campo delle Analytics, è il miglioramento continuo della qualità di un sistema (umano e sociale) e delle decisioni implicate nel raggiungimento dei risultati.

L'espressione Actionable Data, nei discorsi sulla comunicazione dell'informazione attraverso dispositivi di Analytics, ha un concetto complementare: l'Insight, la capacità di comprendere in profondità una situazione o un problema complesso in brevissimo tempo. L'intuizione corretta, così concepita, non è più derivata soltanto dagli "indizi" dell'ambiente e dalla esperienza del singolo, come nelle teorie dell'expertise, ma anche dai dati prodotti da modelli e dispositivi di monitoraggio sistematico, a disposizione dei soggetti che decidono, compresi quelli meno esperti.

Si desume, quindi, l'assunzione che le decisioni immediate o a breve termine possano contenere una dimensione informata dai dati che non sono stati osservati direttamente dal soggetto, ma registrati da un dispositivo di supporto alla decisione. L'esperienza sarebbe, così, amplificata, perché risulterebbe anche da questo incontro frequente con i dati.

La proposta di adottare dispositivi di Analytics negli ambienti formativi per informare le pratiche di insegnamento e apprendimento è arrivata con un relativo ritardo rispetto ad altri settori come, per esempio, il marketing e il management aziendale. Questo non significa che non ci sia il bisogno di utilizzare i dati nelle decisioni educative. In questo settore, però, i report, gli standard, i modelli di analisi, sono stati a lungo utilizzati (e percepiti) come sistemi di valutazione delle scuole, delle università, dei docenti, più associati a criteri di accountability che al supporto alle decisioni degli operatori e degli studenti per il miglioramento delle loro pratiche (Mandinach & Jackson, 2012).

Le analisi statistiche complesse, utilizzate dai *policy makers*, sono caratterizzate, inoltre, da una enorme distanza temporale tra i momenti di raccolta dei dati e quelli della presa di decisione. I *practitioners* e gli studenti, invece, gestiscono situazioni attuali, processi di apprendimento che potrebbero essere migliorati se i dati:

1. Risultassero coerenti con il contesto specifico.

2. Potessero supportare la personalizzazione delle scelte.
3. Riflettessero lo status attuale delle situazioni/problemi.

## Miglioramento delle pratiche e accountability

---

La discussione sul bisogno di dare maggior concretezza alle decisioni in ambito educativo e formativo ha avuto il culmine intorno ai primi anni di questo secolo, quando il concetto di evidenza è entrato nel vocabolario delle politiche educative. Partendo dalla credenza sulla possibilità di determinare scientificamente quali sono le migliori pratiche organizzative e didattiche, e che così facendo sia possibili imporre maggior rigore alle attività del settore, una serie di iniziative create con lo scopo di Miglioramento dei risultati dei sistemi educativi hanno definito standard che richiedevano ai distretti, scuole, docenti, un approccio alla pratica orientato alla *compliance* (Mandinach & Jackson, 2012).

Gli approcci alle decisioni data-driven, in quel periodo, avevano quindi, la pretesa di utilizzare i risultati della ricerca evidence-based sull'efficacia (Scheerens, 2016) per determinare i modelli di azione più adatti al raggiungimento degli obiettivi. Allo stesso tempo, la verifica della *compliance* richiedeva la raccolta pervasiva di dati sui risultati delle attività, sia a livello locale (studente/classe/scuola/distretto) che nazionale.

La moltiplicazione dei momenti in cui i dati devono essere registrati dai vari operatori e l'impatto di questi dati sulla valutazione di sistema causano tuttora un problema di *overload* burocratico e continue discussioni sui criteri e sugli strumenti di valutazione esterni, imposti dai sistemi di *governance* o di valutazione. Un esempio recente di queste tensioni ricorrenti, in Italia, sono le prove nazionali che verificano le competenze dei ragazzi, elaborate dall'Istituto Nazionale per la Valutazione del Sistema Educativo di Istruzione e di Formazione (INVALSI).

Antonio Calvani (2012) individua come punto di svolta delle policy nella direzione della Evidence based education un intervento di David Hargreaves presso la Teacher Training Agency di Londra nel 1996, intitolato *Teaching as a Research-Based Profession: Possibilities and Prospects*. Hargreaves, sostenendo la tesi che l'insegnamento dev'essere una professione basata sulla ricerca, accusa la comunità della ricerca educativa di non aver prodotto un patrimonio di conoscenze che possano informare la pratica. Suggestisce, allo stesso tempo, che la ricerca educativa debba essere sottoposta ad una agenda di obiettivi e di metodi perché abbia un impatto rilevante sulle pratiche (Biesta, 2007). L'invito consisteva quindi in una responsabilizzazione dell'ambito scientifico in termini di rigore ma anche di rilevanza nel contesto delle pratiche di insegnamento (Hargreaves, 1996).

Calvani (2012) sottolinea, nel discorso presentato da Hargreaves, un gap tra ricerca e pratica che lui descrive come “mancata attenzione a cercare basi di conoscenza condivisa e affidabile”. Per Calvani, dopo la preparazione pedagogica teorica, gli insegnanti tendono a credere che la “pratica è tutt'altro” e con il passare del tempo, questa massima fiducia nell'esperienza gli porta ad avere delle difficoltà a produrre argomentazioni a sostegno delle loro scelte.

Lo stato attuale della ricerca educativa, per Calvani, rimane quello dell'autoreferenzialità con il conseguente “scarso interesse operativo”. La sua riflessione illustra quindi le proposte di rigore metodologico e procedurale della ricerca (sperimentale) dei movimenti Evidence Based, come auspicio, perché la conoscenza scientifica sia affidabile.

Tra le iniziative più discusse dall'autore nell'ambito dell'*educational data-driven decision*, a livello normativo, possiamo citare l'esempio del documento che introduce l'iniziativa “No Child Is Left Behind” negli Stati Uniti, nel 2001, quando stabilisce come principio orientatore del miglioramento progressivo dei risultati del sistema educativo una relazione di causalità tra standard e “metodologie affidabili”.



Quindici anni dopo il periodo del “grande dibattito” sul bisogno di allineamento tra ricerche, pratiche e politiche, Hargreaves e Braun (2013) hanno prodotto un’analisi retrospettiva sull’impatto delle politiche orientate da discorsi *evidence-oriented*, nell’ambito di una iniziativa del National Education Policy Center statunitense, che ha rilevato alcuni dei problemi relativi all’approccio basato sul binomio Miglioramento-Accountability. Nonostante la proliferazione di agenzie dedicate alla pubblicazione delle “migliori pratiche” e la massima fiducia nei metodi sperimentali per la definizione di cosa funziona (*What Works*), e degli investimenti in formazione sulle competenze di data-literacy degli insegnanti, le iniziative hanno generato progressivamente degli effetti avversi nella pubblica istruzione, perché, nella pratica, l’*accountability* ha predominato, impedendo il miglioramento autentico e sostenibile (Hargreaves & Braun, 2013).

Nel rapporto si percepisce, oltre il contenuto in analisi, una certa dose di delusione, espressa nella scelta del linguaggio utilizzato per descrivere queste conclusioni, per esempio: “*high-threat accountability*”, “*adverse and perverse effects*”. Il loro obiettivo è perciò quello di individuare i fattori che possano portare al miglioramento, senza rinunciare all’*accountability*, ovvero, impedire che i servizi risultino deteriorati per via della deviazione rispetto agli scopi principali. Questo può essere raggiunto, secondo gli autori, in presenza delle seguenti condizioni:

- a) La raccolta dei dati e la loro analisi avvengono e sono definiti in modo collaborativo, anziché top-down.
- b) La responsabilità sui processi di miglioramento è condivisa.
- c) Esiste un consenso nella comunità sugli indicatori e sulle metriche in termini di accuratezza, significatività, giustizia, ampiezza ed equilibrio.

In caso contrario, ci saranno inconsistenze tra gli obiettivi degli sforzi di miglioramento e quelli dell’*accountability* orientata ai risultati. Le conseguenze più frequenti di questo scenario risultano dall’adozione di strategie mezzo-fine in cui l’obiettivo è raggiungere le metriche che

rappresentano risultati positivi a qualunque costo, compresi i test truccati, la corruzione, e la manomissione dei dati, dato che i target numerici sono accompagnati da misure di premio e punizione.

Nonostante il loro focus sia sul concetto di “*constructive accountability*”, molte delle riflessioni presenti nel testo sono allineate ai discorsi iniziali della comunità di ricerca sui Learning Analytics, che è nata, in parte, dal bisogno di portare il patrimonio di dati, che continua ad accumularsi, al servizio delle decisioni care alle scuole, ai docenti e agli studenti, più vicine alle questioni di progettazione, gestione e valutazione della didattica e degli apprendimento che corrispondono a problemi della pratica di insegnamento e apprendimento. Alcuni di questi accorgimenti, presenti nel testo sono:

- a) Perché i dati siano utilizzati dai docenti ai fini di miglioramento dei risultati di apprendimento in modo sistematico è necessario che siano attuali e utili nel quadro delle loro funzioni.
- b) La fiducia degli *stakeholders* nell’uso dei dati ai fini di accountability richiede la trasparenza delle operazioni che hanno prodotto la raccolta e l’analisi, e l’accessibilità pubblica, perché possano esserci verifiche sulle conclusioni tratte, oppure possano dare origine ad altre interpretazioni.
- c) I dati e le conclusioni delle analisi devono essere accurati, ma questo non basta; devono essere anche presentati in modo comprensibile.

Gli autori propongono, in chiave costruttiva, alcune raccomandazioni per reindirizzare i criteri di *accountability* in modo che siano di stimolo al miglioramento dei risultati (Scheerens, 2016). Alcune di queste raccomandazioni indicano una nuova prospettiva comunicativa, che cerca di valorizzare i dati come risorse di supporto alla risoluzione dei problemi, senza però rinunciare alla standardizzazione di procedure come strategia (*guiding and binding national standards*). I dati al centro del sistema rimangono, quindi, quelli relativi alle verifiche del profitto, e alla misurazione dei risultati ottenuti dai docenti (*teacher effectiveness*), ai quali corrisponde una serie di incentivi per il continuo miglioramento (*reward systems*).

Da un punto di vista delle pratiche, le critiche alla data-driven o evidence-based education più salienti riguardano il posizionamento prescrittivo che tendono a rinforzare quando le evidenze di efficacia scientifica diventano variabili normative del sistema. Questo approccio di implementazione tecnocratico (Biesta, 2007) impone severi limiti ai professionisti dell'educazione, costretti ad agire in funzione di quello che è considerato "efficace", come principio gestionale, o come tecnica didattica.

Secondo Biesta (2007), le "prove di efficacia dei metodi e delle tecniche", anche dal punto di vista scientifico, in educazione, riguardano i campioni e le esperienze passate mentre le decisioni dei docenti sono necessariamente situate. I docenti selezionano, in funzione dei loro contesti, gli elementi che compongono i risultati desiderabili da un punto di vista educativo, considerando i vincoli sociopsicologici dei setting operativi. Questa analisi è dinamica e progressiva, si sviluppa come un processo iterativo (Pellerey, 2002), la cui efficacia risulta anche dalla riflessione in azione (Schön, 2002).

La riflessione in azione, secondo Biesta (2007), contribuisce non solo alla scelta sulla miglior tecnica o procedura ottimale ma alla continua revisione delle ipotesi su che cos'è "desiderabile" come processo educativo. L'azione professionale proposta dalla evidence-based education, secondo l'autore, ha acquisito un modello causale dell'azione, che proviene da altri settori, come per esempio le professioni mediche, in cui l'azione è concepita come intervento, e la procedura come "trattamento". Questo modello interpretativo è incongruente con gli obiettivi che hanno legittimato i discorsi sulle evidenze scientifiche nelle *policy*, ossia, l'obiettivo inclusivo e democratico che richiederebbe il superamento dei gap individuali di ciascun studente.

L'approccio epistemologico *data-driven* più adeguato, in educazione, sarebbe, quindi, *evidence-informed* e non *evidence-based*. La ricerca, in questo quadro di riferimento, non dovrebbe tradursi in norme che regolano le

scelte. I saperi formali, invece, arricchiscono le ipotesi nei processi di *problem solving*. L'azione professionale negli ambiti formativi dovrebbe essere informata dai dati e dai risultati della ricerca, evitando di interpretare principi generali come linee di azione efficace.

La posizione di Biesta è più vicina alle proposte della comunità di ricerca che si occupa dei Learning Analytics, che cerca di generare metodi e dispositivi di supporto alla decisione educativa attraverso l'elaborazione di dati affidabili e in modo contestualizzato. La ricerca si concentra, quindi, su quali modelli di elaborazione e visualizzazione dei dati disponibili può configurarsi come risorsa informativa rilevante, e finalizzata alla “decisione per l'azione”.

---

## 4 – Specificità dell'ambito

---

### La diffusione dell'espressione "Learning Analytics" nella rete

---

Il progressivo aumento delle pubblicazioni sui Learning Analytics è accompagnato da un aumento dell'uso della rete per le ricerche e le discussioni sul tema, con un rischio di "appropriazione" dell'espressione dalla parte di chiunque faccia qualsiasi tipo di ricerca quantitativa sulle interazioni in ambienti didattici.

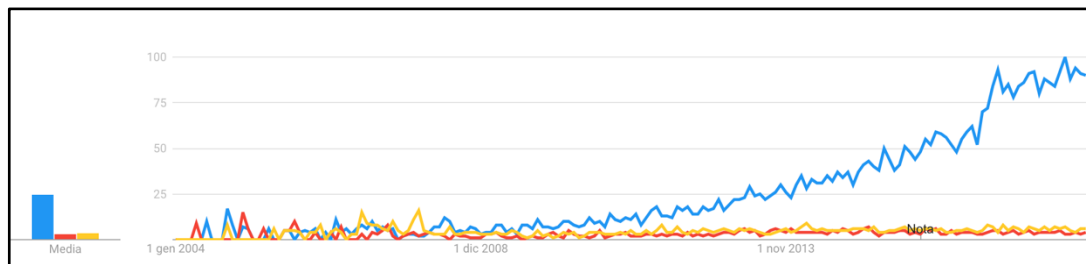
È ancora presto per sapere se la ricerca sui Learning Analytics resterà un territorio di incontro multidisciplinare o se riuscirà a stabilirsi come ambito interdisciplinare ma, nella pratica, in ambito universitario, esistono già posizioni organizzative che contengono l'espressione Learning Analyst. Talvolta, svolgono funzioni di supporto alla didattica in rete. Altre volte, sono Data Scientist con compiti specifici di design degli algoritmi, oppure sono dirigenti, che aggiungono ai loro titoli l'espressione di tendenza: analytics.

Una rapida consultazione di GoogleTrends, mostra questo sviluppo di interesse espresso dal numero di volte in cui l'espressione Learning Analytics è utilizzata nelle query di ricerca del motore web, dal 2004 al 2018 in tutto il mondo.

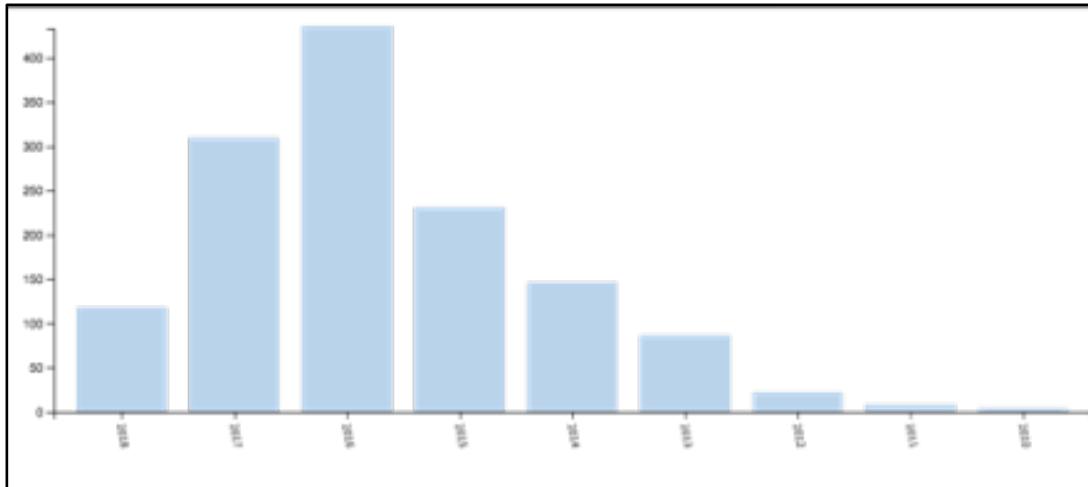
Il seguente grafico, generato da GoogleTrends, è utile a illustrare anche la comparazione con altre espressioni presenti nell'ambito delle ricerche che usano dati dei sistemi educativi. I numeri rappresentano l'interesse di ricerca rispetto al punto più alto del grafico in relazione alla

regione e al periodo indicati. Il valore 100 indica la maggiore frequenza di ricerca del termine, 50 indica la metà delle ricerche. Un punteggio pari a 0, invece, indica che non sono stati rilevati dati sufficienti per il termine. I termini comparati sono: Learning Analytics (blu); Educational Data Mining (rosso); Academic Analytics (giallo). I limiti di questa rappresentazione sono linguistici. Visualizza soltanto i termini utilizzati in inglese, ignorando eventuali traduzioni.

**Figura 6 - GoogleTrends: query dal 2004 ad agosto 2018**



Un veloce confronto con i dati estratti da WOS (Web of Science), anche considerando che una parte importante delle pubblicazioni del settore non è compresa (LAK Proceedings dal 2016 al 2018), conferma una costante crescita del numero di pubblicazioni scientifiche sui Learning Analytics. I dati sono limitati alle pubblicazioni già catalogate, e quindi è possibile ipotizzare che alcune delle ricerche prodotte nel 2017 sono ancora in fase di pubblicazione o catalogazione, mentre quelle del 2018 già pubblicate sono conteggiate soltanto fino ad Agosto del 2018.



**Figura 7 - Pubblicazioni per anno in WOS. Il 2018 è rappresentato fino ad agosto**

<b>Anno</b>	<b>Pubblicazioni</b>	<b>% di 1334</b>
<b>2018</b>	115	8.621%
<b>2017</b>	307	23.013%
<b>2016</b>	433	32.459%
<b>2015</b>	228	17.091%
<b>2014</b>	143	10.720%
<b>2013</b>	83	6.222%
<b>2012</b>	19	1.424%
<b>2011</b>	5	0.375%
<b>2010</b>	1	0.075%

## I gruppi di ricerca più attivi

---

La seguente immagine è una delle visualizzazioni dinamiche possibili della rete di co-autorship, utilizzando i dataset bibliometrici prodotti secondo le tecniche descritte nel cap. 1. Rappresenta tutti i paper pubblicati negli atti dei congressi LAK dal 2011 al 2018.

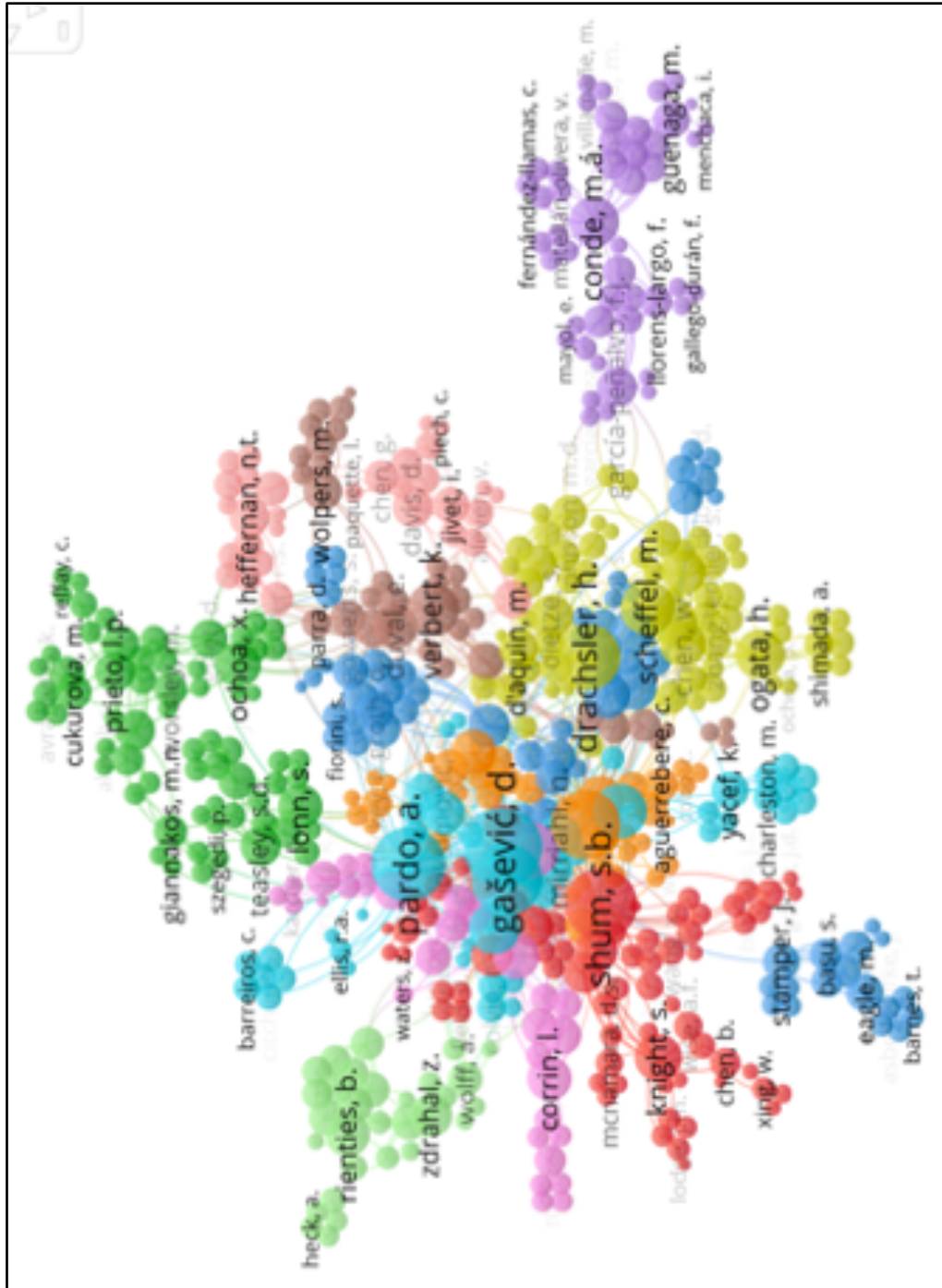
Una delle possibilità di configurazione di VOSviewer è l'analisi della co-authorship. I parametri di *clustering* sono stati configurati per la riunione degli item che hanno indici di co-authoring appartenenti a reti che si formano intorno ad autori che hanno un maggior numero di partnership. Questo è il caso degli autori che collaborano molto con i colleghi di altre sedi ma, purtroppo, è anche il caso dei gruppi di lavoro che, nella corsa “*publish or perish*”, oppure per consuetudini di settore, attribuiscono l'autorship ad un grande numero di persone. La visualizzazione delle reti può supportare anche questo tipo di indagine.

Dato che la ricerca pedagogica ha spesso pochi autori per paper, al contrario di settori come la psicologia, rischierebbe di essere eliminata da criteri di *pruning* (taglio di una parte degli autori in base al numero di relazioni nella rete). Sono stati scartati quindi, solo a scopo di visualizzazione delle reti, gli autori, di qualsiasi provenienza o disciplina, che non avevano nessun prodotto scritto in co-authoring con altri autori dei paper dei congressi.

Dai 901 autori presenti nel dataset, i nodi visualizzati sono ridotti, quindi, a un totale di 519, distribuiti in 11 cluster, rappresentati da diversi colori. La dimensione della label (cerchio, in questo caso), rappresenta il numero di documenti pubblicato da ciascun autore, e le connessioni (archi, in questo esempio), rappresentano le relazioni di co-authorship tra gli autori.



Figura 8 - Co-autorship in LAK



Quello che emerge dall'esplorazione dinamica dei collegamenti tra gli autori può essere sintetizzato nei seguenti punti:

1. Al centro (vari *cluster* interconnessi): una forte intensità di collegamenti tra i professori del settore delle tecnologie educative, e tra loro e i loro collaboratori, con attività di ricerca nell'ambito delle tecnologie didattiche (Duval, Shum, Pardo, Gašević, Ferguson, Drachsler, Siemens, Dawson). La maggior parte di questi autori hanno avuto anche funzioni nel direttivo di SOLAR.
2. A destra (cluster viola): una concentrazione di autori che si dedicano prevalentemente all'analisi delle interazioni in scenari didattici socio-costruttivisti e all'analisi dei discorsi - la "scuola spagnola".
3. In alto (l'area più distante nel cluster verde scuro): gli autori collegati al Laboratorio Chilly, di Dillenburg, dedicati allo studio dell'ubiquità nella raccolta dei dati e la loro organizzazione secondo il framework della *orchestration*.

È importante tenere presente che, dal 2015 in poi, il paese che ha fatto maggior investimento in termini di riconoscimento dei Learning Analytics negli spazi curricolari è l'Australia, che ha attratto diversi ricercatori e professori europei. In diversi corsi universitari australiani ci sono insegnamenti specifici sui Learning Analytics e corsi di dottorato mirati alla ricerca su questo argomento.

Attualmente (2018), tra i 10 autori più rappresentati in termini di maggior numero di contributi nei congressi LAK si trovano 7 docenti impegnati presso università australiane. Il nucleo della Università Tecnologica (UTS), per esempio, è coordinato da Simon Buckingham, ex direttore del Knowledge Media Institute della Open University (UK).

Rappresentazione parziale dei valori calcolati dall'algoritmo alla base della rete, e attuali Università di riferimento					
label	cluster	weight Links	weight Total link strength	weight Documents	Università (2018)
gašević, d.	6	59	101	22	Monash University, Australia
shum, s.b.	1	53	82	20	UTS, Australia
ferguson, r.	7	38	72	19	Open University, UK
pardo, a.	6	57	85	18	University of Sidney, Australia
dawson, s.	6	40	76	18	UniSA, Australia
drachsler, h.	4	35	67	16	Open University, Paesi Bassi
clow, d.	7	15	26	11	Open University, UK
kitto, k.	9	30	44	10	UTS, Australia
martínez-maldonado, r.	6	25	38	9	UTS, Australia
knight, s.	1	18	27	9	UTS, Australia

## Le prospettive di sviluppo delle pratiche e della ricerca

---

L'ambito della ricerca e delle pratiche di Learning Analytics si articola intorno all'adozione di tecniche di Data Science per la raccolta, modellizzazione, e rappresentazione di dati, in chiave generativa di *actionable data*, a supporto del miglioramento dei processi educativi. La raccolta sistematica di dati provenienti da diverse fonti, la loro elaborazione in "tempo reale" e la possibilità di utilizzare modelli aperti orientati alla comparabilità di casi, rendono possibile la progettazione di strumenti di supporto alle decisioni rivolti a docenti, studenti, organizzazioni e policy maker che siano allo stesso tempo basati su conoscenze scientifiche, e collegati ai contesti operativi.

Le potenzialità di questo nuovo approccio all'uso dei dati sono state espresse in diversi report e policy Internazionali, che vedono nella ricerca

sui Learning Analytics un contributo al miglioramento della qualità dell'Istruzione Superiore sui piani pedagogici, strategici e inclusivi. Alcune istituzioni hanno già adottato o sperimentato i dispositivi di supporto alla decisione, ma la maggior parte degli investimenti è collegata ancora ad un obiettivo: la prevenzione del *dropout* nei corsi universitari.

Molti degli sforzi della ricerca in questo ambito sono, invece, dedicati allo sviluppo di soluzioni e dispositivi che possano essere resi disponibili agli studenti e ai docenti, ma la diffusione di questi dispositivi a livello micro dipenderà dalla loro capacità di sviluppare metriche percepite come significative in termini di miglioramento dei processi di apprendimento (Larusson & White, 2014).

La crescente popolarità dell'espressione "Learning Analytics", ha avuto un effetto paradossale sulla comprensione dell'insieme di attese che la comunità scientifica aveva attribuito inizialmente al termine. Molte delle risorse consultate nel corso di questa ricerca, prendono "in prestito" questa espressione, per descrivere analisi quantitative tradizionali. Laddove si leggeva, fino a qualche anno fa, "analisi dei dati", oggi si legge "analytics". Questa confusione si riflette anche nell'ipotetico aumento delle ricerche specifiche, ma molti dei volumi dedicati al tema finiscono per raccogliere contributi "affini" che individuano i dispositivi di Learning Analytics come possibile (e futura) area di indagine per il superamento dei limiti delle indagini pubblicate.

Diventa fondamentale, quindi, individuare le definizioni e le caratteristiche che possono distinguere la ricerca mirata, mappandola verso le proposte di caratterizzazione dell'ambito riconosciute dalle comunità scientifiche e dai loro protagonisti.

## George Siemens

---

George Siemens (2011) definisce i Learning Analytics come la misurazione, la raccolta, l'analisi e la rappresentazione di dati sugli studenti e sui loro contesti, allo scopo di comprendere e ottimizzare l'apprendimento e gli ambienti in cui si verifica. Questa definizione è probabilmente la più citata, anche se non offre una proposta di delimitazione dell'ambito come area disciplinare.

Questa definizione, riconosce l'autore, ha delle sovrapposizioni rispetto alle definizioni di EDM (Educational Data Mining) e di Academic Analytics. Propone, perciò, un criterio di distinzione secondo lo scopo specifico delle tre comunità di ricerca:

- a) Learning Analytics: ricerca e strategie di raccolta e visualizzazione dei dati incentrate sull'attività attuale a livello di docente e di studente.
- b) Academic Analytics: ricerca focalizzata sulla misurazione dell'efficienza organizzativa (business intelligence).
- c) Educational Data Mining: focalizzata su tecniche o metodi di data mining appropriati all'elaborazione dei dati che provengono da contesti educativi.

Facendo riferimento agli oggetti dell'analisi specifica e alle possibili ricadute sulle pratiche di miglioramento, Siemens propone invece la distinzione tra Academic e Learning Analytics, riservando all'Educational data Mining un ruolo trasversale, più orientato alle tecniche che allo scopo. Nell'Academic Analytics, il livello di analisi è prevalentemente istituzionale, e i modelli sviluppati informano le decisioni relative al management, alla governance, e allo sviluppo di *policy*, benchmark e altre iniziative nazionali e internazionali. La ricerca e i dispositivi di Learning Analytics, invece, generano dati utili ai docenti e agli studenti per la progettazione e la gestione dei percorsi e degli ambienti di apprendimento.

Siemens individua alcuni oggetti di analisi più diffusi nella comunità di ricerca sui Learning Analytics (2011):

- a) I dati dei tracciamenti delle interazioni a livello di corso, che supportano: l'analisi della rete sociale, l'analisi dei discorsi, lo sviluppo concettuale sul processo, l'attivazione di “curriculum intelligenti” (percorsi curriculari definiti semanticamente).
- b) I pattern di successo/insuccesso accademico, che possono indirizzare l'elaborazione di modelli predittivi, utili alle decisioni sulle strategie di supporto agli studenti (indicate, nel suo quadro di riferimento, come di responsabilità dei dipartimenti, perché implicano diverse dimensioni sulle quali un docente non può intervenire in autonomia)

Tra gli interessi che Siemens attribuisce come specificità dell'Academic Analytics si trovano una serie di obiettivi che fanno riferimento a dati che non sono (per ragioni strategiche manageriali), o non possono essere (per questioni normative o etiche), disponibili ai singoli docenti o ai “dipartimenti”, per esempio:

- a) I profili degli studenti, che possono contenere dati sensibili, dati anagrafici, e modelli di classificazione finalizzati alla comunicazione interna o al marketing.
- b) La performance dei docenti, considerando anche i dati amministrativi, le presenze, la puntualità, la partecipazione alle comunicazioni online.
- c) La gestione dei flussi informativi, tipica delle piattaforme di *business intelligence*.

## Erik Duval

---

L'approccio di Erik Duval alla definizione dell'ambito è basato sulla ricaduta della ricerca e dei dispositivi di Learning Analytics. Secondo l'autore, la raccolta di “tracce” lasciate dagli studenti, nell'ambito dei

Learning Analytics, dovrebbe essere funzionale all'utilizzo dei dati per l'*empowerment* degli studenti (Duval & Verbert, 2012). Questo approccio risalta il potenziale beneficio dei dispositivi informativi in relazione alle decisioni appartenenti alla sfera dell'autoregolazione intrapresa dagli studenti.

Secondo Duval, la specificità dell'Educational Data Mining è, invece, l'elaborazione di dati e di tracciati con algoritmi per la ricognizione di pattern e l'elaborazione di indicatori sulle azioni passate, con l'obiettivo di guidare gli studenti verso la "giusta direzione". Una giusta direzione, che, nel testo, è implicitamente definita come successo accademico.

La proposta di Duval, che giustificherebbe anche la nascita dei Learning Analytics come ambito diverso da quello dell'EDM, consiste nella creazione di *dashboard*, che visualizzino i dati in modo adeguato ad aiutare gli studenti a definire autonomamente le loro scelte nel processo di apprendimento: "*dashboards that put the learner in control*" (Duval, 2013).

L'autore è, inoltre, espressamente contrario all'adozione di sistemi di raccomandazione in ambito educativo. I sistemi di raccomandazione sono visti come pericolosi, perché potrebbero inibire le dimensioni generative dei processi decisionali, riducendoli alla semplice scelta tra le opzioni predefinite.

La sua posizione, più che una definizione, fa esplicito riferimento ai contesti di apprendimento che adottano principi di Open Learning, che hanno accompagnato i primi periodi di progettazione dei Corsi Massivi (MOOC) a livello internazionale, contemporanei alla diffusione dell'interesse per i Learning Analytics. I primi corsi massivi, infatti, erano gratuiti e prevalentemente basati su percorsi *self-paced*, spesso non completati dai partecipanti. L'impossibilità economica di disegnare proposte ad alto livello di interazione con esperti, tutor e docenti, ha aperto una corsa alla ricerca di soluzioni progettuali o di supporto in grado di potenziare

l'autonomia dei partecipanti nella gestione del proprio percorso di apprendimento.

## Rebecca Ferguson

---

Rebecca Ferguson, commentando la definizione di Siemens (2011), afferma che ci sono due aspetti fondamentali delle ricerche e dei dispositivi di Learning Analytics (Rebecca Ferguson, 2014):

- a) I dati utilizzati o utilizzabili sono preesistenti alle domande alle quali possono contribuire alle risposte.
- b) I dati utilizzati sono quelli “leggibili dalle macchine”.
- c) Le tecniche adottate posso gestire grandissime quantità di dati, difficilmente elaborati manualmente.

La sua riflessione fa riferimento ai Learning Analytics come nuovo settore disciplinare, anche se ancora alla ricerca dei “punti di riferimento fondamentali”, dato che ha “radici” in diversi altri settori, come la Technology-Enhanced Learning (TEL), la Business Intelligence, la Web Analytics, l'Educational Data Mining e i sistemi di raccomandazione.

Tra i fattori trainanti che hanno favorito il crescente interesse nei Learning Analytics, vengono considerate le nuove tecniche di analisi, fondate sulla *data science* e sugli aspetti gestionali dei *big data*, sui quali c'è un grande interesse in tutti i settori. L'augurio è quello di poter superare i limiti delle piattaforme di Learning Management System, che già dispongono di sistemi di tracciamento (registrazione) dei dati sulle interazioni o dei dati imputati, ma tendono a produrre report o modalità di visualizzazione poco adatti al supporto alle decisioni in chiave pedagogica.

Rebecca Ferguson individua un'altra opportunità offerta dalle tecnologie di Analytics in fase di sviluppo, o già adottate in altri settori: la



possibilità di attingere a un più ampio bacino di dati, esterno alle piattaforme LMS o gestionali, perché diverse delle attività svolte nei percorsi formativi online, o supportati dalle tecnologie, si svolgono in altri ambienti interattivi, distribuiti nella rete. Esempi di questi ambienti potrebbero essere: le videoconferenze, i wiki, i sistemi di clicker, i metaversi, gli spazi collaborativi per la costruzione di artefatti.

Considerando la sempre crescente adozione di ambienti e risorse per l'apprendimento online, invece, l'opportunità di miglioramento è individuata in termini di superamento di alcuni problemi conosciuti nell'ambito dell'e-learning. Capire "cosa sta succedendo" online, infatti, nei percorsi e ambienti per l'apprendimento, significa attingere a una serie di prodotti, messaggi, report sugli accessi, risultati di verifica, che spesso non rappresentano i processi partecipativi in modo adeguato. Il rischio è quello dell'overload di informazioni disconnesse tra loro. La valutazione del processo è particolarmente difficile nelle classi numerose, e in presenza di attività di apprendimento dialogiche, mentre la valutazione formativa richiederebbe metodi di analisi e di visualizzazione personalizzati, più idonei alla elaborazione di azioni di *scaffolding* e di feedback.

## Il report NMC Horizon

---

Il report NMC Horizon del 2014, individuando i nuovi trend di adozioni di tecnologia nel contesto della Higher Education, colloca i Learning Analytics nella categoria Time to Adoption, come "pronta per diffondersi immediatamente". Il report riconosce il valore di queste tecnologie, che potrebbero "potenzialmente aiutare a trasformare la *higher education*, da uno standard *one-size-fits-all*" a un modello flessibile, che risponda con disegni unici ai bisogni e agli interessi degli studenti (Johnson, Adams Becker, Estrada, & Freeman, 2014).

Nello specifico, valorizza le ricadute pratiche in termini di:

- a) Personalizzazione dei percorsi di apprendimento.
- b) Attivazione di “pratiche pedagogiche adattive”.
- c) Identificazione dei problemi di insegnamento e apprendimento in tempi brevi, che rendano possibile la loro risoluzione.

### Il report della commissione europea: *New modes of learning and teaching in higher education*

Il report *New Modes of Learning and teaching in Higher Education* (2014) riconosce che le tecnologie digitali hanno un enorme potenziale come agenti di cambiamento. Per questa ragione, le trasformazioni dovrebbero prendere forma con il contributo di “*educators*” e “*policy-makers*”.

Nel glossario del report, i Learning Analytics sono definiti con una affermazione di dipendenza da grandi collezioni di dati: “*collection, analysis and reporting of large datasets relating to learners and their contexts*” (High Level Group on Modernization of Higher Education, 2014).

Gli autori del report individuano, tra le opportunità offerte da queste nove tecnologie e approcci:

- a) Aiutare il sistema dell’Istruzione Superiore a customizzare gli strumenti per l’insegnamento.
- b) Sviluppare percorsi formativi più personalizzati.
- c) Catturare il “come sono coinvolti gli studenti” nei corsi, le loro interazioni con altri studenti, con le attività e con i contenuti, e come si mantengono gli apprendimenti a lungo termine.
- d) Fornire informazioni sui processi di apprendimento.
- e) Identificare gli studenti che rischiano il *dropout* in anticipo, per migliorare il livello di supporto.

## La Società scientifica SOLAR

---

La discussione sulle specificità dei Learning Analytics è tutt'ora al centro delle attenzioni di SoLAR (Society for Learning Analytics Research), l'associazione internazionale che promuove la ricerca e l'adozione delle pratiche finalizzate al miglioramento dei processi di apprendimento, con il contributo di questi dispositivi di analisi e visualizzazione.

SoLAR riconosce in pieno la caratteristica multidisciplinare delle ricerche, e assume, nella sua descrizione, una connotazione di rete - una rete interdisciplinare di ricercatori internazionali che stanno esplorando il ruolo e l'impatto degli Analytics sull'insegnamento, l'apprendimento, la formazione e lo sviluppo (SOLAR, 2018).

La società di ricerca non arriva a proporre una definizione compiuta di Learning Analytics, ma disegna un punto d'incontro, una zona di intersezione tra i diversi ambiti di ricerca che si occupano delle opportunità e dell'impatto sui vari scenari formativi ed educativi, connessi all' "esplosione di quantità e di qualità delle informazioni disponibili non solo a noi, ma su di noi". SoLAR promuove, inoltre, il contatto tra le realtà scientifiche, quelle dei produttori di piattaforme e dispositivi, i contesti della pratica educativa, e le richieste dei *policy makers*.

L'ambito delineato da SoLAR risalta il focus desiderato dei temi in discussione nella rete interdisciplinare, definendo come punto centrale delle pratiche, le sfide esistenti nella raccolta, analisi e produzione di report e nella visualizzazione di dati, con l'obiettivo specifico del miglioramento dell'apprendimento nei diversi contesti, compresi l'apprendimento informale, formale, e la formazione "on the job" (SOLAR, 2018).

## La società scientifica SNOLA

---

La prospettiva dell'uso dei dati per migliorare il sistema, evitando gli approcci *top-down*, che concepisce risorse e ambienti che supportano le decisioni dalla parte di tutti gli stakeholders in modo trasparente, è sostenuta anche dalla Spanish Network of Learning Analytics (SNOLA). In un articolo del 2018, SNOLA propone un commento puntuale sulla definizione di Siemens, elaborata da Jose Omedes. Le precisazioni di (Omedes, 2018) possono essere sintetizzate nei seguenti punti:

### 1) Dati

- a. Sono la materia prima per la generazione di *insight*.
- b. Possono provenire da diverse fonti.
- c. Sono raccolti prevalentemente mentre le attività e i processi di apprendimento avvengono.
- d. Dovrebbero contenere il minor numero di informazioni sensibili possibile.

### 2) Analisi

- a. È il processo che genera gli *actionable insights*.
- b. Non sono necessariamente basati su tecniche di big data.
- c. Adotta tecniche di Machine Learning (algoritmi matematici e statistici).
- d. La scelta delle tecniche dipende dalla quantità e dal tipo di dati disponibili.
- e. La scelta delle tecniche dipende dal focus/finalità dell'*insight* che si vuole produrre (descrittive, predittive, prescrittive).

### 3) Azione

- a. Supportare le decisioni che portano ad azioni è l'obiettivo ultimo di qualsiasi attività di Learning Analytics (*actionable data*).
- b. Le azioni stimulate dalla riflessione sui dati dovrebbero essere supportate dalle istituzioni che li rendono disponibili.
- c. L'azione che tiene conto delle informazioni tratte dai processi di analisi ha dei vincoli determinati dalla cultura organizzativa (*data-driven approach*)

## Punti salienti nella circoscrizione dell'ambito

---

### Learning Analytics come tecnica di osservazione indiretta

I riferimenti a “tracce” ed “attività”, negli approcci illustrati, punta verso la centralità dei dati che rappresentano l'interazione, nella ricerca e nelle piattaforme di Learning Analytics. Queste “tracce” sono raccolte nell'interazione con ambienti di apprendimento digitali, ma anche in modalità ubiqua, che contemplano la raccolta dei dati attraverso dispositivi di geoposizionamento, rilevatori di movimento, *eye-tracking*, video, sensori RFID, sistemi bibliotecari, social network. La raccolta dei dati diventa, perciò, atto contemporaneo al comportamento degli utenti (Drachsler & Greller, 2012), e le informazioni, recuperate in modo ininterrotto, sistematico, rispecchiano le azioni spontanee dell'utente.

Sotto la prospettiva dei metodi, quindi, la raccolta di dati con tecniche di Learning Analytics è riconducibile all'osservazione indiretta, legata a determinati contesti spazio-temporali, ma gli strumenti utilizzati nella stesura degli *insight* possono contenere algoritmi di machine learning in grado di trovare similitudini e regolarità che avvicinano la situazione sotto esame, o alcuni aspetti di essa, ad insiemi di dati appartenenti ad un

repertorio di esperienze esterne. Si intravede una possibilità di rendere disponibili dati che arricchiscano la dimensione descrittiva dell'osservazione e, allo stesso tempo, definiscano quadri diagnostici, statici o dinamici.

L'osservazione, nella pratica formativa, è una funzione conoscitiva (Trincherò, 2004) necessaria all'approfondimento delle situazioni di partenza negli "interventi", e alla regolazione dei processi. E', perciò, tanto più efficace quanto più sistematica, e richiede attenzione e documentazione costante.

### **Learning Analytics come tecnica documentale**

Allo stesso tempo, i dataset generati si offrono come documenti/fonti e strumenti per la ricerca e la valutazione ex-post, rendendo possibile la rilevazione di evidenze o la definizione di problemi che non erano previsti inizialmente dai progettisti dei dispositivi.

I modelli di analisi e la loro visualizzazione, però, non sono neutrali; sono a loro volta ispirati, o potrebbero esserlo, da ipotesi concettuali sulla relazione educativa, che definiscono le interazioni tra le "finestre" di decisione e di responsabilità: di chi apprende; di chi progetta risorse ed ambienti; di chi valuta i risultati; di chi facilita le attività di apprendimento.

### **La comunicazione dei dati come stimolo alle reazioni proattive**

Passare dalla ricerca e dai discorsi sulle opportunità offerte dai nuovi dispositivi, alla pratica, richiede la maturazione dei criteri di presentazione che favoriscono reazioni proattive (Brown, 2012). La comunicazione dei dati disponibile richiederebbe, inoltre, decisioni strategiche sul flusso informativo: se automatizzato o semi-automatizzato; se individuale o collettivo; pubblico o privato; sempre presenti o su richiesta; dati generici o personalizzati.

Supportare le decisioni nei processi di insegnamento e apprendimento presentando dati in ambienti mediati dalla tecnologia rimane una sfida. Non basta rendere disponibili i dati, se questi non sono percepiti come risorse utili alla gestione dei percorsi, o alla risoluzione di problemi specifici, dagli utenti delle piattaforme informative.

Il successo di queste iniziative dipende, perciò, dalla reazione dei docenti o dei progettisti, anche quando l'obiettivo di riprogettazione in itinere è perseguibile. Dipende anche dal livello di consapevolezza o di capacità di autoregolazione degli studenti, e, di conseguenza, dall'impatto psicologico che il dato comunicato avrà sulle loro rappresentazioni delle attività, della difficoltà dei compiti, della rilevanza degli obiettivi formativi, dei loro successi ed insuccessi.

### **I vincoli di significatività degli algoritmi in contesti specifici**

Rimane poco esplorata, per ora, la questione del rapporto tra le metodologie e i modelli di rappresentazione dei percorsi di apprendimento. I dati utilizzati ai fini di mapping delle attività potrebbero acquisire valore diverso in funzione, anche, delle strategie didattiche adottate.

Una operazione di costruzione di senso a partire dai dati dell'interazione, in ambito educativo, sarà possibile soltanto se il "catalogo" di riferimento potrà favorire l'analisi della coerenza tra gli *insight* prodotti e i modelli di azione attesi, descritti in chiave pedagogica. Sarebbe augurabile, perciò, poter fare la taratura del peso delle variabili nei modelli descrittivi, anche in termini della loro significatività nel contesto specifico. Questo potrebbe essere un obiettivo forte nel contributo della ricerca pedagogica all'ambito dei Learning Analytics.

Una prima proposta di criteri pedagogici per la costruzione di modelli matematici che abbiano parametri tratti dalle metodologie didattiche è stata

proposta da Pierre Dillenbourg, considerando metodologie “scalabili”, ossia, che possono essere adottate sia in corsi con pochi partecipanti che in corsi massivi (Prieto, Sharma, Dillenbourg, Jesús, & Rodríguez-Triana, 2016).

La proposta di Dillenbourg avvicina i metodi di rappresentazione tecnica dei dati a quella della rappresentazione dei percorsi e degli accadimenti nei processi formativi, con lo scopo di garantire la possibilità di “*real-time management*”. Nonostante la proposta sia tutt’ora padroneggiata soltanto dal suo gruppo di ricerca dell’*École Polytechnique* di Lausanne, l’esplicitazione degli schemi tecnici è disponibile in un libro distribuito nel 2016 dal titolo *Orchestration Graphs – Modeling Scalable Education*.

Il modello è costituito da operatori che rappresentano il flusso delle attività predisposte o tracciate (sequenze temporali e organizzazione sociale), e da una serie di vettori che attribuiscono proprietà descrittive della “idea pedagogica” (Dillenbourg, 2015) alle attività, o agli eventi che compongono il flusso delle interazioni – i “scenari pedagogici”.

La categoria di vettori “*preparation*”, per esempio, contiene i seguenti item: *prerequisite; ZDP; advanced organizer; motivation, anticipation, logistics, data collection*. La categoria “*generalization*” contiene item che fanno riferimento a processi cognitivi: *induction, deduction, extraction, synthesis, analogy, transfer, restriction*.

Il modello è maturato nel contesto della progettazione di MOOC, ambienti fortemente strutturati, e implica una fase di “*design for analytics*”, ossia, afferma il bisogno di procedere alla codifica degli strumenti e degli ambienti in funzioni del valore informativo delle tracce che possono essere raccolte dal sistema.

L’ambiguità nell’uso dei termini provenienti dalle “*Educational Sciences*”



Decisamente urgente, invece, a prescindere dal modello matematico o dai metodi di raccolta dei dati, l'allineamento della terminologia adottata nei concetti che orientano la produzione di *insights*. Nonostante l'uso di ontologie informatiche sia una pratica consolidata nella progettazione di ambienti informativi complessi (Bedini & Nguyen, 2007), non sembrano esistere al momento iniziative della comunità di ricerca sui Learning Analytics in questa direzione.

Il rischio evidente è quello della predominanza dei significati provenienti dall'ingegneria del software, in fase di sviluppo dei dispositivi, con la conseguente difficoltà di comprensione, o addirittura di fraintendimento dei dati, indotto da parole che hanno significati diversi nei vari domini della conoscenza.

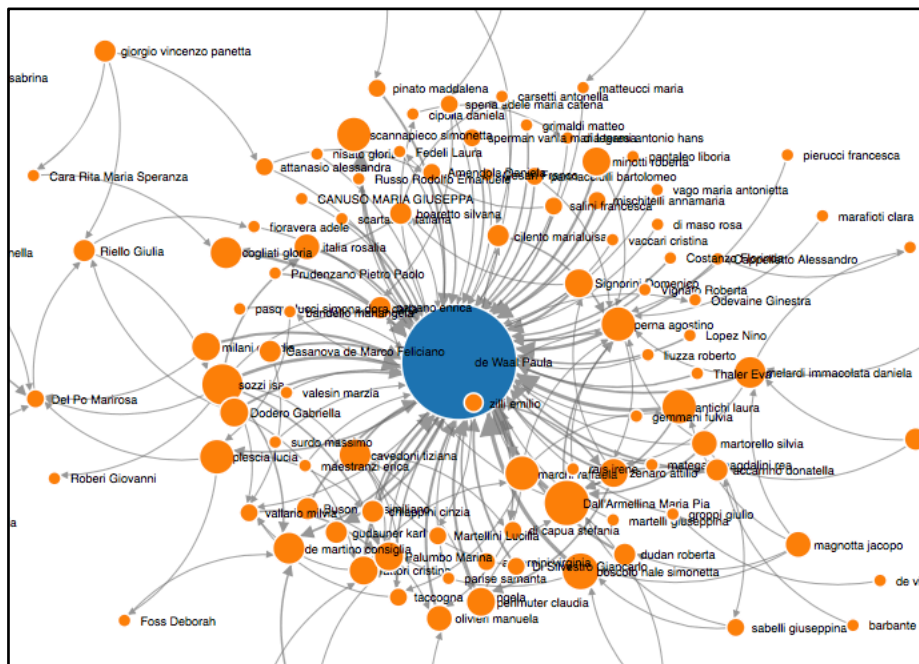
Si può ipotizzare, infine, un rischio futuro di impoverimento di termini già consolidati nelle ricerche delle scienze educative, provocato dalla diffusione di significati "alternativi" stereotipati, semplificati, o evidentemente reinventati, utili alla industria del software nella comunicazione del valore dei loro prodotti.

Questo rischio, non ancora affrontato in letteratura, è imminente. Le piattaforme commerciali, per esempio, attribuiscono lo scopo di supporto all'autoregolazione agli *insight* degli Student Dashboard, facendo leva quasi esclusivamente a variabili che rappresentano il "Time-on-task" (la puntualità delle consegne).

Dal momento in cui ho iniziato questo percorso di ricerca, ho cercato di chiedere, personalmente, a diversi autori di paper scientifici nei congressi, cosa intendevano per "*engagement*", e, nello specifico, quali erano i pattern di interazione individuati in grado di stabilire profili di "*engagement*", un concetto onnipresente nell'interfaccia delle dashboard. Ogni Educational Data Scientist si è stupito quando ho fatto la domanda. La risposta, per loro, era talmente ovvia da non meritare ampie discussioni: l'"*engagement*" è la

quantificazione dei click, a prescindere dai pattern o dalla loro interpretazione.

Prendiamo come esempio più complesso la seguente immagine, che rappresenta l'interazione in un forum, utilizzando il plugin Forum Graph per Moodle ([https://moodle.org/plugins/report\\_forumgraph](https://moodle.org/plugins/report_forumgraph)).



**Figura 9 - Rappresentazione dell'interazione nel forum**

I nodi sono i partecipanti del forum, la dimensione dei nodi corrisponde al numero di messaggi di un partecipante e le linee indicano i livelli di interazione tra i partecipanti in un forum. Il colore blu è assegnato ai docenti. Il forum consisteva in una richiesta breve fatta dal tutor, non era dedicato ad una discussione. Senza questo dato di contesto sembrerebbe che alcuni dei partecipanti sono più attivi che altri, ma i nodi grandi con relazioni dirette verso il docente rappresentano errori di invio dei messaggi (persone che suddividono il contenuto o spediscono due volte lo stesso messaggio). I nodi in periferia sembrano essere delle risposte ai nodi precedenti, ma anche qui c'è il rischio che la rappresentazione sia

semplicemente topografica e non di contenuto perché il link “risponde” è presente sia nel messaggio di attivazione che nelle risposte, e gli utenti meno esperti non prendono in considerazione le possibili posizioni dei loro contributi nella sequenza delle risposte. Per capire se un partecipante è “coinvolto” nell’evento, chi analizza i dati potrà avere questo grafo come punto di partenza ma non come sintesi della partecipazione. Sarebbe necessario capire se i messaggi sono originali; se sono sufficientemente lunghi per essere configurati come contributo o se sono semplici saluti; se il partecipante non si limita a scrivere il suo messaggio ma legge anche quello prodotto dagli altri.

Alcune volte ho osato chiedere ai colleghi che presentavano i loro lavori, come era possibile distinguere il numero di accessi ad una risorsa, fatto da una persona che l’ha rivista ai fini di consultazione, dallo stesso numero di accessi fatto da una persona con difficoltà tecniche, o da un utente che cliccava ogni volta la stessa risorsa perché aveva salvato un segnalibro per l’ingresso in piattaforma. Non ho ancora avuto una risposta. Per ora, rispondevano, non abbiamo ancora considerato questo – “è un buon suggerimento per i progetti futuri”. Tecnicamente, non è impossibile, ma sarebbe necessario cercare i pattern nelle sequenze dei processi interattivi e non nella tipologia di evento – un altro compito per la ricerca pedagogica?

---

# 5 - L'implementazione di dashboard

---

## Vincoli strategici e Normativi

---

La composizione di dashboard per la visualizzazione dei dati di supporto alla decisione è il versante comunicativo delle ricerche sui Learning Analytics. La Data Visualization è una operazione complementare all'analisi, senza la quale l'obiettivo di supporto contestuale "on time" dei dispositivi non potrebbe essere raggiunto (Volaric & Ljubic, 2017).

Oltre le questioni che possono riguardare i principi generali del design e dell'interazione web, si aggiungono dei fattori strategici e normativi tra quelli che orientano le scelte di accesso e visualizzazione, per esempio:

- a) La data Governance – l'insieme di criteri e processi di distribuzione dell'autorità, dell'influenza e delle decisioni accademiche, comprese quelle degli studenti (Elouazizi, 2014).
- b) La protezione della privacy – l'insieme di norme che guidano la gestione e la condivisione dei dati relativi alle singole persone, come i dati anagrafici, la carriera, il tracciamento delle interazioni (Sclater, 2016).
- c) Le ipotesi di reazione all'informazione – l'insieme di scenari che i progettisti immaginano come possibili reazioni alla presentazione dei dati. Questo porta a delle domande, per esempio, sull'opportunità e sui rischi di presentare ad uno

studente i suoi dati, comparandoli con quelli della classe. Incide anche sulle scelte grafiche, come il colore e le metafore visive, che attribuiscono un livello interpretativo ai dati (Arnold & Pistilli, 2012).

Nella pratica, questo significa che non tutti i dati esistenti andranno ad alimentare le visualizzazioni che compongono le *dashboard*. Ci sarà sempre una selezione a priori che definisce:

- a) quali tipi di dati potranno informare gli algoritmi che corrisponderanno alle visualizzazioni;
- b) quali dataset potranno essere incompleti o parziali, perché dipendenti da opzioni di *opt-in* e *opt-out* dalla parte del portatore di diritto o di interesse a condividere i propri dati;
- c) chi potrà accedere a quali tipi di dati;
- d) quando e per quanto tempo i dati saranno disponibili;
- e) quali dati saranno presentati come risultati statici, quali saranno presentati come ambienti per l'esplorazione, quali possono essere soggetti a parametrizzazioni personalizzate fatte dall'utente;
- f) se e quando utilizzare più canali per la comunicazione di dati ritenuti rilevanti, oltre le dashboard, come gli avvisi per e-mail e sms, i *warning* incorporati nelle piattaforme e-learning al primo login.

Consideriamo, come esempio, una situazione decisionale in cui si trovano spesso i docenti: la valutazione in itinere. Una istituzione potrebbe decidere che il docente non deve avere accesso ai dati del libretto di valutazione dei suoi studenti che riguardano altri insegnamenti o “altri tempi”, per evitare i bias di valutazione, in senso positivo o negativo. Se la stessa istituzione considera il docente tra le figure che contribuiscono alle azioni preventive di supporto agli studenti a rischio, invece, potrebbe ritenere utile la condivisione di altri dati con i docenti, ai fini di rendere

possibile la diagnosi dei problemi e la collaborazione del team per la loro risoluzione.

Nel caso in cui ci siano limiti normativi alla condivisione dei dati personali degli studenti con i docenti, l'istituzione potrebbe scegliere di creare figure e servizi ad hoc per il supporto agli studenti: tutor, mentor, *career counselor*.

Per questa ragione, le piattaforme avanzate per i Learning Analytics hanno una architettura complessa, che va oltre la selezione e il calcolo dei dati, e richiede l'allineamento a norme e standard di sicurezza, di protezione dei dati, di interoperabilità dei sistemi. Allo stesso tempo, devono poter offrire la massima flessibilità di configurazione dei permessi di visualizzazione e degli insiemi di dati visualizzati per ciascuna categoria di utenti autorizzata.

Una serie di problemi tecnici impedisce, per ora, l'utilizzo pervasivo di dispositivi di Learning Analytics sviluppati inizialmente ai fini di ricerca. Molto spesso sono prototipi funzionanti, che non raggiungono la maturità tecnica richiesta dalle normative, se adottati in contesti reali. Con l'obiettivo di garantire l'allineamento a questi requisiti, nell'ambito di questa ricerca, è stata adottata la piattaforma Intelliboard, un prodotto commerciale pienamente compatibile con le piattaforme LMS Moodle utilizzate nelle tre organizzazioni, che hanno autorizzato l'installazione del plugin in server attivi (quelli effettivamente utilizzati per la gestione dei servizi).

Le due piattaforme sono, inoltre, aggiornate alle richieste del Regolamento europeo UE 2016/679 in materia di protezione dei dati personali (GDPR). La consultazione delle dichiarazioni di conformità è disponibile nei seguenti indirizzi:

1. Moodle: <https://docs.moodle.org/35/en/GDPR>
2. Intelliboard: <https://intelliboard.net/privacy>

## Report e Learning Analytics in Moodle

Moodle è una piattaforma open source di Learning Management Systems, tra le più utilizzate nelle Università italiane e nella ricerca sulle tecnologie didattiche. L'ultima versione della piattaforma ha introdotto un motore di Machine Learning in back-end, che renderà possibile in futuro la predisposizione di modelli avanzati di Learning Analytics. I modelli installati sono modelli di esempio, che contengono indicatori e alcuni parametri di calcolo configurabili dagli amministratori del sistema:

1. un modello predittivo del *dropout*, con indicatori basati su un framework teorico di riferimento per il design dei corsi online, adatto solo ai corsi allineati a quella proposta di design - Community of Inquiry (Garrison, Anderson, & Archer, 2000).
2. un modello che individua i corsi nei quali non c'è attività recente dei docenti.

**Edit "Students at risk of dropping out" model**

Enabled

Indicators

- Assignment cognitive
- Assignment social
- Book cognitive
- Book social
- Chat cognitive
- Chat social
- Choice cognitive
- Choice social
- Database cognitive
- Database social
- Feedback cognitive
- Feedback social
- Folder cognitive
- Folder social
- Forum cognitive
- Forum social
- Glossary cognitive
- Glossary social
- Label cognitive
- Label social
- Lesson cognitive
- Lesson social
- LTI cognitive
- LTI social
- Page cognitive
- Page social
- Quiz cognitive
- Quiz social
- File cognitive
- File social
- SCORM cognitive
- SCORM social
- Survey cognitive
- Survey social
- URL cognitive
- URL social
- Wiki cognitive
- Wiki social
- Workshop cognitive
- Workshop social
- Course potential cognitive depth
- Course potential social breadth

Search

Time-splitting method

**Figura 10 - Configuratore del modello predittivo del dropout in Moodle**

Moodle ha anche una serie di *dashboard* per gli studenti, che hanno scopi misti, e definiscono spazi personali a partire dai quali possono reperire tutti i loro dati anagrafici, le scadenze di consegna dei compiti, i badge ricevuti e i calendari dei corsi. Questa *dashboard* è stata integrata da un dispositivo che indica lo stato di avanzamento, per ciascun corso in cui lo studente è iscritto.

Tutti gli altri dati sulle interazioni degli studenti sono presentati in vari formati e in diverse aree dei corsi o della piattaforma: quelli che possono essere disabilitati, sono installati come blocchi informativi; quelli che riguardano la partecipazione sono contenuti in report che richiedono una interrogazione per essere reperiti ed esportati; quelli che corrispondono a consegne o a voti, sono aggregati in pannelli specifici, reperibili all'interno delle singole attività.

La piattaforma dispone anche di una serie di opzioni di configurazione che possono rendere visibili, attraverso l'uso di icone, contestualmente, informazioni sullo stato di completamento o superamento del voto minimo nelle attività.

## Configurare i corsi per la generazione di dati rilevanti

Il Log System di Moodle traccia ogni click, l'ora del clic, il tipo di azione (se in scrittura o lettura), oltre ai riferimenti dettagliati sui contesti in cui avvengono le azioni. Perché questi dati possano essere utilizzati anche da algoritmi predittivi e da parametri “cari” alla comunità di ricerca sul Learning Analytics, però, è necessario che i corsi siano configurati dagli utenti per generare queste informazioni. L'affermazione sembra ovvia ma, nella pratica, non lo è. I problemi incontrati nei corsi analizzati riguardano i seguenti aspetti di configurazione dei corsi e delle attività, che, in questa sede, non saranno mappati verso le piattaforme specifiche, dato che l'obiettivo è individuare gli aspetti rilevanti in fase di implementazione:



1. Tracciamento dei tempi dell'interazione
  - a. Configurazione errata o mancanza di configurazione delle date di consegna e di completamento delle attività.
  - b. Mancanza di configurazione della durata del corso (data di inizio, data di conclusione).
  - c. Assenza di configurazione delle variabili che permettono l'estensione dei termini di consegna o completamento.
  - d. Assenza di configurazione della data attesa per la consegna, disponibile in aggiunta alla data "ufficiale" di consegna.
  
2. Tracciamento dello sviluppo dei livelli di competenza raggiunti
  - a. Totale assenza di attivazione del sistema di implementazione di framework di competenza.
  - b. Attribuzione di competenze soltanto a livello complessivo del corso, senza associare le attività al framework di riferimento.
  
3. Tracciamento del completamento delle attività e dei corsi
  - a. Totale assenza di attivazione del tracciamento del completamento delle attività.
  - b. Configurazione inaccurata del completamento nelle singole attività o risorse, con la conseguente registrazione di completamento al primo click.
  - c. Configurazione di parametri di completamento non necessari per le attività e le risorse non obbligatorie, con la conseguente impossibilità di raggiungere il completamento formale del corso senza consultarle.
  
4. Tracciamento di attività allestite con plugin proprietari

- a. Il plugin non offre la possibilità di configurare criteri temporali.
  - b. Il plugin non offre la possibilità di configurare risultati attesi (competenze).
  - c. Le attività svolte dopo l'accesso alla prima pagina hanno luogo in altri siti o non sono tracciate, neanche localmente, per esempio: video, esercizi interattivi, videoconferenze.
5. Politiche di gestione delle aree interattive/corsi e degli utenti
- a. Mancata distribuzione degli studenti in corrispondenza alle “corti” o alle edizioni dei corsi, che possono avere dei criteri diversi di completamento e superamento.
  - b. Mancato inserimento di dati alternativi sul completamento nei percorsi personalizzati che implicano l'esonero di attività, per esempio per crediti riconosciuti.
  - c. Riutilizzo dei corsi allestiti annualmente, cancellando i dati dell'anno precedente, invece di utilizzare criteri di accesso condizionale o corti, con la conseguente perdita di dati funzionali al training degli algoritmi di machine learning, o funzionali al monitoraggio complessivo delle attività dello studente lungo la sua carriera.
  - d. Accumulo di ruoli per uno stesso utente, nella stessa categoria di corsi o in un corso specifico, anziché la configurazione di profili ad-hoc o l'uso di ruoli simulati, con il conseguente impatto sui calcoli percentuali relativi alle attività distribuite per ruolo.
  - e. Attribuzione di ruoli a ospiti, ricercatori e figure di sistema che risultano conteggiati fra docenti/tutor o studenti, senza utilizzare le funzionalità che li escludono da queste categorie.
  - f. Assenza di configurazione del registro delle valutazioni, con la conseguente errata distribuzione del “peso” di

- ciascuna attività nella media complessiva ai fini di tracciamento da dispositivi di learning analytics, dato che i criteri e i voti finali sono calcolati e registrati altrove.
- g. Nei corsi blended, assenza di informazioni strutturate sulle presenze e sulle attività calendarizzate o svolte offline, che può rendere fuorviante l'interpretazione dei dati delle interazioni online. Per esempio: una risorsa può risultare poco consultata ma è già stata condivisa in aula; un corso può sembrare poco interattivo ma l'attività collaborativa è svolta in classe.
  - h. Assenza di configurazione delle capabilities dei “non studenti” perché non siano conteggiati nei calcoli relativi ai voti, con la conseguente inclusione delle interazioni dei progettisti, amministratori e docenti, fatte con l'obiettivo di conoscere o verificare l'installazione, nel calcolo delle medie, mediane, completamento, conclusione, frequenza, numero di tentativi.

L'eterogeneità delle scelte di configurazione dei corsi può avere come conseguenza, quindi, l'impossibilità di adozione di modelli avanzati di Analytics che fanno ampio riferimento alle sequenze delle azioni, ai risultati attesi, e ai vincoli temporali che determinano la classificazione dei casi (machine learning) o dei cluster (algoritmi).

Criteri come il *time to task*, per esempio, sono utilizzati nei modelli predittivi di prevenzione dell'abbandono o nell'analisi dei pattern di interazione diagnostici utili alla riprogettazione delle esercitazioni. Lo stesso vale per il calcolo dell'assenza di attività, che richiede una data di riferimento, o della profilazione degli studenti secondo la durata delle loro attività, in cerca di correlazioni tra processi interattivi e risultati ottenuti.

**Figura 11 - esempio di errore per mancanza di dato: il modello predittivo di dropout non può essere applicato perché non è configurata la data di termine dei corsi (UNIVE/2018)**

Ogni calcolo matematico o statistico, perché sia affidabile, richiede un set minimo di dati di riferimento che sia consistente. Quando le visualizzazioni sono immediate e automatizzate, dovrebbero essere presenti, contestualmente, informazioni sull'impatto dell'eterogeneità dei criteri di configurazione dei corsi e delle attività sui risultati dei calcoli, per evitare che l'interpretazione dei dati sia decontestualizzata.

Analizziamo, come esempio, un report che compara i livelli di partecipazione nei forum di un corso. Il report è stato prodotto utilizzando Intelliboard e i dati di un corso della Fondazione Scuola Sanità Pubblica, con le variabili di tracciamento dei temi e delle date attivate. Uno dei forum ha un numero di messaggi enormemente superiore a tutti gli altri. L'interpretazione dei dati, in questo caso, è favorita dalle strategie di attribuzione di titolo ai diversi forum. Quelli dedicati alle risposte di chiarimento sui contenuti contengono l'espressione "Forum", quelli intesi

come attività di apprendimento, contengono l'espressione "Esercitazione". Se i primi hanno un bassissimo livello di partecipazione, questo può significare che i contenuti dei corsi e delle consegne era chiaro. Un risultato, in questo caso, positivo!

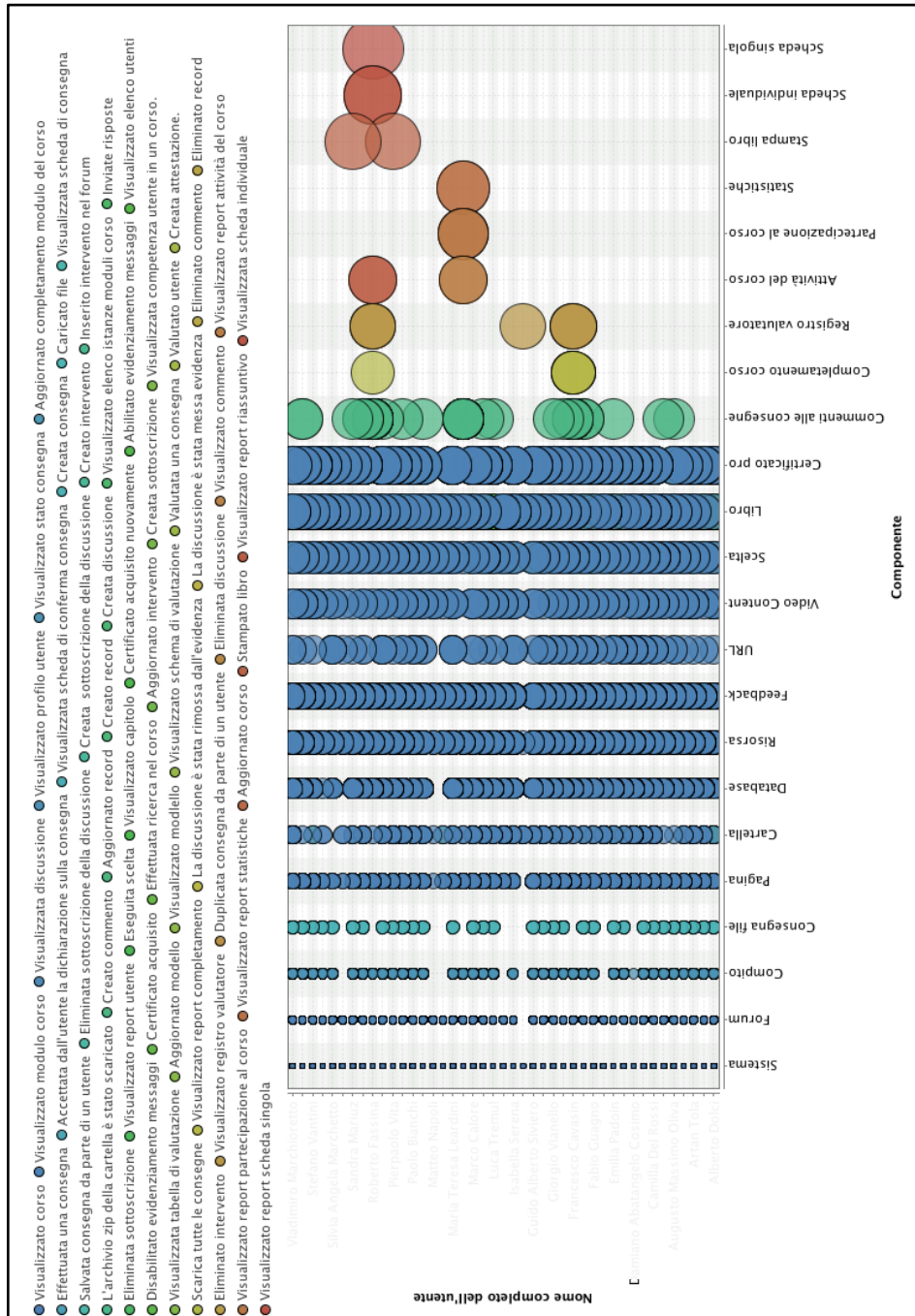
The screenshot shows a dashboard titled "Forum Posts Performance" with a search bar, a filter for "[CORSI 2018 ...]", and a table of data. The table has columns for Course Name, Forum Name, Average # Of Post(s) Per Month, Average # Of Post(s) Per Week, Average # Of Post(s) Daily, Most Active Time Of Day, Most Active Week Of The Month, and Most Active Day.

Course Name	Forum Name	Average # Of Post(s) Per Month	Average # Of Post(s) Per Week	Average # Of Post(s) Daily	Most Active Time Of Day	Most Active Week Of The Month	Most Active Day
Iutor MMG	complessa						
La formazione dei Tutor MMG	Forum M2: La coerenza tra attività e risultati attesi	8.67	1.73	0.25	9-12-h	Week 4	Sunday
La formazione dei Tutor MMG	Forum M3: Progettare l'attività didattica in contesto reale	8.33	1.67	0.24	9-12-h	Week 1	Sunday
La formazione dei Tutor MMG	Esercitazione 4: setting, accoglienza, briefing e debriefing	204	25.5	3.71	21-24-h	Week 2	Saturday
La formazione dei Tutor MMG	Forum M4: La microprogettazione	2.67	0.53	0.08	15-18-h	Week 3	Tuesday
La formazione dei Tutor MMG	Forum M5: Il patto formativo	3.67	0.73	0.11	15-18-h	Week 3	Friday

**Figura 12 - Comparazione dei livelli di partecipazione nei forum**

Perché i dati siano affidabili, anche ai fini di semplice produzione di report, sarebbe necessario adottare linee guida accurate per la configurazione delle attività, dei corsi, e dei sistemi di learning management system. Questo non significa però, che i corsi e le attività debbano ubbidire a dei format sul piano della progettazione didattica. L'obiettivo è quello di predisporre le condizioni necessarie perché queste attività siano ben rappresentate nel log system (sistema di registrazione delle interazioni e degli eventi), nei report, e nelle visualizzazioni delle *dashboard* e delle icone contestuali.

Figura 13 - esempio di visualizzazione con specificazione delle azioni/eventi tracciate da Moodle (FSSP/2018)



I dispositivi di Learning Analytics, anche quando validati dalla ricerca, usano i dati disponibili, e i dati disponibili dipendono dai dati tracciati delle piattaforme che gli forniscono i dati grezzi. Prima di adottare i dispositivi, però, è necessario fare un periodo di prove per verificare se i dati calcolati e visualizzati come *insight* sono coerenti con altri output dei sistemi di riferimento. Le discrepanze possono avere diverse origini, oltre il modello di calcolo, comprese le preferenze del gestore.

La pianificazione dei flussi informativi introdurrà nel processo alcuni filtri per la selezione dei dati, che possono variare in funzione dell'*insight* progettato. Nel caso di variazioni sarebbe necessario renderle esplicite nel momento della visualizzazione.

Una variabile semplice come “corso”, per esempio, può essere conteggiata secondo diversi criteri. Considerando sempre Moodle, potrebbero esserci criteri di esclusione desiderati: corsi nascosti già svolti (non visibili nei cataloghi), possono contenere dati e pattern interattivi che documentano le attività pregresse ma se non sono ancora svolti e senza studenti, dovrebbero poter essere ignorati nel conteggio delle attività, se necessario. Per il sistema, in assenza di altre informazioni, un “corso nascosto”, è un corso con accesso limitato agli amministratori, progettisti e docenti. La ragione perché è nascosto potrebbe essere un dato rilevante ai fini di analisi dei dati.

Un altro esempio riguarda gli utenti. Gli utenti possono essere attivi in piattaforma ma inattivi in un corso, potrebbero essere sospesi ma rimanere iscritti. Il concetto stesso di attività può dipendere dal periodo, dalla durata dell'interazione, o dal tipo di attività registrato nei log. Basta pensare al primo ingresso in piattaforma. Vogliamo considerare questo dato come indicatore di attività? Oppure escludiamo chi ha solo fatto la registrazione e non ha ancora preso in visione nessuna risorsa? Da un punto di vista del periodo, se un mese è di vacanza, come facciamo per escluderlo dal calcolo di inattività?

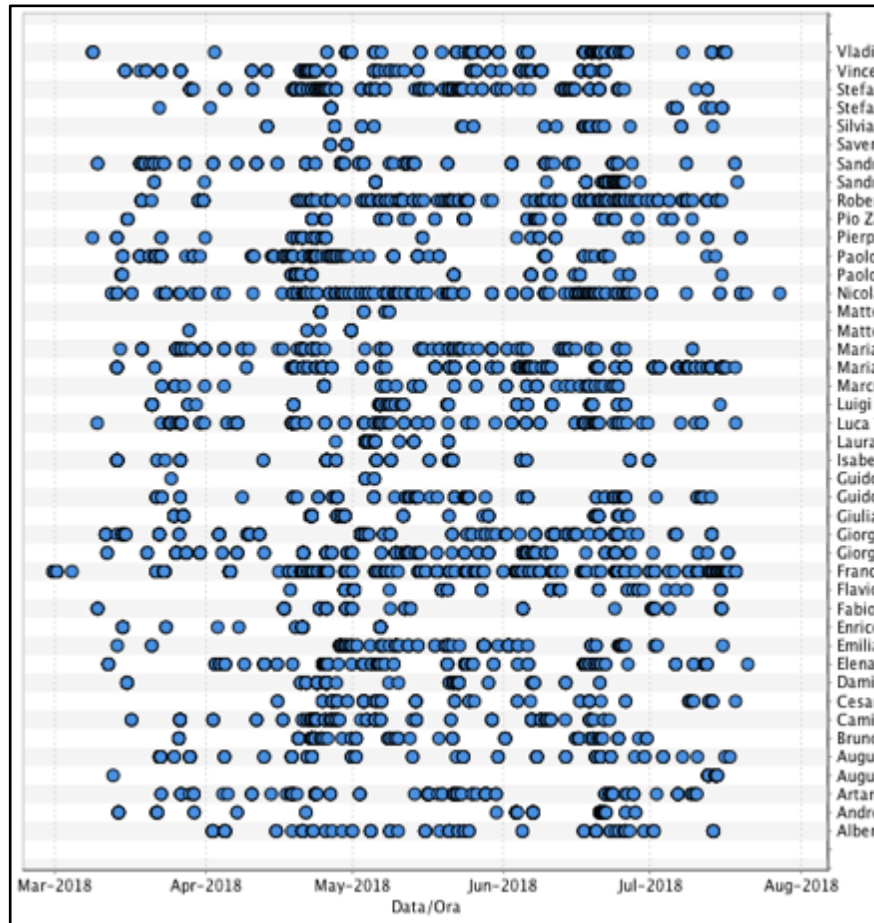


Figura 14 - esempio di mappa temporale delle interazioni dei partecipanti (FSSP/2018)

Le possibilità di perfezionamento dei criteri di reperimento dei dati sono previste dai produttori di piattaforme per i Learning Analytics ma di solito sono servizi aggiuntivi. I dispositivi più evoluti arrivano con una serie di parametri a scelta, configurabili dagli utilizzatori stessi. In Intelliboard, per esempio, è possibile scegliere quali profili di utenti esistenti in piattaforma saranno conteggiati come docenti o come studenti; è possibile attivare o disattivare le variabili che fanno riferimento al tempo o escludere i dati di utenti e i corsi che abbiano alcune caratteristiche specifiche (predefinite dal plugin).



**LMS filters** [Close]

- Show deleted users
- Show suspended users
- Show [guest] user in reports
- Show not visible courses
- Show not active enrollment methods
- Show users with not active enrollment status
- Show not visible Activities/Resources
- Show only enrolled users
- Activity completion status (completed)
- Activity completion status (pass)
- Activity completion status (fail)
- Debug mode

Course/Category filter format

Course full name + Category name

[Cancel] [Save]

**Figura 15 - Esempio di configurazione di filtri di selezione dei dati (Intelliboard)**

Intelliboard permette, inoltre, l'assemblaggio dei report disponibili in sottoinsiemi, che saranno resi disponibili come widget, o incorporati nei cruscotti degli studenti, dei docenti e degli amministratori secondo criteri di

visualizzazione diversi. Seguono alcuni esempi di visualizzazioni disponibili ai coordinatori dei corsi, nella piattaforma di FSSP.

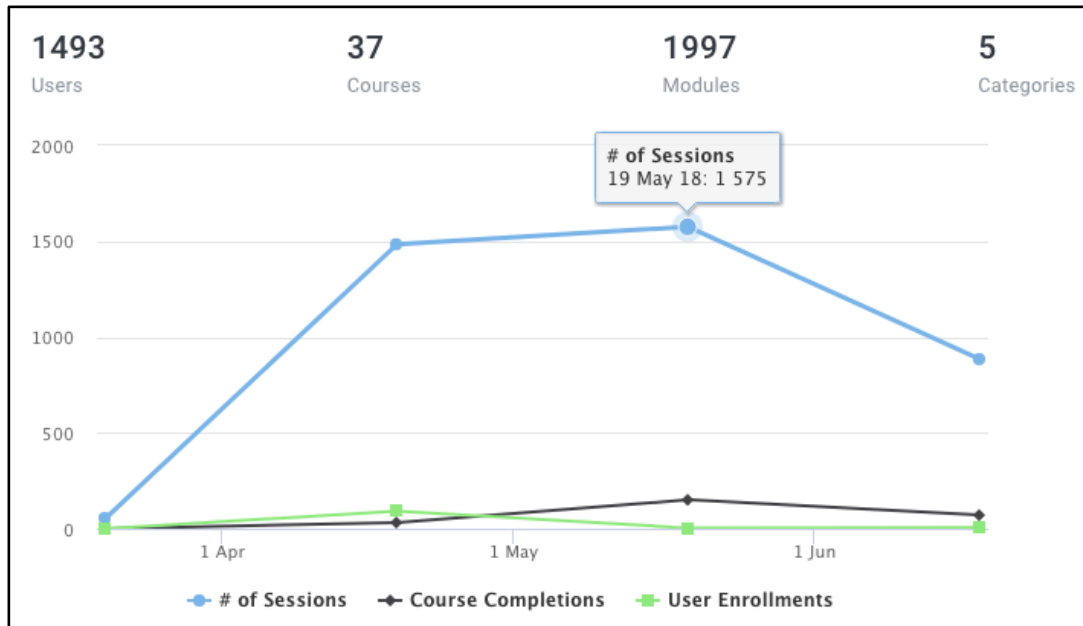


Figura 16 - Panoramica iniziale: iscrizioni, completamenti, numero di sessioni

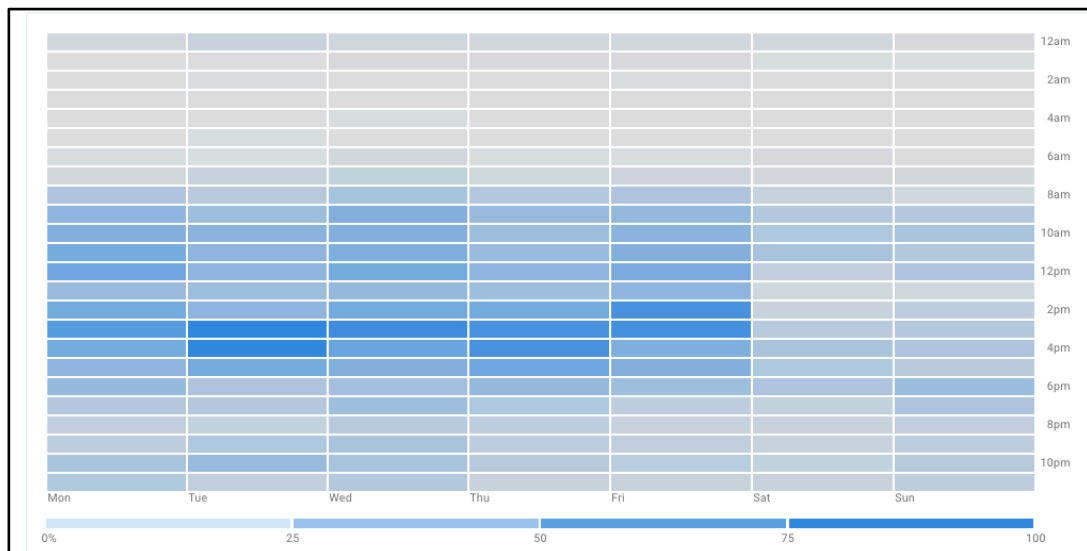



Figura 17 - numero di accessi per giorno della settimana e orari

	Progress	Score	Visits	Time Spent	Registered
lco		0	135	00:03:08	03/20/2017
rtellato		0	29	00:00:00	05/18/2017
ppi		0	87	00:25:58	05/18/2017
etto		0	56	00:00:00	02/25/2016
olini		0	205	00:00:00	04/28/2016
Maso		96	324	06:11:20	04/05/2018
ssso		91	325	00:01:42	06/12/2017
etto		99	787	11:32:26	04/05/2018
nà		100	132	00:00:00	02/06/2017
si		0	117	00:00:00	03/17/2017

Figura 18 - Attività dei partecipanti di un corso: avanzamento, voti, accessi, tempo dedicato, data di iscrizione



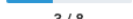
**Email:** demo.student1@demo.com

[Call demo](#) IT

[Send Email](#) 10/23/2015 11:48:00

[Highlight](#) 03/18/2018 14:26:11

**Learning Progress**

 3 / 8

---

Codice Fiscale: AOP56DC99FST22 Disciplina Cogeaps: Ostetrica/o

Professione: Ostetrica Professione con obbligo ECM: 1

---

**2.84 hours**

On Site


**2.25 hours**

On Courses

**1.72 hours**

On Activities

Course Completion



Enrolled Courses 3 / 4

Figura 19 - Dati di uno studente con distinzione tra varie categorie di tracciamento del tempo dedicato

## 6 – Ambienti per l'esplorazione delle fonti

### Modello 1: Network dinamici di co-occurrence e co-citation

Questa sezione consiste nella descrizione dettagliata dei parametri di generazione delle visualizzazioni interattive con VOS Viewer, utilizzando i Dataset prodotti per questa ricerca, secondo i criteri descritti nel Capitolo 1. Le variabili fanno riferimento alla versione 1.6.9 della piattaforma, che può essere reperita liberamente nel seguente indirizzo (2018): <http://www.vosviewer.com/download#Web%20start>.

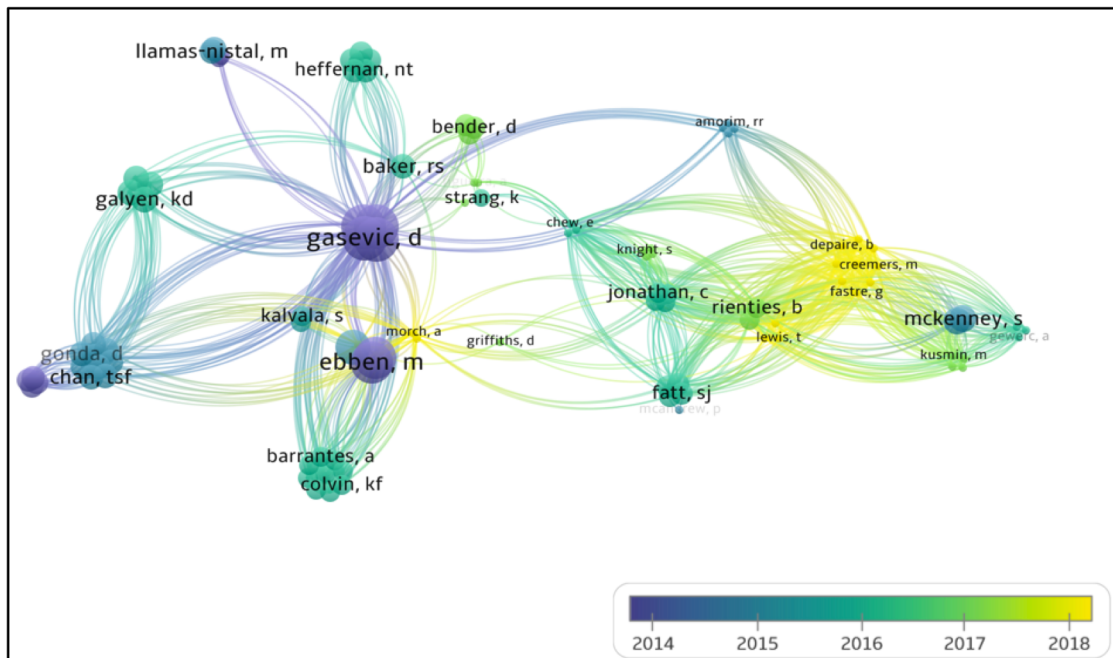


Figura 20 – Esempio di visualizzazione di co-citation, densità e distribuzione nel tempo

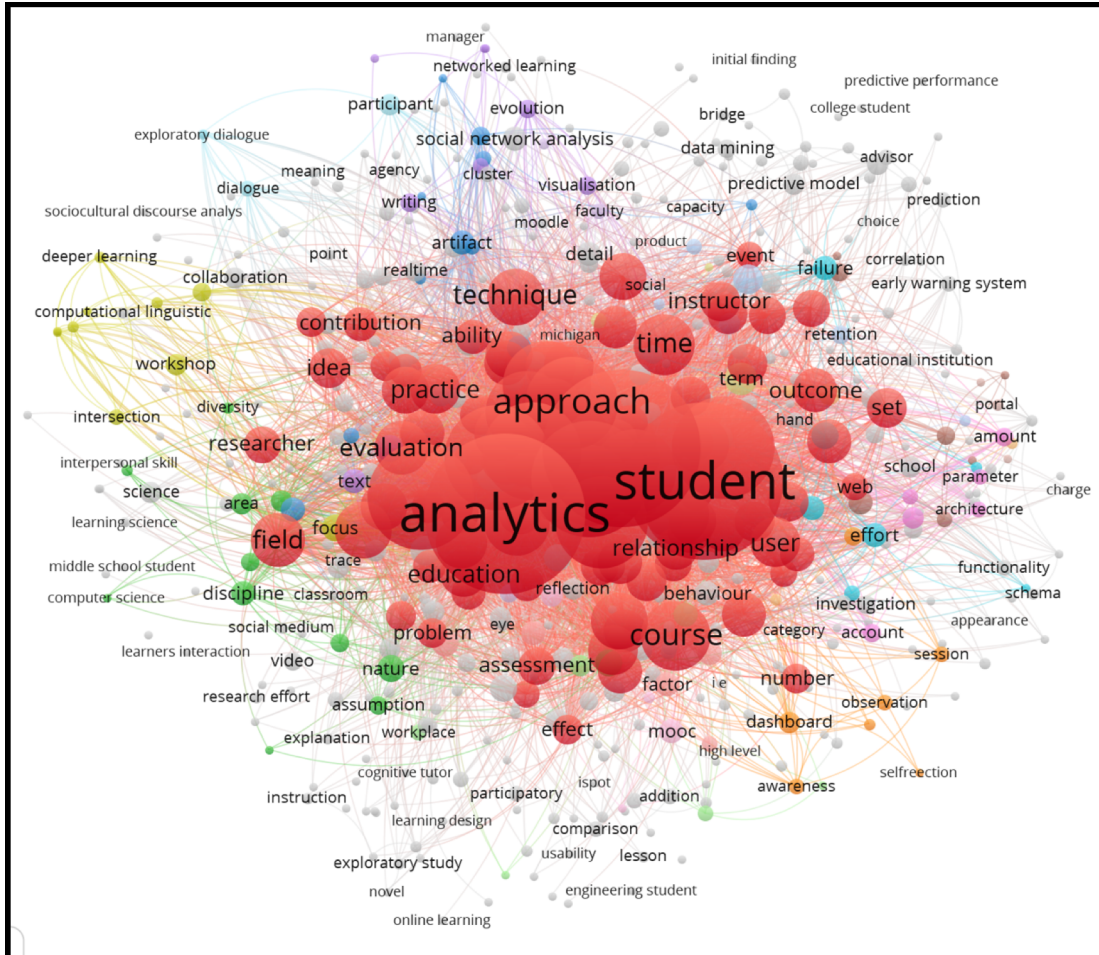


Figura 21 – Esempio di focus dinamico su cluster selezionato dei termini estratti da 1334 pubblicazioni scientifiche presenti in Web of Science (titoli ed abstract). I colori definiscono i cluster; le linee indicano la relazione di co-occurrence.

## Protocollo di configurazione delle variabili

### Analysis

Normalization: Method = Association Strength

Layout: Attraction = 2

Layout: Repulsion = 1

Parameters: Random starts = 1  
Parameters: Max. iterations = 1000  
Parameters: Initial step size: = 1  
Parameters: Step size reduction = 0.75  
Parameters: Step size convergence = 0.001  
Parameters: Random seed = 0

### **Clustering**

Resolution: 1  
Min. cluster size: 1; merge small  
Parameters: Random starts = 10  
Parameters: Iterations =10  
Parameters: Random seed = 0

### **Network**

Visualization: Scale = 1  
Visualization: Weights = Occurrences  
Labels: Size variation = 0.5  
Labels: Circles  
Labels: Max. length =30  
Labels: Font = Open Sans  
Lines: Size variation = 0.5  
Lines: Min. Strength = 0  
Lines: Max. lines = 1000  
Lines: Colored lines  
Lines: Curved lines  
Colors: Cluster Colors  
Colors: Customized RGB; white background

Archivi per la riproduzione dei preset, utilizzando come fonte di esempio il Dataset LAK 2011-2018

Mappa: lak\_bibliografic\_map.txt

Network: lak\_bibliografic\_net.txt

Numero di items che contengono relazioni di co-occorrenza: 118

Clusters: 7

Immagini per la verifica dell'esito dell'utilizzo del preset

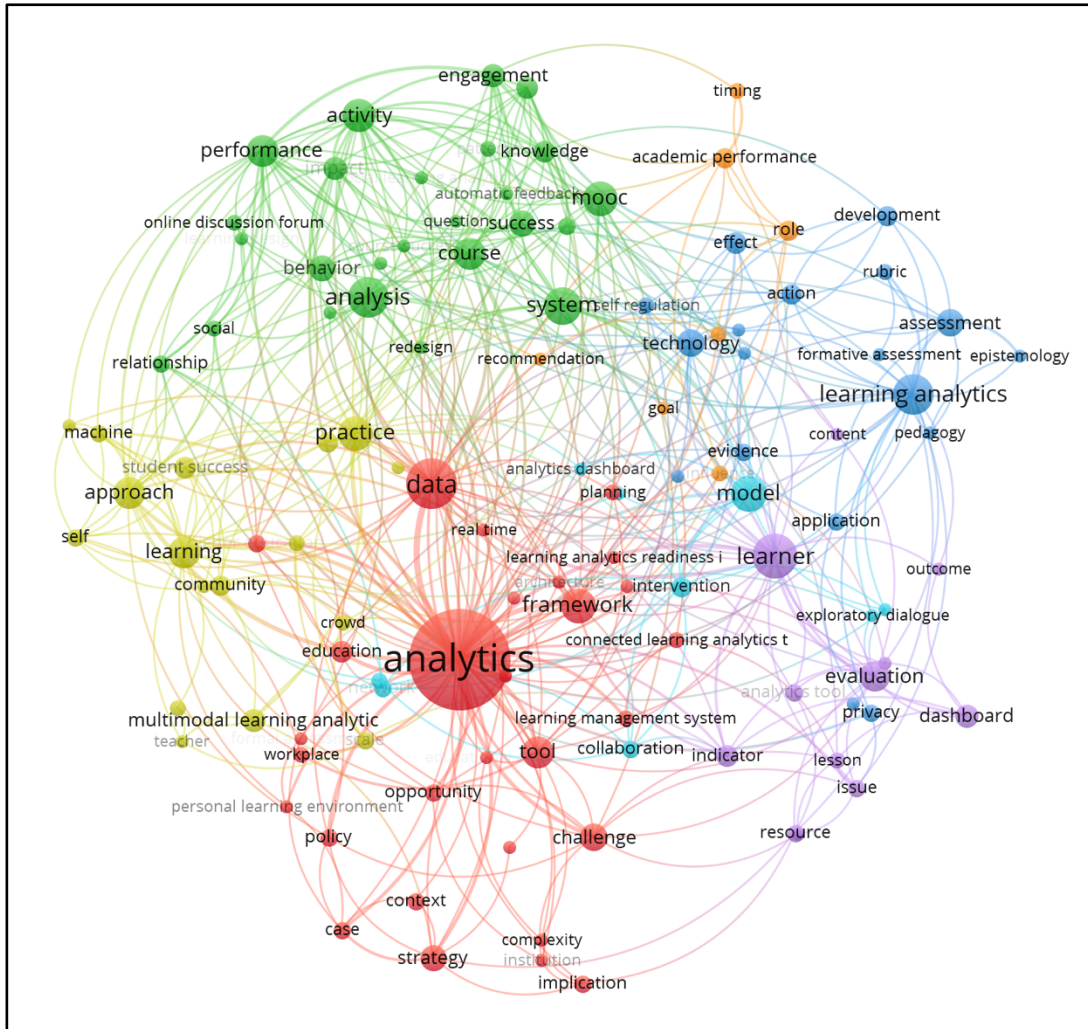


Figura 22 - Dataset LAK: visualizzazione iniziale (preset)

**Figura 23 - Cluster 1: colore rosso, 30 termini**



**Figura 24 - Cluster 2: colore verde, 25 termini**

**Figura 25 - Cluster 3: colore blu, 18 termini**

## Modello 2: Flusso di Text-Mining in formato Rapid Miner Studio

---

Questa sezione consiste nella descrizione dettagliata del flusso di text-mining e di data transformation applicato alla collezione di full paper per l'individuazione di termini o temi rilevanti non individuati con l'analisi dei metadata e degli abstract presenti nel dataset.

La piattaforma utilizzata è RapidMiner Studio Educational 9.0.000, che può essere reperita, con versione di prova, nel seguente indirizzo (2018): <https://rapidminer.com/>

### Protocollo di configurazione del flusso di text mining

#### **Estrazione dei testi**

I testi integrali degli articoli, pubblicati in formato PDF, sono stati trasformati in formato TXT utilizzando uno script nativo del programma Automator, di Apple, un editore di Apple Script: “Estrai testo PDF”.

#### **Classificazione delle fonti**

I testi in formato TXT sono stati riuniti in cartelle, per similitudine di tema, operazione necessaria nel caso in cui si desideri applicare algoritmi di machine learning. Il titolo delle cartelle diventa l'etichetta che rappresenta il tipo di “caso”, ossia, il tema delle ricerche. Per esempio, i capitoli del testo *The Handbook of Learning Analytics* (Lang, Siemens, Wise, & Gašević, 2017) potrebbe essere organizzato secondo i seguenti valori/classi: Applications, Foundational, Institutional, Techniques.

#### **Operatori utilizzati**

1. Process Documents from Files
  - a. Tokenize: non letters

- b. Transform Cases: lower cases
  - c. Filter stopwords (English)
  - d. Filter stopwords (Dictionary) - file creato ad hoc: stopwords.txt
  - e. Filter tokens by length: min chars 4, max chars 40
2. Store (word list)
  3. Store (vectors)
  4. Text to nominal
  5. Numerical to Binomial
  6. Write excel (lista di termini)
  7. FP Growth: min. support = 0.57; min. items per item set = 1, max. items per item set = 4; requirement decrease factor: 0.9.
  8. Create association Rules: criterion = laplace; min. criterion value = 0.8;
  9. Item Sets to Data
  10. Store (association rules)
  11. Write excel (association rules)

### **Dizionario – stopwords**

Sono state escluse dalle collezioni di termini le parole che hanno solo valore editoriale, per esempio: chapter; quelle che sono state spezzate, per esempio: tional; nomi di persone. Il dizionario è stato costruito progressivamente, ed include alcune espressioni che non sono state individuate come stopwords dal filtro standard.

Proceedings  
Chapter  
Handbook  
Abstract  
Keywords  
Journal  
Review  
society

Tional  
Ence  
Especially  
FERENCE  
Finally  
Further  
Fully  
Giving

Going  
Hence  
http  
https  
Ing interna  
International  
Likely  
Litics

Mad	Tend	Able
Make	Therefore	Others
Makes	Tion	Types
Ment	Tional	Inter
National	Tiven	Clear
Note	Tions	Made
Number	Therefore	Point
Occur	Thus	Relevant
Offer	Wide	Word
Paper	Widely	Fact
Papers	York	Given
Part	Using	Single
Poin	References	Described
Points	including	Found
Previous	Using	http
Primary	Conference	Types
Primarily	Introduction	Current
Prior	Abstract	Similar
Proceed	Aknowledgement	Various
Published	Aknowledgements	Means
Relatively	Keyword	Include
Routledge	Contribution	Critical
Seen	Result	Provide
Siemens	Results	Provides
Springer	Based	related
Take	Ways	Year
Takes	http	
Taking	Form	

Fonti bibliografiche (full text) utilizzate per l'individuazione di temi e concetti utilizzando il flusso di text-mining (Rapid Miner)

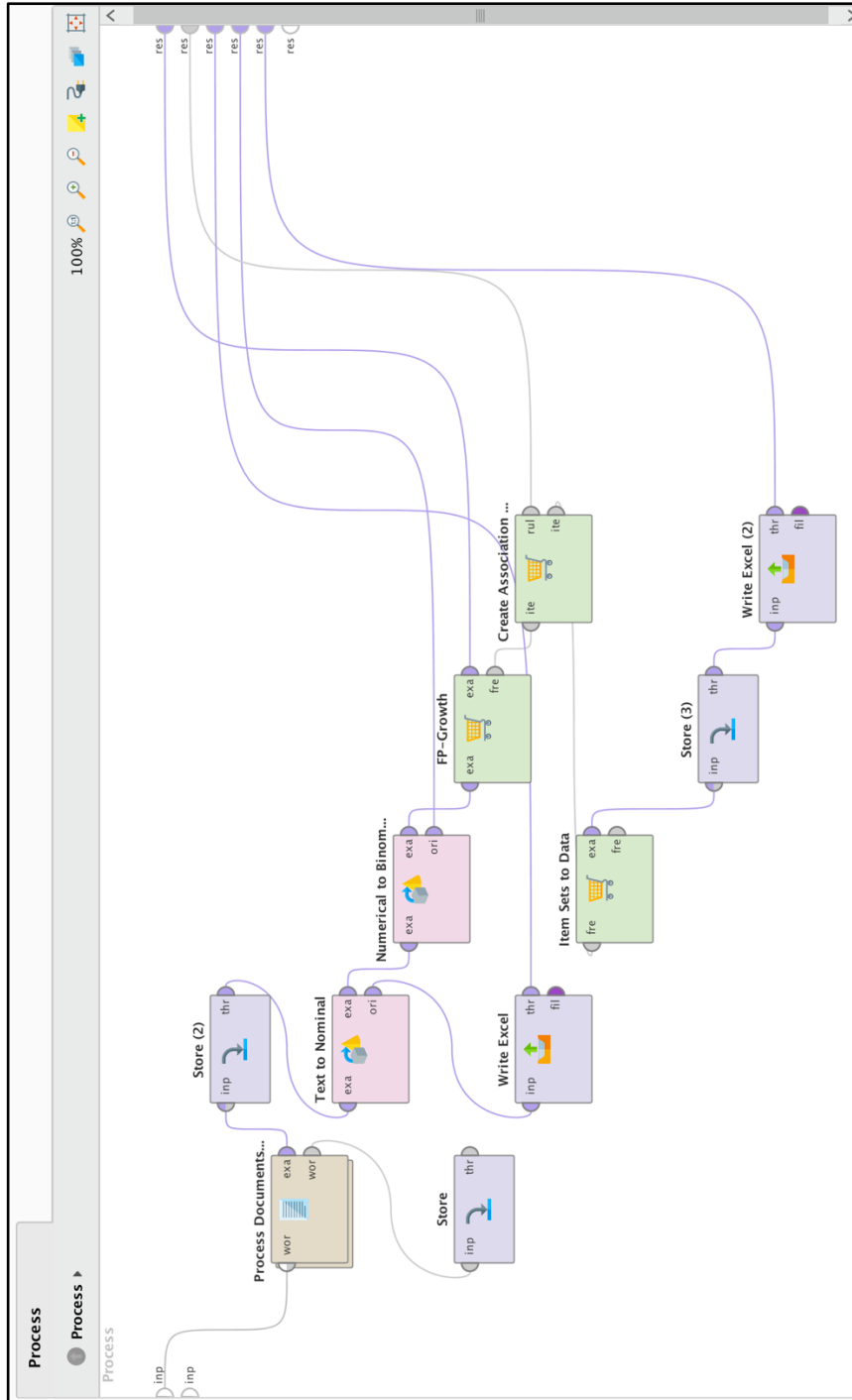
<b>Journal of Learning Analytics – UTS ePress</b>	
<b>Vol 5 No 2 (2018)</b>	Methodological Choices in Learning Analytics
<b>Vol 5 No 1 (2018)</b>	It's About Time: Temporal Analyses of Learning Data (Part 2)
<b>Vol 4 No 3 (2017)</b>	It's About Time: Temporal Analyses of Learning Data (Part 1)
<b>Vol 4 No 2 (2017)</b>	Shape of Educational Data
<b>Vol 4 No 1 (2017)</b>	Selected and Extended Papers from the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge
<b>Vol 3 No 3 (2016)</b>	Learning analytics tutorials
<b>Vol 3 No 2 (2016)</b>	Multimodal and 21st century skills learning analytics and datasets
<b>Vol 3 No 1 (2016)</b>	Ethics and privacy in learning analytics
<b>Vol 2 No 3 (2015)</b>	Selected and Extended Papers from the Fifth International Conference on Learning Analytics & Knowledge
<b>Vol 2 No 2 (2015)</b>	Learning analytics and learning theory
<b>Vol 2 No 1 (2015)</b>	Self-regulated learning and learning analytics
<b>Vol 1 No 3 (2014)</b>	Widening the Field and Sparks of the Future
<b>Vol 1 No 2 (2014)</b>	Selected and Extended Papers from the Third International Conference on Learning Analytics & Knowledge
<b>Vol 1 No 1 (2014)</b>	Inaugural issue

<b>LAK International Conference – ACM Digital Library</b>	
<b>LAK 18 (2018)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 17 (2017)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 16 (2016)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 15 (2015)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 14 (2014)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 13 (2013)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 12 (2012)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings
<b>LAK 11 (2011)</b>	International Conference on Learning Analytics and Knowledge proceedings

## Rappresentazione grafica del flusso di text-mining

La seguente immagine rappresenta i flussi, gli operatori e i punti di connessione che costruiscono il processo di text-mining in RapidMiner. Una volta costruiti i subset utilizzando testi integrali di pubblicazioni scientifiche, saranno create collezioni di termini che possono essere ulteriormente filtrate secondo i parametri disponibili in ciascun tipo di grafico. Gli archivi salvati in formato excel, invece, contengono tutti i dati che calcolano la frequenza dei termini nelle pubblicazioni e le co-occorrenze con altri termini, in gruppi da 1 a 4 elementi.

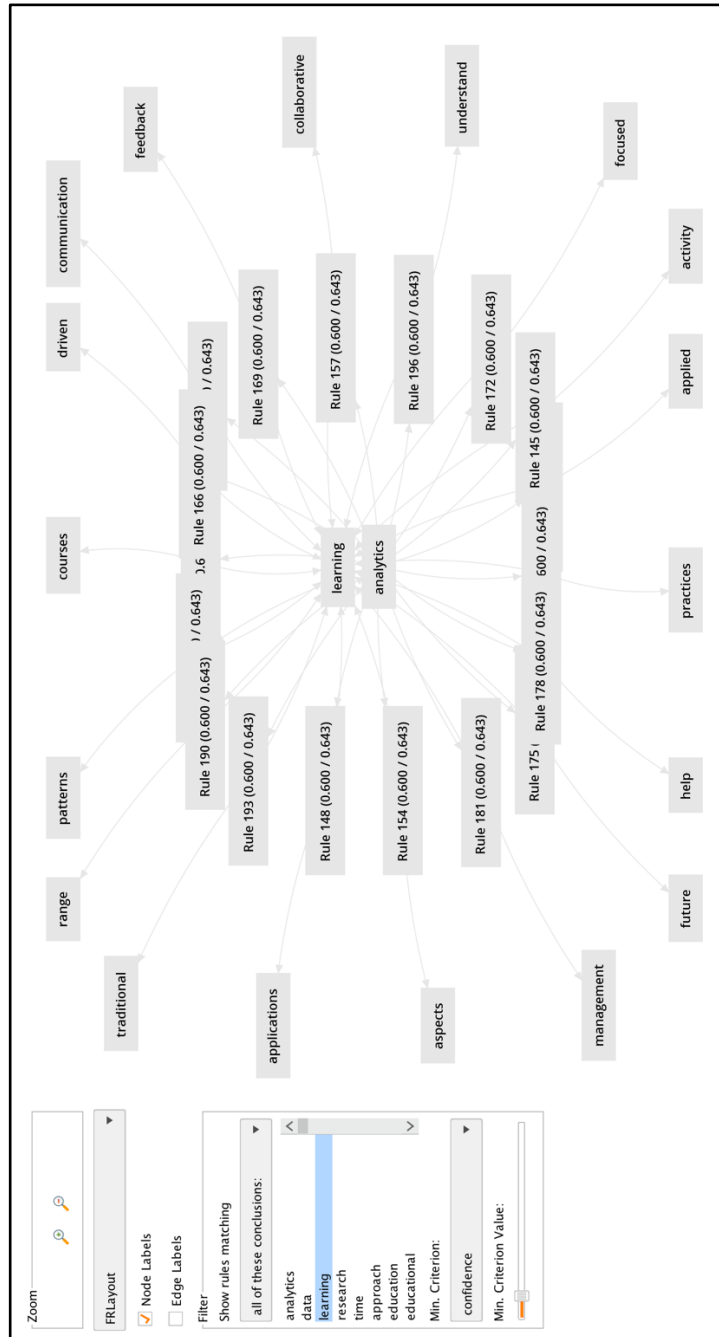
Figura 26 - Processo di Text-mining





## Esplorazione dei termini più frequenti e delle regole di associazione

Figura 27 - esempio: regole che riguardano la corrispondenza con "learning"



---

## *Riflessioni finali*

---

Questo progetto di ricerca ha analizzato e discusso i temi emergenti nell'ambito dei Learning Analytics, contenuti nelle pubblicazioni scientifiche in lingua inglese e italiana, disponibili nei database scientifici e nelle riviste scientifiche del settore, pubblicate entro Agosto del 2018.

La Narrative Review ha richiesto, inoltre, l'approfondimento teorico sulle teorie della decisione che, paradossalmente, sono poco esplorate, nei testi sui Learning Analytics. Vi era, infatti, un'ampia discussione su quali modelli potrebbero comporre report e dashboard, per rappresentare i tracciamenti, ma non c'è ancora un corpus di evidenze sul "come" studenti, docenti ed altri *stakeholders* utilizzano i dati nei processi decisionali.

L'esistenza di dati ben calcolati o ben visualizzati si configura come risorsa per il miglioramento continuo dei processi di apprendimento e degli ambienti dove avvengono, soltanto se i potenziali utilizzatori sono messi nelle condizioni di agire in modo proattivo. Il concetto di Actionable Data rimane, perciò, al centro delle attenzioni, anche dal punto di vista didattico e pedagogico.

Non è sufficiente predisporre il monitoraggio continuo, con dati sempre aggiornati. I dati devono essere significativi contestualmente e comunicati in modo che non ci sia il rischio di una reazione negativa, indotta da fattori emotivi, e nemmeno il rischio di generazione di interventi "burocratici", che considerano i dati come dichiarazioni assolute e indipendenti dall'intero percorso dei soggetti osservati.

Tra i “gap pedagogici” ipotizzati, rimane, quindi, spazio di indagine, sul versante pragmatico, per la definizione di *insights* che abbiano senso nella pratica educativa. Non si tratta, perciò, di adottare tecniche di Big Data o di Machine Learning nella ricerca, a posteriore, ma di informare i “*practitioners*” sullo stato attuale dei sistemi/contesti, con l’obiettivo di supportare la diagnosi di problemi e/o orientare le scelte nei percorsi di riprogettazione iterativa, di gestione dei corsi, di autoregolazione della partecipazione e degli apprendimenti, di supporto personalizzato.

La dimensione strategica del gap pedagogico, inizialmente circoscritta, come ipotesi, alla definizione di criteri di equilibrio tra obiettivi di miglioramento e obiettivi di accountability, si è rivelata più articolata, perché regolata da vincoli normativi che hanno un forte impatto sulla raccolta, l’archiviazione e l’accesso ai dati contenuti nei tracciati delle interazioni, e nei profili degli utenti. I dati sui risultati progressivi di uno studente, per esempio, potrebbero risultare non accessibili dalla parte di chi è tenuto ad offrirgli supporto. I dati potrebbero essere, inoltre, soppressi su richiesta degli individui, con impatto non ancora del tutto chiaro sulle analisi longitudinali, e sul peso delle variabili nei modelli predittivi.

Sarebbe stato possibile proporre una nuova dimensione di analisi, Etico-normativa, ma la questione, dal punto di vista dei contributi possibili della ricerca pedagogica, sembra rimanere sulla sfera strategica, anche quando orientata allo sviluppo di politiche (policy).

Anche la dimensione ontologica si è confermata come campo di indagine necessario al superamento del gap pedagogico nella ricerca sui Learning Analytics. I descrittori presenti nei report e nei dispositivi di visualizzazione, descritti in letteratura o testati, sono spesso ispirati a concetti utilizzati nelle teorie sull’apprendimento mediato dalle tecnologie, ma non è chiaro e, spesso, è inesistente, un modello di calcolo che possa rappresentare il concetto stesso senza ridurlo a criteri quantitativi relativi alla frequenza di accesso.

Ci sono, inoltre, un numero ridotto di espressioni utilizzate, per esempio, “*engagement*”, che corrispondono a svariati modelli di calcolo, anche all’interno dello stesso software. Questo rende difficile la comparazione dei risultati delle ricerche e dei dati prodotti dai dispositivi. Questo limite è stato rilevato anche attraverso i test diretto di dispositivi di Learning Analytics in tre piattaforme LMS.

Ci sono dei fattori tecnologici addizionali da considerare nella ricerca sul migliore descrittore, non solo a livello di modello di calcolo ma anche a livello di reperimento del dato grezzo. Infatti, non ci sono ancora convenzioni ampiamente riconosciute sulle variabili fondamentali, per esempio, la definizione dei parametri che definiscono uno “studente”. La soluzione sembra puntare verso l’uso di binomi o di espressioni descrittive per rendere più chiari i riferimenti, come: studenti attivi, studenti sospesi, utenti con profilo di studente, studenti iscritti.

Il gap pedagogico si esprime, infine, come ipotizzato, nella messa a punto dei criteri di sviluppo dei modelli di raccolta di dati e di analisi automatizzata degli stessi. La difficoltà di un maggior contributo della ricerca pedagogica sembra essere la necessaria conoscenza dei criteri e delle pratiche di altre discipline, come la statistica, la data mining, e la data science. Il territorio è necessariamente interdisciplinare, anche sul piano concettuale.

Ci sono, però, aspetti qualitativi non ancora tracciabili nelle piattaforme, che potrebbero essere proposti da chi si occupa di ricerca educativa, ai fini di aggiungere ulteriori chiavi interpretative ai dati e rendere possibile la distinzione di sequenze interattive apparentemente simili, e la comparazione di ambienti con la stessa morfologia, ma con scopi diversi. Sarebbe ora, forse, di proporre la descrizione delle attività secondo i verbi che definiscono le interazioni attese, e degli ambienti, secondo il modello d’uso suggerito. Questo significherebbe l’aggiunta di una “velina pedagogica” alle variabili che definiscono gli insiemi di funzionalità disponibili in ciascuna risorsa o dispositivo. Il problema non è nuovo nella ricerca sull’apprendimento supportato dalle tecnologie. L’abbiamo visto in

passato nelle discussioni sugli standard per i *learning objects* e sulle proposte di standard per i dispositivi di *learning design*.

L'installazione dei plugin di Learning Analytics in alcune piattaforme attive ha svelato un punto di attenzione non ipotizzato all'inizio di questa ricerca. Le variabili di configurazione dei dispositivi di tracciamento dei dati, anche quelle disponibili da anni in Moodle, sono poco utilizzate dai docenti e dai progettisti.

Come potremo portare avanti una discussione scientifica sugli algoritmi e sui modelli significativi, sulla visualizzazione dei dati e sulle decisioni che possono essere *data-driven*, senza che gli ambienti, nella pratica, siano configurati per generare i dati necessari? Il problema riguarda le difficoltà tecniche, la mancata conoscenza di tutte le possibilità offerte dalle piattaforme? Oppure, semplicemente, il monitoraggio delle attività e la valutazione dei processi di apprendimento non è percepita come utile o necessaria in quelli contesti? Sono inciampata nel problema ma, in questo percorso, ho potuto soltanto documentarlo, sperando di fornire un punto di partenza per chi potrà o vorrà occuparsi nei percorsi di ricerca futuri.

## Fonti bibliografiche citate nella discussione

---

- Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success (pp. 267–270). Purdue University, 519 Young Hall, 155 S. Grant Street, West Lafayette, IN 47907, United States. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330666>
- Becker, B. (2013). Learning analytics: Insights into the natural learning behavior of our students. *Behavioral & Social Sciences Librarian*, 32(1), 63–67.
- Bedini, I., & Nguyen, B. (2007). Automatic Ontology Generation : State of the Art. *Evaluation*, 1–15. Retrieved from [http://bivan.free.fr/Janus/Docs/Automatic\\_Ontology\\_Generation\\_State\\_of\\_Art.pdf](http://bivan.free.fr/Janus/Docs/Automatic_Ontology_Generation_State_of_Art.pdf)
- Biesta, G. (2007). WHY “WHAT WORKS” WON’T WORK: EVIDENCE-BASED PRACTICE AND THE DEMOCRATIC DEFICIT IN EDUCATIONAL RESEARCH. *Educational Theory*, 57(1). Retrieved from <http://www.cemcentre.org/renderpage.asp?linkid>
- Brown, M. (2012). *Learning Analytics: Moving from Concept to Practice*.
- Calvani, A. (2012). *Per un’istruzione evidence based - Analisi teorico-metodologica internazionale sulle didattiche efficaci e inclusive*. Trento: Erickson.
- Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: Closing the loop effectively (pp. 134–138). Open University, Walton Hall, Milton Keynes MK7 6AA, United Kingdom. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330636>
- Clow, D., Ferguson, R., Kitto, K., Cho, Y.-S., Sharkey, M., & Aguerrebere, C. (2017). Beyond failure: The 2nd LAK Failathon (pp. 504–505). Open University, Walton Hall, Milton Keynes, United Kingdom: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3027385.3029447>
- Clow, D., Ferguson, R., Macfadyen, L., Prinsloo, P., Slade, S., & Acm.

- (2016). LAK Failathon. In *Lak '16 Conference Proceedings: the Sixth International Learning Analytics & Knowledge Conference* (Vol. 25–29–Aprì, pp. 509–511). Open University, Walton Hall, Milton Keynes, United Kingdom: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883918>
- Dillenbourg, P. (2015). *Orchestration graphs: modeling scalable education*. EPFL Press.
- Drachsler, H., d’Aquin, M., Dietze, S., Taibi, D., & Herder, E. (2014). The learning analytics & knowledge (LAK) data challenge 2014 (pp. 289–290). Welten Institute, Open University of The Netherlands, Netherlands: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2567574.2567630>
- Drachsler, H., & Greller, W. (2012). The pulse of learning analytics understandings and expectations from the stakeholders (pp. 120–129). Open University of the Netherland, Valkenburgerweg 177, 6419AT Heerlen, Netherlands. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330634>
- Duval, E. (2013). Open Learning Analytics: Erik Duval at TEDxUHowest.
- Duval, E., & Verbert, K. (2012). Learning Analytics. *Eleed*, (8). Retrieved from [https://eeced.campussource.de/archive/8/3336/index\\_html](https://eeced.campussource.de/archive/8/3336/index_html)
- Elouazizi, N. (2014). *Critical Factors in Data Governance for Learning Analytics*. *Journal of Learning Analytics* (Vol. 1).
- Eysenck, M. W., & Keane, M. T. (2015). *Cognitive Psicologia, a student’s handbook* (seventh). London and New York: Psychology Press.
- Ferguson, R. (2014). Learning Analytics: drivers, developments and challenges. *Italian Journal of Educational Technology*, 22(3), 138–147. <https://doi.org/10.17471/2499-4324/183>
- Ferguson, R., & Clow, D. (2017). Where is the evidence? A call to action for learning analytics. In *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference* (pp. 56–65). Institute of Educational Technology, Open University, Walton Hall, Milton Keynes, United Kingdom: Association for Computing Machinery.

- <https://doi.org/10.1145/3027385.3027396>
- Ferguson, R., Hoel, T., Scheffel, M., & Drachsler, H. (2016). Guest editorial: Ethics and privacy in learning analytics. *Journal of Learning Analytics*, 3(1), 5–15. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.31.2>
- Ferrari, R. (2015). Writing narrative style literature reviews. *Medical Writing*. <https://doi.org/10.1179/2047480615Z.000000000329>
- Forrester, J. W. (2009). *Some Basic Concepts in System Dynamics*. Retrieved from [https://www.cc.gatech.edu/classes/AY2013/cs7601\\_spring/papers/Forrester-SystemDynamics.pdf](https://www.cc.gatech.edu/classes/AY2013/cs7601_spring/papers/Forrester-SystemDynamics.pdf)
- Fox Keller, E. (1995). *Refiguring Life*. Columbia University Press.
- Garrison, D. R., Anderson, T., & Archer, W. (2000). Critical Inquiry in a Text-Based Environment: Computer Conferencing in Higher Education. Retrieved from [http://cde.athabasca.ca/coi\\_site/documents/Garrison\\_Anderson\\_Archer\\_Critical\\_Inquiry\\_model.pdf](http://cde.athabasca.ca/coi_site/documents/Garrison_Anderson_Archer_Critical_Inquiry_model.pdf)
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1). <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
- Hargraves, D. H. (1996). *Teaching as a Research-Based Profession: Possibilities and Prospects*. London: Teacher Training Agency. Retrieved from [https://eppi.ioe.ac.uk/cms/Portals/0/PDF\\_reviews\\_and\\_summaries/TTA\\_Hargreaves\\_lecture.pdf](https://eppi.ioe.ac.uk/cms/Portals/0/PDF_reviews_and_summaries/TTA_Hargreaves_lecture.pdf)
- Hargreaves, A., & Braun, H. (2013). *DATA-DRIVEN IMPROVEMENT AND ACCOUNTABILITY*. Boulder. Retrieved from <http://www.greatlakescenter.org/GreatLakesCenter@greatlakescenter.org>
- High Level Group on Modernization of Higher Education. (2014). *New Models of Learning and Teaching in Higher Education*.
- Johnson, L., Adams Becker, S., Estrada, V., & Freeman, A. (2014). *NMC Horizon Report: 2014 Higher Education Edition*.
- Kahneman, D. (2012). *Pensieri lenti e veloci*. Milano: Mondadori.



- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). *Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk*. *Econometrica* (Vol. 47). Retrieved from <http://www.its.caltech.edu/~camerer/Ec101/ProspectTheory.pdf>
- Khaneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for Intuitive Expertise A Failure to Disagree. *American Psychologist*, 64(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>
- Kobayashi, V., Mol, S., & Kismihók, G. (2013). Discovering Learning Antecedents in Learning Analytics Literature. Retrieved from <http://ceur-ws.org/Vol-1518/paper9.pdf>
- Lang, C., Siemens, G., Wise, A., & Gašević, D. . (2017). *The Handbook of Learning Analytics*. *Society for Learning Analytics Research*. <https://doi.org/10.18608/hla17>
- Larsson, J. A., & White, B. (Eds.). (2014). *Learning Analytics . From Research to Practice*. New York: Springer.
- Mandinach, E. B., & Jackson, S. (2012). The Context of Data-Driven Decision Making. *Transforming Teaching and Learning Through Data-Driven Decision Making*, 11–22.
- Mantovani, G. (1995). *Comunicazione e Identità*. Bologna: Il Mulino.
- March, J. G. (1991). How decisions happen in organizations. *Human-Computer Interaction*, 6, 95–117.
- Margiotta, U. (2015). *Teoria della Formazione*. Roma: Carrocci.
- Maturana, H. R., & Varela, F. J. (1988). *Autopoiesi e cognizione*. Venezia: Marsilio.
- Norman, D. A. (1990). *The Design of Everyday Things*. NewYork: Doubleday.
- Norman, D. A. (1993). *Things that make us smart: defending human attributes in the age of the machine*. Cambridge: Perseus Books.
- Norman, D. A. (1999). *The Invisible Computer: Why Good Products Can Fail, the Personal Computer Is So Complex, and the inInformation Appliances Are the solution*. Cambridge: MIT Press.
- Omedes, J. (2018). Learning Analytics 2018 - An updated perspective. Retrieved from <https://www.iadlearning.com/learning-analytics->

2018/

- Pellerey, M. (2002). *Progettazione didattica. Metodi di programmazione educativa scolastica* (2nd ed.). Torino: Società editrice nazionale.
- Persico, D., & Pozzi, F. (2015). Informing learning design with learning analytics to improve teacher inquiry. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 230–248. <https://doi.org/10.1111/bjet.12207>
- Prieto, L. P., Sharma, K., Dillenbourg, P., Jesús, M., & Rodríguez-Triana, M. J. (2016). Teaching analytics: Towards automatic extraction of orchestration graphs using wearable sensors. In *International Learning Analytics and Knowledge* (Vol. 25–29–Aprì, pp. 148–157). EPFL RLC D1 740, CHILI Lab, Station 20, Lausanne, Switzerland: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883927>
- RapidMiner Studio Manual*. (2014). Retrieved from <https://docs.rapidminer.com/downloads/RapidMiner-v6-user-manual.pdf>
- Scheerens, J. (2016). *Educational Effectiveness and Ineffectiveness*. Dordrecht: Springer.
- Schön, D. A. (2002). *Il professionista riflessivo: Per una nuova epistemologia della pratica professionale*. Roma: Dedalo.
- Sclater, N. (2016). Developing a code of practice for learning analytics. *Journal of Learning Analytics*. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.31.3>
- Shum, S. B. (2012). *LEARNING ANALYTICS Policy Brief*. Retrieved from <https://iite.unesco.org/pics/publications/en/files/3214711.pdf>
- Shum, S. B., & Crick, R. D. (2012). Learning dispositions and transferable competencies: Pedagogy, modelling and learning analytics (pp. 92–101). Knowledge Media Institute, Open University, Milton Keynes, MK7 6AA, United Kingdom. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330629>
- Siemens, G. (2011). Learning and Academic Analytics. Retrieved from <http://www.learninganalytics.net/uncategorized/learning-and->

academic-analytics/

- Siemens, G. (2012). Learning analytics: Envisioning a research discipline and a domain of practice (pp. 4–8). Technology Enhanced Knowledge Research Institute, Athabasca University, Edmonton, AB T5J 3S8, Canada. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330605>
- Simon, H. A. (1955). *A Behavioral Model of Rational Choice*. *The Quarterly Journal of Economics* (Vol. 69). Retrieved from <http://www.math.mcgill.ca/vetta/CS764.dir/bounded.pdf>
- Simon, H. A. (1957). *Models of man: Social and Rational - Mathematical Essays on Rational Human Behavior in a Social Setting*. New York: Wiley.
- SOLAR. (2018). About SoLAR. Retrieved from <https://solaresearch.org/about/>
- Taibi, D., & Dietze, S. (2013). Fostering analytics on learning analytics research: The LAK dataset. *CEUR Workshop Proceedings, 974*, 5–7.
- Taylor, F. (1911). *The Principles of Scientific management*. New York: Harper & Brothers.
- Tessaro, F. (1997). *La valutazione dei processi formativi*. Roma: Armando.
- Trincherò, R. (2004). *I metodi della ricerca educativa*. Roma: Laterza.
- Trincherò, R., & Parola, A. (2017). *Educare ai processi e ai linguaggi dell'apprendimento*. Milano: Franco Angeli. Retrieved from [https://books.google.it/books?id=rGXZDgAAQBAJ&pg=PA24&lpg=PA24&dq=systematic+review+trincherò&source=bl&ots=4RDRonqa3\\_&sig=N-80qwSguh1w45M2oFo5MmCis9c&hl=it&sa=X&ved=2ahUKEwiV\\_eLmp-DdAhUrh6YKHZN0BbgQ6AEwDHoECAAQAQ#v=onepage&q=systematic review trincherò](https://books.google.it/books?id=rGXZDgAAQBAJ&pg=PA24&lpg=PA24&dq=systematic+review+trincherò&source=bl&ots=4RDRonqa3_&sig=N-80qwSguh1w45M2oFo5MmCis9c&hl=it&sa=X&ved=2ahUKEwiV_eLmp-DdAhUrh6YKHZN0BbgQ6AEwDHoECAAQAQ#v=onepage&q=systematic%20review%20trincherò)
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). *JUDGMENT UNDER UNCERTAINTY: HEURISTICS AND BIASES*. Retrieved from <http://www.dtic.mil/dtic/tr/fulltext/u2/767426.pdf>

- Uman, L. S. (2011). Systematic reviews and meta-analyses. *Journal of the Canadian Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 20(1), 57–59. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21286370>
- van Eck, N. J., & Waltman, L. (2014). *Visualizing Bibliometric Networks. Measuring Scholarly Impact*. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-10377-8\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-10377-8_13)
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2013). VOSviewer Manual. <https://doi.org/10.3402/jac.v8.30072>
- Volaric, T., & Ljubic, H. (2017). Learner and Course Dashboards for intelligent learning management systems. In D. Begusic, N. Rozic, J. Radic, & M. Saric (Eds.), *2017 25th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks* (pp. 505–510).
- Waltman, L., Van Eck, N. J., & Noyons, E. (n.d.). *A unified approach to mapping and clustering of bibliometric networks*. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1006.1032.pdf>
- Weaver, W. (1949). Problems of organized complexity. *American Scientist*, 36, 536–544.
- Wiener, N. (1948). *Cybernetics: or control and communication in the animal and the machine*. Cambridge: MIT Press.
- Willis, J. E., Pistilli, M. D., & Campbell, J. P. (2013). Ethics, big data, and analytics: A model for application. *Educause Review Online*.

## Indice delle Figure

---

FIGURA 1 - CLARIVATE: LE 25 CATEGORIE PIÙ UTILIZZATE .....	24
FIGURA 2 - STATISTICHE "ANALIZE" ERRATE, PRESENTI NELLA DASHBOARD RIASSUNTIVA, A PARTIRE DALLA LISTA DEI RISULTATI FILTRATI PER AUTORE IN SCOPUS .....	35
FIGURA 3 - QUANTITÀ DI PUBBLICAZIONI DOPO APPLICAZIONE DI FILTRO PER ABBINAMENTO DEI NOMI DEGLI AUTORI.....	36
FIGURA 4 - VISUALIZZAZIONE ERRATA; DATASET SENZA THESAURUS .....	39
FIGURA 5 - VISUALIZZAZIONE CORRETTA; DATASET CON THESAURUS .....	40
FIGURA 6 - GOOGLTRENDS: QUERY DAL 2004 AD AGOSTO 2018 .....	86
FIGURA 7 - PUBBLICAZIONI PER ANNO IN WOS. IL 2018 È RAPPRESENTATO FINO AD AGOSTO .....	87
FIGURA 8 - CO-AUTORSHIP IN LAK .....	89
FIGURA 9 - RAPPRESENTAZIONE DELL'INTERAZIONE NEL FORUM.....	106
FIGURA 10 - CONFIGURATORE DEL MODELLO PREDITTIVO DEL DROPOUT IN MOODLE .....	111
FIGURA 11 - ESEMPIO DI ERRORE PER MANCANZA DI DATO: IL MODELLO PREDITTIVO DI DROPOUT NON PUÒ ESSERE APPLICATO PERCHÉ NON È CONFIGURATA LA DATA DI TERMINE DEI CORSI (UNIVE/2018) .....	116
FIGURA 12 - COMPARAZIONE DEI LIVELLI DI PARTECIPAZIONE NEI FORUM .....	117
FIGURA 13 - ESEMPIO DI VISUALIZZAZIONE CON SPECIFICAZIONE DELLE AZIONI/EVENTI TRACCIATE DA MOODLE (FSSP/2018).....	118
FIGURA 14 - ESEMPIO DI MAPPA TEMPORALE DELLE INTERAZIONI DEI PARTECIPANTI (FSSP/2018) .....	120
FIGURA 15 - ESEMPIO DI CONFIGURAZIONE DI FILTRI DI SELEZIONE DEI DATI (INTELLIBOARD) .....	121
FIGURA 16 - PANORAMICA INIZIALE: ISCRIZIONI, COMPLETAMENTI, NUMERO DI SESSIONI .....	122
FIGURA 17 - NUMERO DI ACCESSI PER GIORNO DELLA SETTIMANA E ORARI.....	122
FIGURA 18 - ATTIVITÀ DEI PARTECIPANTI DI UN CORSO: AVANZAMENTO, VOTI, ACCESSI, TEMPO DEDICATO, DATA DI ISCRIZIONE .....	123
FIGURA 19 - DATI DI UNO STUDENTE CON DISTINZIONE TRA VARIE CATEGORIE DI TRACCIAMENTO DEL TEMPO DEDICATO .....	123
FIGURA 20 – ESEMPIO DI VISUALIZZAZIONE DI CO-CITATION, DENSITÀ E DISTRIBUZIONE NEL TEMPO .....	124
FIGURA 21 – ESEMPIO DI FOCUS DINAMICO SU CLUSTER SELEZIONATO DEI TERMINI ESTRATTI DA 1334 PUBBLICAZIONI SCIENTIFICHE PRESENTI IN WEB OF SCIENCE (TITOLI ED ABSTRACT). I COLORI DEFINISCONO I CLUSTER; LE LINEE INDICANO LA RELAZIONE DI CO-OCCURRENCE.	125
FIGURA 22 - DATASET LAK: VISUALIZZAZIONE INIZIALE (PRESET) .....	127
FIGURA 23 - CLUSTER 1: COLORE ROSSO, 30 TERMINI .....	128
FIGURA 24 - CLUSTER 2: COLORE VERDE, 25 TERMINI .....	129
FIGURA 25 - CLUSTER 3: COLORE BLU, 18 TERMINI.....	130
FIGURA 26 - PROCESSO DI TEXT-MINING.....	136
FIGURA 27 - ESEMPIO: REGOLE CHE RIGUARDANO LA CORRISPONDENZA CON "LEARNING" .....	137

## Appendice: Le 1334 pubblicazioni scientifiche comprese nel dataset

---

- Abdelnour-Nocera, J., Oussena, S., & Burns, C. (2015). Human Work Interaction Design of the Smart University. In J. A. Nocera, B. R. Barricelli, A. Lopes, P. Campos, & T. Clemmensen (Eds.), *Human Work Interaction Design: Work Analysis and Interaction Design Methods for Pervasive and Smart Workplaces* (Vol. 468, pp. 127-140).
- AbdelSalam, M., El Tantawi, M., Al-Ansari, A., Alagl, A., & Al-Harbi, F. (2017). Informal Peer-Assisted Learning Groups Did Not Lead to Better Performance of Saudi Dental Students. *Medical Principles and Practice*, 26(4), 337-342. doi:10.1159/000477731
- Abdullah, W. M., Kabir, K. L., Hasan, N., Islam, S., & Ieee. (2015). *Development of a Smart Learning Analytics System Using Bangla Word Recognition and an Improved Document Driven DSS*.
- Abigail, W., & McCloud, C. (2015). USING LEARNING ANALYTICS TO ASSESS NURSING STUDENT ENGAGEMENT AND ACADEMIC OUTCOMES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2015: 8th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 7057-7057).
- Abrahamson, D., Shayan, S., Bakker, A., & van der Schaaf, M. (2015). Eye-Tracking Piaget: Capturing the Emergence of Attentional Anchors in the Coordination of Proportional Motor Action. *Human Development*, 58(4-5), 218-244. doi:10.1159/000443153
- Abu Khousa, E., & Atif, Y. (2018). Social network analysis to influence career development. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 9(3), 601-616. doi:10.1007/s12652-017-0457-9
- AbuKhousa, E., & Atif, Y. (2016). Virtual Social Spaces for Practice and Experience Sharing. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 409-414).
- AbuKhousa, E., Atif, Y., & Ieee. (2014). *Big Learning Data Analytics Support for Engineering Career Readiness*.
- Acevedo, Y. V. N., Marin, C. E. M., Garcia, P. A. G., Crespo, R. G., & Ieee. (2018). A Proposal to a Decision Support System with Learning Analytics. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 161-168).
- Ada, M. B., & Stansfield, M. (2017). The potential of learning analytics in understanding students' engagement with their assessment feedback. In M.

- Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasiu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 227-229).
- Adejo, O., & Connolly, T. (2017). Learning Analytics in a Shared-Network Educational Environment: Ethical Issues and Countermeasures. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(4), 22-29.
- Adjei, S. A., Botelho, A. F., Heffernan, N. T., & Acm. (2016). *Predicting Student Performance on Post-requisite Skills Using Prerequisite Skill Data: An Alternative Method for Refining Prerequisite Skill Structures*.
- Adraoui, M., Retbi, A., Idrissi, M. K., Bennani, S., & Ieee. (2017). Social learning analytics to describe the learners' interaction in online discussion forum in Moodle. In *2017 16th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training*.
- Adraoui, M., Retbi, A., Idrissi, M. K., Bennani, S., & Ieee. (2018). *Network Visualization algorithms to evaluate students in online discussion forums: a simulation study*.
- Agnihotri, L., Mojarad, S., Lewkow, N., Essa, A., & Acm. (2016). *Educational Data Mining with Python and Apache Spark: A Hands-on Tutorial*.
- Agudo-Peregrina, A. F., Hernandez-Garcia, A., & Iglesias-Pradas, S. (2012). *Predicting academic performance with learning analytics in virtual learning environments A comparative study of three interaction classifications*.
- Agudo-Peregrina, A. F., Iglesias-Pradas, S., Conde-Gonzalez, M. A., & Hernandez-Garcia, A. (2014). Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning. *Computers in Human Behavior*, 31, 542-550. doi:10.1016/j.chb.2013.05.031
- Aguilar, D. A. G., Garcia-Penalvo, F. J., & Theron, R. (2014). Visual Analytical Model for Educational Data. In A. Rocha, D. Fonseca, E. Redondo, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *Proceedings of the 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Aguilar, D. A. G., Theron, R., Garcia-Penalvo, F. J., & Ieee. (2013). Reveal the relationships among student's participation and its outcomes on eLearning environments: Case study. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 443-447).
- Aguilar, J., Valdiviezo, P., Cordero, J., Riofrio, G., & Encalada, E. (2016). A General Framework for Learning Analytic in a Smart Classroom. In R. ValenciaGarcia, K. LagosOrtiz, G. AlcarazMarmol, J. DelCioppo, & N. VeraLucio (Eds.), *Technologies and Innovation* (Vol. 658, pp. 214-225).

- Aguilar, S. J. (2018a). Examining the Relationship Between Comparative and Self-Focused Academic Data Visualizations in At-Risk College Students' Academic Motivation. *Journal of Research on Technology in Education*, 50(1), 84-103. doi:10.1080/15391523.2017.1401498
- Aguilar, S. J. (2018b). Learning Analytics: at the Nexus of Big Data, Digital Innovation, and Social Justice in Education. *Techtrends*, 62(1), 37-45. doi:10.1007/s11528-017-0226-9
- Ahn, J. Y., Mun, G. S., Han, K. S., & Choi, S. H. (2017). An online authoring tool for creating activity-based learning objects. *Education and Information Technologies*, 22(6), 3005-3015. doi:10.1007/s10639-016-9567-9
- Akhtar, S., Warburton, S., & Xu, W. (2017). The use of an online learning and teaching system for monitoring computer aided design student participation and predicting student success. *International Journal of Technology and Design Education*, 27(2), 251-270. doi:10.1007/s10798-015-9346-8
- Akram, A., Fu, C. Z., Tang, Y., Jiang, Y. C., & Lin, X. Q. (2016). *Exposing the Hidden to the Eyes: Analysis of SCHOLAT E-Learning Data*.
- Al-Ashmoery, Y., & Messoussi, R. (2015). *Learning analytics system for assessing students' performance quality and text mining in online communication*.
- Al-Shabandar, R., Hussain, A., Laws, A., Keight, R., Lunn, J., Radi, N., & Ieee. (2017). Machine Learning Approaches to Predict Learning Outcomes in Massive Open Online Courses. In *2017 International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 713-720).
- Alario-Hoyos, C., Munoz-Merino, P. J., Perez-Sanagustin, M., Kloos, C. D., & Parada, H. A. (2016). Who are the top contributors in a MOOC? Relating participants' performance and contributions. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 232-243. doi:10.1111/jcal.12127
- Alblawi, A. S., Alhamed, A. A., & Ieee. (2017). *BIG DATA AND LEARNING ANALYTICS IN HIGHER EDUCATION Demystifying Variety, Acquisition, Storage, NLP and Analytics*.
- Aldunin, D. A. (2016). Application of the adaptive content concept for an e-learning resource. *Biznes Informatika-Business Informatics*, 38(4), 27-34. doi:10.17323/1998-0663.2016.4.27.34
- Alexandron, G., Ruiperez-Valiente, J. A., Chen, Z. Z., Munoz-Merino, P. J., & Pritchard, D. E. (2017). Copying@Scale: Using Harvesting Accounts for Collecting Correct Answers in a MOOC. *Computers & Education*, 108, 96-114. doi:10.1016/j.compedu.2017.01.015
- Alhadad, S. S. J., & Thompson, K. (2017). Understanding the mediating role of teacher inquiry when connecting learning analytics with design for learning. *Interaction Design and Architectures*(33), 54-74.



- Ali, L., Asadi, M., Gasevic, D., Jovanovic, J., & Hatala, M. (2013). Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: An empirical study. *Computers & Education*, 62, 130-148. doi:10.1016/j.compedu.2012.10.023
- Ali, L., Hatala, M., Gasevic, D., & Jovanovic, J. (2012). A qualitative evaluation of evolution of a learning analytics tool. *Computers & Education*, 58(1), 470-489. doi:10.1016/j.compedu.2011.08.030
- Ali, M., Shatabda, S., Ahmed, M., & Ieee. (2017). Impact of Learning Analytics on Product Marketing with Serious Games in Bangladesh. In *2017 Ieee Region 10 Humanitarian Technology Conference* (pp. 576-579).
- AlJarrah, A., Thomas, M. K., & Shehab, M. (2018). Investigating temporal access in a flipped classroom: procrastination persists. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 15. doi:10.1186/s41239-017-0083-9
- Aljohani, N. R., & Davis, H. C. (2012). Significance of Learning Analytics in Enhancing The Mobile and Pervasive Learning Environments. In K. AlBegain (Ed.), *2012 6th International Conference on Next Generation Mobile Applications, Services and Technologies* (pp. 70-74).
- Allen, L. K., Mills, C., Jacovina, M. E., Crossley, S., D'Mello, S., McNamara, D. S., & Acm. (2016). *Investigating Boredom and Engagement during Writing Using Multiple Sources of Information: The Essay, The Writer, and Keystrokes*.
- Allert, H., Asmussen, M., & Richter, C. (2018). Forms of Subjectivization and Uncertainty in the Use of Data-Driven Educational Technologies - a practice-theoretical position. *Zeitschrift Fur Erziehungswissenschaft*, 21(1), 142-158. doi:10.1007/s11618-017-0778-7
- Almeda, M. V., Zuech, J., Utz, C., Higgins, G., Reynolds, R., & Baker, R. S. (2018). Comparing the Factors That Predict Completion and Grades Among For-Credit and Open/MOOC Students in Online Learning. *Online Learning*, 22(1), 1-18. doi:10.24059/olj.v22i1.1060
- Almutairi, F. M., Sidiropoulos, N. D., & Karypis, G. (2017). Context-Aware Recommendation-Based Learning Analytics Using Tensor and Coupled Matrix Factorization. *Ieee Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 11(5), 729-741. doi:10.1109/jstsp.2017.2705581
- Alonso, V., & Arranz, O. (2016). Big Data & eLearning: A Binomial to the Future of the Knowledge Society. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 3(6), 29-33. doi:10.9781/ijimai.2016.364
- Alonso-Fernandez, C., Calvo, A., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2017). Systematizing game learning analytics for serious games.

- In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1111-1118).
- Alvarado-Beltran, A., Vemuri, R., Perry, J., Dicheva, D., Irwin, K., & Dichev, C. (2016). INSTRUCTOR SUPPORT FOR GAMIFYING STEM COURSES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5198-5208).
- Amigud, A., Arnedo-Moreno, J., Daradoumis, T., & Guerrero-Roldan, A. E. (2017a). A Robust and Non-Invasive Strategy for Preserving Academic Integrity in an Open and Distance Learning Environment. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasiu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 530-532).
- Amigud, A., Arnedo-Moreno, J., Daradoumis, T., & Guerrero-Roldan, A. E. (2017b). Using Learning Analytics for Preserving Academic Integrity. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 18(5), 192-210.
- Amigud, A., Arnedo-Moreno, J., Daradoumis, T., & Guerrero-Roldan, A. E. (2018). Open Proctor: An Academic Integrity Tool for the Open Learning Environment. In L. Barolli, I. Woungang, & O. K. Hussain (Eds.), *Advances in Intelligent Networking and Collaborative Systems, Incos-2017* (Vol. 8, pp. 262-273).
- Anderson, T. D., & Knight, S. (2017). Learning analytic devices - co-forming, re-forming, in-forming. *Information Research-an International Electronic Journal*, 22(1).
- Andone, D., & Ternauciuc, A. (2015). A Continuous Development Strategy for a Higher Education Virtual Campus. In M. Vlada, G. Albeanu, A. Adascalitei, & M. Popovici (Eds.), *Proceedings of the 10th International Conference on Virtual Learning* (pp. 359-362).
- Anseeuw, J., Verstichel, S., Ongenae, F., Lagatie, R., Venant, S., & De Turck, F. (2016). *An Ontology-enabled Context-aware Learning Record Store Compatible with the Experience API*.
- Anthony, P., Aggarwal, K., & Bhowmick, P. K. (2016). Architecture for User Experience Tracking and Analytics in National Digital Library (NDL). In V. Kumar, S. Murthy, & Kinshuk (Eds.), *2016 Ieee 8th International Conference on Technology for Education* (pp. 176-179).
- Aparicio, F., Morales-Botello, M. L., Rubio, M., Hernando, A., Munoz, R., Lopez-Fernandez, H., . . . de Buenaga, M. (2018). Perceptions of the use of intelligent information access systems in university level active learning

- activities among teachers of biomedical subjects. *International Journal of Medical Informatics*, 112, 21-33. doi:10.1016/j.ijmedinf.2017.12.016
- Aretio, L. G. (2017). Distance and virtual education: quality, disruption, adaptive learning and mobile learning. *Ried-Revista Iberoamericana De Educacion a Distancia*, 20(2), 9-25. doi:10.5944/ried.20.2.18737
- Aristizabal, J. A. (2016). Educational Data Analytics (EDA) and School Administration. *Revista Gestion De La Educacion*, 6(2), 149-168. doi:10.15517/rge.v1i2.25499
- Arnab, S., Ger, P. M., Lim, T., Lameris, P., Hendrix, M., Kiili, K., . . . Riveiro, M. (2015). A Conceptual Model Towards the Scaffolding of Learning Experience. In A. DeGloria (Ed.), *Games and Learning Alliance, Gala 2014* (Vol. 9221, pp. 83-96).
- Arndt, T., & Guercio, A. (2016). A FORMALISM FOR PLAN A BIG DATA PERSONAL LEARNING ASSISTANT FOR UNIVERSITY STUDENTS. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 12(2), 13-25.
- Arnold, D., & Panto, E. (2016). ARE LEARNING ANALYTICS GOOD ENOUGH TO MONITOR STUDENT LEARNING? LEARN HOW THE EMMA PROJECT COPE WITH THE TRIANGULATION OF APPROACHES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5840-5840).
- Artoni, S., Bastiani, L., Buzzi, M. C., Buzzi, M., Curzio, O., Pelagatti, S., & Senette, C. (2018). Technology-enhanced ABA intervention in children with autism: a pilot study. *Universal Access in the Information Society*, 17(1), 191-210. doi:10.1007/s10209-017-0536-x
- Atapattu, T., Falkner, K., & Acm. (2016). *A Framework for Topic Generation and Labeling from MOOC Discussions*.
- Atherton, M., Shah, M., Vazquez, J., Griffiths, Z., Jackson, B., & Burgess, C. (2017). Using learning analytics to assess student engagement and academic outcomes in open access enabling programmes. *Open Learning*, 32(2), 119-136. doi:10.1080/02680513.2017.1309646
- Atiaja, L. N. A., & Proenza, R. S. G. (2016). MOOCs: ORIGIN, CHARACTERIZATION, PRINCIPAL PROBLEMS AND CHALLENGES IN HIGHER EDUCATION. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 12(1), 65-76.
- Atif, Y., Abu Khousa, E., Mathew, S. S., Al Awar, K., Al Sayari, N., & Ieee. (2014). A Portal Support to Cognitive Apprenticeship. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 449-453).

- Augestad, K. M., Han, H., Paige, J., Ponsky, T., Schlachta, C. M., Dunkin, B., & Mellinger, J. (2017). Educational implications for surgical telementoring: a current review with recommendations for future practice, policy, and research. *Surgical Endoscopy and Other Interventional Techniques*, 31(10), 3836-3846. doi:10.1007/s00464-017-5690-y
- Avella, J. T., Kebritchi, M., Nunn, S. G., & Kanai, T. (2016). Learning Analytics Methods, Benefits, and Challenges in Higher Education: A Systematic Literature Review. *Online Learning*, 20(2), 13-29.
- Avramides, K., Hunter, J., Oliver, M., & Luckin, R. (2015). A method for teacher inquiry in cross-curricular projects: Lessons from a case study. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 249-264. doi:10.1111/bjet.12233
- Azcona, D., Corrigan, O., Scanlon, P., & Smeaton, A. F. (2017). *Innovative Learning Analytics Research at a Data-Driven HEI*.
- Bach, C. (2010). *Learning Analytics: Targeting Instruction, Curricula and Student Support*.
- Bainbridge, J., Melitski, J., Zahradnik, A., Lauria, E. J. M., Jayaprakash, S., & Baron, J. (2015). Using Learning Analytics to Predict At-Risk Students in Online Graduate Public Affairs and Administration Education. *Journal of Public Affairs Education*, 21(2), 247-262. doi:10.1080/15236803.2015.12001831
- Baker, R. S. (2016). Stupid Tutoring Systems, Intelligent Humans. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 600-614. doi:10.1007/s40593-016-0105-0
- Baker, R. S., Clarke-Midura, J., & Ocumpaugh, J. (2016). Towards general models of effective science inquiry in virtual performance assessments. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 267-280. doi:10.1111/jcal.12128
- Bakharia, A., Corrin, L., de Barba, P., Kennedy, G., Gasevic, D., Mulder, R., . . . Acm. (2016). *A Conceptual Framework linking Learning Design with Learning Analytics*.
- Bakharia, A., Kitto, K., Pardo, A., Gasevic, D., Dawson, S., & Acm. (2016). *Recipe for Success - Lessons Learnt from Using xAPI within the Connected Learning Analytics Toolkit*.
- Balayan, M. P. A., Conoza, V. V. B., Tolentino, J. M. M., Solamo, R. C., Feria, R. P., & Ieee. (2014). *On Evaluating SkillVille: An Educational Mobile Game on Visual Perception Skills*.
- Balderas, A., Berns, A., Palomo-Duarte, M., Dodero, J. M., Gomez-Sanchez, R., & Ruiz-Rube, I. (2015). *A Domain Specific Language to retrieve objective indicators for foreign language learning in virtual worlds*.

- Balderas, A., Berns, A., Palomo-Duarte, M., Dodero, J. M., & Ruiz-Rube, I. (2017). Retrieving Objective Indicators from Student Logs in Virtual Worlds. *Journal of Information Technology Research*, 10(3), 69-83. doi:10.4018/jitr.2017070105
- Balderas, A., De-La-Fuente-Valentin, L., Ortega-Gomez, M., Dodero, J. M., & Burgos, D. (2018). Learning Management Systems Activity Records for Students' Assessment of Generic Skills. *Ieee Access*, 6, 15958-15968. doi:10.1109/access.2018.2816987
- Balderas, A., Dodero, J. M., Palomo-Duarte, M., & Ruiz-Rube, I. (2015). A Domain Specific Language for Online Learning Competence Assessments. *International Journal of Engineering Education*, 31(3), 851-862.
- Balderas, A., Galan-Pinero, A., Hernandez, J. A. C., Gomez, G. R., Dodero, J., & Palomo-Duarte, M. (2014). *Domain-driven competence assessment in virtual learning environments. Application to planning and time management skills*.
- Balderas, A., Ruiz-Rube, I., Dodero, J. M., Palomo-Duarte, M., & Berns, A. (2013). A Generative Computer Language to Customize Online Learning Assessments. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 591-592).
- Balderas, A., Ruiz-Rube, I., Palomo-Duarte, M., & Dodero, J. M. (2013). *A generative computer language to customize online learning assessments*.
- Ballard, J., & Butler, P. I. (2016). Learner enhanced technology Can activity analytics support understanding engagement a measurable process? *Journal of Applied Research in Higher Education*, 8(1), 18-43. doi:10.1108/jarhe-09-2014-0074
- Baltzersen, R. K. (2014). THE WISDOM OF THE CLASS. A DESCRIPTION OF THE MAIN EDUCATIONAL DESIGN CHALLENGES RELATED TO STUDENTS COLLABORATION IN LARGE GROUPS IN TEACHER EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 618-618).
- Baneres, D., Caballe, S., & Clariso, R. (2016). *Towards a Learning Analytics Support for Intelligent Tutoring Systems on MOOC Platforms*.
- Baneres, D., Serra, M., & Rodriguez, M. E. (2015). *Collaborative tool to enhance quality evaluation of higher education programmes*.
- Barmaki, R., Hughes, C. E., & Acm. (2015). *Providing Real-time Feedback for Student Teachers in a Virtual Rehearsal Environment*.

- Barros, B., & Verdejo, M. F. (2016). Computer-Based Interaction Analysis with DEGREE Revisited. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 113-123. doi:10.1007/s40593-015-0063-y
- Bauer, M., Malchow, M., Staubitz, T., & Meinel, C. (2016). IMPROVING COLLABORATIVE LEARNING WITH VIDEO LECTURES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2016: 10th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 5511-5517).
- Baumann, A., & Reeh, L. (2014). RECOMMENDATION SYSTEMS USING LEARNING ANALYTICS FOR CURRICULUM DEVELOPMENT AND STUDENTS PROGRESS OPTIMIZATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1691-1693).
- Baumann, T., Harfst, S., Swanger, A., Saganski, G., Alwerfalli, D., & Cell, A. (2014). Developing competency-based, industry-driven manufacturing education in the USA: bringing together industry, government and education sectors. In M. Radujkovic, M. Vukomanovic, & R. Wagner (Eds.), *Selected Papers from the 27th Ipma* (Vol. 119, pp. 30-39).
- Beemer, J., Spoon, K., Fan, J. J., Stronach, J., Frazee, J. P., Bohonak, A. J., & Levine, R. A. (2018). Assessing Instructional Modalities: Individualized Treatment Effects for Personalized Learning. *Journal of Statistics Education*, 26(1), 31-39. doi:10.1080/10691898.2018.1426400
- Beheshitha, S. S., Hatala, M., Gasevic, D., Joksimovic, S., & Acm. (2016). *The Role of Achievement Goal Orientations When Studying Effect of Learning Analytics Visualizations*.
- Bele, J. L., Bele, D., Pirnat, R., Loncaric, V. A., & Ieee. (2015). *Business Intelligence in e-Learning*.
- Ben David, Y., Segal, A., Gal, Y., & Acm. (2016). *Sequencing Educational Content in Classrooms using Bayesian Knowledge Tracing*.
- Bense, K., Brooker, M., & Garrett, M. (2016). IMPROVING THE MONITORING OF STUDENT PERFORMANCE: THE DEVELOPMENT OF AN ENTERPRISE LEARNING AND INSTRUCTIONAL SUPPORT (ELIS) PLATFORM. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *IcERI2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 4069-4077).
- Berg, A., Scheffel, M., Drachsler, H., Ternier, S., Specht, M., & Acm. (2016). *The Dutch xAPI Experience*.
- Berg, A., Scheffel, M., Drachsler, H., Terrier, S., & Specht, M. (2016). Dutch Cooking with xAPI Recipes The Good, the Bad, and the Consistent. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P.

- Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 234-236).
- Berland, M., Davis, D., & Smith, C. P. (2015). AMOEBA: Designing for collaboration in computer science classrooms through live learning analytics. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, *10*(4), 425-447. doi:10.1007/s11412-015-9217-z
- Berland, M., Martin, T., Benton, T., Smith, C. P., & Davis, D. (2013). Using Learning Analytics to Understand the Learning Pathways of Novice Programmers. *Journal of the Learning Sciences*, *22*(4), 564-599. doi:10.1080/10508406.2013.836655
- Best, M., & MacGregor, D. (2017). Transitioning Design and Technology Education from physical classrooms to virtual spaces: implications for pre-service teacher education. *International Journal of Technology and Design Education*, *27*(2), 201-213. doi:10.1007/s10798-015-9350-z
- Bhandari, G., Gowing, M., & Acm. (2016). *A Framework for Open Assurance of Learning*.
- Bharara, S., Sabitha, S., & Bansal, A. (2018). Application of learning analytics using clustering data Mining for Students' disposition analysis. *Education and Information Technologies*, *23*(2), 957-984. doi:10.1007/s10639-017-9645-7
- bin Mat, U., Buniyamin, N., Arsad, P. M., Abu Kassim, R., & Ieee. (2013). *An Overview of Using Academic Analytics to Predict and Improve Students' Achievement: A Proposed Proactive Intelligent Intervention*.
- Bizoi, M., Suduc, A. M., & Gorghiu, G. (2016). Exploring Social Network Analysis in Blended Learning Teacher Training Programs. In A. Sandu, T. Ciulei, & A. Frunza (Eds.), *Wlc 2016: World Lumen Congress. Logos Universality Mentality Education Novelty 2016* (Vol. 15, pp. 122-127).
- Blau, I., & Hameiri, M. (2017). Ubiquitous mobile educational data management by teachers, students and parents: Does technology change school-family communication and parental involvement? *Education and Information Technologies*, *22*(3), 1231-1247. doi:10.1007/s10639-016-9487-8
- Blikstein, P., Worsley, M., Piech, C., Sahami, M., Cooper, S., & Koller, D. (2014). Programming Pluralism: Using Learning Analytics to Detect Patterns in the Learning of Computer Programming. *Journal of the Learning Sciences*, *23*(4), 561-599. doi:10.1080/10508406.2014.954750
- Bodily, R., Nyland, R., & Wiley, D. (2017). The RISE Framework: Using Learning Analytics to Automatically Identify Open Educational Resources for Continuous Improvement. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, *18*(2), 103-122.

- Bodily, R., & Verbert, K. (2017). Review of Research on Student-Facing Learning Analytics Dashboards and Educational Recommender Systems. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(4), 405-418.  
doi:10.1109/tlt.2017.2740172
- Borges, V. A., Nogueira, B. M., Barbosa, E. F., & Ieee. (2016). A multidimensional data model for the analysis of learning management systems under different perspectives. In *2016 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Bos, N., & Brand-Gruwel, S. (2016). *Profiling Student Behavior in a Blended Course Closing the Gap between Blended Teaching and Blended Learning*.
- Bos, N., Brand-Gruwel, S., & Acm. (2016). *Student differences in regulation strategies and their use of learning resources: implications for educational design*.
- Boulanger, D., Seanosky, J., Baddeley, M., & Kumar, K. V. (2014). Learning Analytics in the Energy Industry: Measuring Competences in Emergency Procedures. In K. Murthy & S. Murthy (Eds.), *2014 Ieee Sixth International Conference on Technology for Education* (pp. 148-155).
- Boulanger, D., Seanosky, J., Clemens, C., Kumar, V., & Kinshuk. (2016). SCALE: A Smart Competence Analytics Solution for English Writing. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 468-472).
- Boulanger, D., Seanosky, J., Guillot, R., Kumar, V. S., & Kinshuk. (2017). Breadth and Depth of Learning Analytics. In E. Popescu, Kinshuk, M. K. Khribi, R. Huang, M. Jemni, N. S. Chen, & D. G. Sampson (Eds.), *Innovations in Smart Learning* (pp. 219-223).
- Boulanger, D., Seanosky, J., Kumar, V., Kinshuk, Panneerselvam, K., & Somasundaram, T. S. (2015). Smart Learning Analytics. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 289-296).
- Boulanger, D., Seanosky, J., Pinnell, C., Bell, J., Kumar, V., & Kinshuk. (2016). SCALE: A Competence Analytics Framework. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 19-30).
- Breiter, A. (2016). Datafication in Education: A Multi-Level Challenge for IT in Educational Management. In T. Brinda, N. Mavengere, I. Haukijarvi, C. Lewin, & D. Passey (Eds.), *Stakeholders and Information Technology in Education* (Vol. 493, pp. 95-103).
- Bremer, C., & Weiss, D. (2013). HOW TO ANALYZE PARTICIPATION IN A (C) MOOC? In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.),



- Edulearn13: 5th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 992-1002).
- Brinton, C. G., Buccapatnam, S., Chiang, M., & Poor, H. V. (2016). Mining MOOC Clickstreams: Video-Watching Behavior vs. In-Video Quiz Performance. *Ieee Transactions on Signal Processing*, *64*(14), 3677-3692. doi:10.1109/tsp.2016.2546228
- Broadbent, J. (2016). Academic success is about self-efficacy rather than frequency of use of the learning management system. *Australasian Journal of Educational Technology*, *32*(4), 38-49.
- Broadhurst, D. (2017). The direct library supply of individual textbooks to students: examining the value proposition. *Information and Learning Science*, *118*(11-12), 629-641. doi:10.1108/ils-07-2017-0072
- Broisin, J., & Vidal, P. (2017). A generic model for the context-aware representation and federation of educational datasets: Experience from the dataTEL challenge. *Knowledge Management & E-Learning-an International Journal*, *9*(2), 143-159.
- Brooks, C. A., Thompson, C., Kovanovic, V., & Acm. (2016). *Introduction to Data Mining for Educational Researchers*.
- Brooks, C., Erickson, G., Greer, J., & Gutwin, C. (2014). Modelling and quantifying the behaviours of students in lecture capture environments. *Computers & Education*, *75*, 282-292. doi:10.1016/j.compedu.2014.03.002
- Broos, T., Peeters, L., Verbert, K., Van Soom, C., Langie, G., & De Laet, T. (2017). Dashboard for Actionable Feedback on Learning Skills: Scalability and Usefulness. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 229-241).
- Brouwer, N., Bredeweg, B., Latour, S., Berg, A., & van der Huizen, G. (2016). Learning Analytics Pilot with Coach2-Searching for Effective Mirroring. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 363-369).
- Brown, M. G., DeMonbrun, R. M., Lonn, S., Aguilar, S. J., Teasley, S. D., & Acm. (2016). *What and When: The Role of Course Type and Timing in Students' Academic Performance*.
- Brown, W. J., & Kinshuk. (2016). Influencing Metacognition in a Traditional Classroom Environment Through Learning Analytics. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 1-12).

- Bull, S., Ginon, B., Boscolo, C., Johnson, M., & Acm. (2016). *Introduction of Learning Visualisations and Metacognitive Support in a Persuadable Open Learner Model*.
- Bull, S., Ginon, B., Kay, J., Kickmeier-Rust, M., Johnson, M. D., & Acm. (2016). *LAL Workshop: Learning Analytics for Learners*.
- Bull, S., Johnson, M. D., Epp, C. D., Masci, D., Alotaibi, M., Girard, S., & Ieee. (2014). Formative Assessment and Meaningful Learning Analytics. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 327-329).
- Bull, S., & Kay, J. (2016). SMILI (sic): a Framework for Interfaces to Learning Data in Open Learner Models, Learning Analytics and Related Fields. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 293-331. doi:10.1007/s40593-015-0090-8
- Bull, S., Kickmeier-Rust, M., Vatrupu, R. K., Johnson, M. D., Hammermueller, K., Byrne, W., . . . Meissl-Egghart, G. (2013). Learning, Learning Analytics, Activity Visualisation and Open Learner Model: Confusing? In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 532-535).
- Bull, S., & Wasson, B. (2016). Competence visualisation: Making sense of data from 21(st)-century technologies in language learning. *Recall*, 28(2), 147-165. doi:10.1017/s0958344015000282
- Burgess, M., & Ice, P. (2012). TRENDS THAT MATTER NOW: DEVELOPING A CLEAR VISION TOWARD E-STRUCTURING DISTANCE EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2012: International Technology, Education and Development Conference* (pp. 4975-4975).
- Buzzi, M. C., Buzzi, M., Perrone, E., Rapisarda, B., Senette, C., & Acm. (2016). *Learning Games for the Cognitively Impaired People*.
- Caballe, S., Britch, D., Barolli, L., Xhafa, F., & Ieee. (2014). *A Methodological Approach to Provide Effective Web-based Training by using Collaborative Learning and Social Networks*.
- Caballe, S., & Capuano, N. (2016). "Learning Analytics and e-Assessment for Adaptive e-Learning via Interactive, Collaborative and Emotional systems". *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(7), 4-5. doi:10.3991/ijet.v11i07.6054
- Cacatian, C. T. M., Francisco, M. R. C., Jamandra, A. J. T., Manabat, K. J. C., Caro, J. D. L., & Ieee. (2015). *Use of Analytics to Improve Student Behavior and Performance in an Online Course Implementation*.

- Cagliero, L., Farinetti, L., & Baralis, E. (2017). Test-driven summarization: combining formative assessment with teaching document summarization. In S. Reisman, S. I. Ahamed, C. Demartini, T. Conte, L. Liu, W. Claycomb, M. Nakamura, E. Tovar, S. Cimato, C. H. Lung, H. Takakura, J. J. Yang, T. Akiyama, Z. Zhang, & K. Hasan (Eds.), *2017 Ieee 41st Annual Computer Software and Applications Conference* (pp. 401-406).
- Cagliero, L., Farinetti, L., Mezzalama, M., Venuto, E., Baralis, E., & Ieee. (2017). Educational video services in universities: a systematic effectiveness analysis. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Callaghan, M., McShane, N., Eguiluz, A. G., & Savin-Baden, M. (2018). Extending the Activity Theory Based Model for Serious Games Design in Engineering to Integrate Analytics. *International Journal of Engineering Pedagogy*, *8*(1), 109-126. doi:10.3991/ijep.v8i1.8087
- Callies, S., Gravel, M., Beaudry, E., & Basque, J. (2017). Logs Analysis of Adapted Pedagogical Scenarios Generated by a Simulation Serious Game Architecture. *International Journal of Game-Based Learning*, *7*(2), 1-19. doi:10.4018/ijgbl.2017040101
- Calmbach, L., Bodendorf, F., & Ieee. (2014). The impact of personality traits on the individual preference of eLearning tools. In *2014 Annual Sree Global Conference* (pp. 139-143).
- Calvo, A., Rotaru, D. C., Freire, M., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2016, Apr 10-13). *Tools and Approaches for Simplifying Serious Games Development in Educational Settings*. Paper presented at the IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON), Abu Dhabi, U ARAB EMIRATES.
- Cambuzzi, W., Rigo, S. J., & Barbosa, J. L. V. (2015). Dropout Prediction and Reduction in Distance Education Courses with the Learning Analytics Multitrail Approach. *Journal of Universal Computer Science*, *21*(1), 23-47.
- Cano, A. R., Fernandez-Manjon, B., & Garcia-Tejedor, A. J. (2016). Downtown, A Subway Adventure: Using Learning Analytics to Improve the Development of a Learning Game for People with Intellectual Disabilities. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 125-129).
- Cano, A. R., Fernandez-Manjon, B., & Garcia-Tejedor, A. J. (2017). GLAID: Designing a Game Learning Analytics Model to Analyze the Learning Process in Users with Intellectual Disabilities. In C. V. DeCarvalho, P. Escudeiro, & A. Coelho (Eds.), *Serious Games, Interaction and Simulation* (Vol. 176, pp. 45-52).

- Carchiolo, V., Longheu, A., Previti, M., Fichera, G., & Ieee. (2016). *Monitoring students activities in CS courses*.
- Cariaga, A. A., & Feria, R. (2016). INTEGRATING LEARNING ANALYTICS IN A DIGITAL GAME-BASED LEARNING ENVIRONMENT. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5469-5477).
- Cariaga, A. A., Feria, R., & Ieee. (2015). *Learning Analytics through a Digital Game-Based Learning Environment*.
- Cario, C. L., & Witte, J. S. (2018). Orchid: a novel management, annotation and machine learning framework for analyzing cancer mutations. *Bioinformatics*, 34(6), 936-942. doi:10.1093/bioinformatics/btx709
- Carmel, Y. H. (2016). Regulating "big data education" in Europe: lessons learned from the US. *Internet Policy Review*, 5(1). doi:10.14763/2016.1.402
- Carter, A. S., Hundhausen, C. D., & Acm. (2016). *With a Little Help From My Friends: An Empirical Study of the Interplay of Students' Social Activities, Programming Activities, and Course Success*.
- Carter, A. S., Hundhausen, C. D., & Adesope, O. (2017). Blending Measures of Programming and Social Behavior into Predictive Models of Student Achievement in Early Computing Courses. *Acm Transactions on Computing Education*, 17(3). doi:10.1145/3120259
- Carver, L. B., Mukherjee, K., & Lucio, R. (2017). Relationship Between Grades Earned and Time in Online Courses. *Online Learning*, 21(4), 303-313.
- Casey, K., & Azcona, D. (2017). Utilizing student activity patterns to predict performance. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 14. doi:10.1186/s41239-017-0044-3
- Casquero, O., Ovelar, R., Romo, J., & Benito, M. (2014). Personal learning environments, higher education and learning analytics: a study of the effects of service multiplexity on undergraduate students' personal networks. *Cultura Y Educacion*, 26(4), 696-738. doi:10.1080/11356405.2014.985945
- Casquero, O., Ovelar, R., Romo, J., Benito, M., & Alberdi, M. (2016). Students' personal networks in virtual and personal learning environments: a case study in higher education using learning analytics approach. *Interactive Learning Environments*, 24(1), 49-67. doi:10.1080/10494820.2013.817441
- Castellanos, J., Haya, P. A., & Urquiza-Fuentes, J. (2017). A Novel Group Engagement Score for Virtual Learning Environments. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(3), 306-317. doi:10.1109/tlt.2016.2582164
- Castillo, L. (2016). *A virtual laboratory for multiagent systems: Joining efficacy, learning analytics and student satisfaction*.

- Celik, D., & Magoulas, G. D. (2016). A Review, Timeline, and Categorization of Learning Design Tools. In D. K. W. Chiu, I. Marenzi, U. Nanni, M. Spaniol, & M. Temperini (Eds.), *Advances in Web-Based Learning* (Vol. 10013, pp. 3-13).
- Chandra, D. G., & Raman, A. C. (2014). Educational Data Mining on Learning Management Systems using SCORM. In G. Tomar & S. Singh (Eds.), *2014 Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies* (pp. 362-368).
- Chang, C. J., Chang, M. H., Liu, C. C., Chiu, B. C., Chiang, S. H. F., Wen, C. T., . . . Chai, C. S. (2017). An analysis of collaborative problem-solving activities mediated by individual-based and collaborative computer simulations. *Journal of Computer Assisted Learning*, *33*(6), 649-662. doi:10.1111/jcal.12208
- Chang, J. K., Tsao, N. L., Kuo, C. H., & Hsu, H. H. (2016). *Curriculum Design - A Data-Driven Approach*.
- Charalampos, G., Michael, K., Dimitrios, C., Photis, N., Georgios, P., & Ieee. (2014). *Intelligent Information Gathering System In Cultural Content Dissemination*.
- Charleer, S., Klerkx, J., Duval, E., De Laet, T., & Verbert, K. (2016). Creating Effective Learning Analytics Dashboards: Lessons Learnt. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 42-56).
- Charleer, S., Klerkx, J., Duval, E., De Laet, T., & Verbert, K. (2017). Towards balanced discussions in the classroom using ambient information visualisations. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, *9*(2-3), 227-253. doi:10.1504/ijtel.2017.10002503
- Charleer, S., Santos, J. L., Klerkx, J., & Duval, E. (2014). Improving Teacher Awareness Through Activity, Badge and Content Visualizations. In Y. Cao, T. Valjataga, J. K. T. Tang, H. Leung, & M. Laanpere (Eds.), *New Horizons in Web Based Learning, Icwl 2014* (Vol. 8699, pp. 143-152).
- Chatti, M. A., Dugosija, D., Thus, H., Schroeder, U., & Ieee. (2014). Learner Modeling in Academic Networks. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 117-121).
- Chaudy, Y., Connolly, T., & Hainey, T. (2014). An Assessment Engine: Educators as Editors of their Serious Games' Assessment. In C. Busch (Ed.), *Proceedings of the 8th European Conference on Games Based Learning* (pp. 58-67).
- Chaudy, Y., Connolly, T. M., Hainey, T., & Ieee. (2014). *EngAGe: A link between Educational Games Developers and Educators*.

- Chauhan, J., & Goel, A. (2017). A Feature-based Analysis of MOOC for Learning Analytics. In S. Aluru, A. Kalyanaraman, B. Ucar, K. Kothapalli, M. Halappanavar, K. Madduri, M. Govindaraju, Y. Xia, S. Prasad, M. Barnas, A. Sureka, P. Patel, V. Saxena, & S. Goel (Eds.), *2017 Tenth International Conference on Contemporary Computing* (pp. 271-276).
- Chen, B. D., Chang, Y. H., Ouyang, F., & Zhou, W. Y. (2018). Fostering student engagement in online discussion through social learning analytics. *Internet and Higher Education*, *37*, 21-30. doi:10.1016/j.iheduc.2017.12.002
- Chen, B. D., Resendes, M., Chai, C. S., & Hong, H. Y. (2017). Two tales of time: uncovering the significance of sequential patterns among contribution types in knowledge-building discourse. *Interactive Learning Environments*, *25*(2), 162-175. doi:10.1080/10494820.2016.1276081
- Chen, B., Wise, A. F., Knight, S., Cheng, B. H., & Acm. (2016). *Putting Temporal Analytics into Practice: The 5th International Workshop on Temporality in Learning Data*.
- Chen, G. L., Davis, D., Krause, M., Aivaloglou, E., Hauff, C., & Houben, G. J. (2018). From Learners to Earners: Enabling MOOC Learners to Apply Their Skills and Earn Money in an Online Market Place. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, *11*(2), 264-274. doi:10.1109/tlt.2016.2614302
- Chen, J. J., Xu, J. L., Tang, T., & Chen, R. C. (2017). WebIntera-classroom: an interaction-aware virtual learning environment for augmenting learning interactions. *Interactive Learning Environments*, *25*(6), 792-807. doi:10.1080/10494820.2016.1188829
- Chen, S. Y., & Yeh, C. C. (2017). The Effects of Cognitive Styles on the Use of Hints in Academic English: A Learning Analytics Approach. *Educational Technology & Society*, *20*(2), 251-264.
- Chen, W. L., & Looi, C. K. (2017). *Measuring Process and Outcome of the Scientific Argumentation in a CSCL Environment*.
- Chen, X., DeBoer, J., & Ieee. (2015). Checkable Answers: Understanding Student Behaviors with Instant Feedback in a Blended Learning Class. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 138-142).
- Chen, Y., Yu, B., Zhang, X. W., Yu, Y. H., & Acm. (2016). *Topic Modeling for Evaluating Students' Reflective Writing: a Case Study of Pre-service Teachers' Journals*.
- Cheng, Y. C., Tzeng, J. W., Huang, N. F., Lee, C. A., & Kuo, M. L. (2017). *Development of Alternative Conception Diagnostic System based on Item Response Theory in MOOCs*.
- Cheung, Y. K., Hsueh, P. Y. S., Qian, M., Yoon, S., Meli, L., Diaz, K. M., . . . Davidson, K. W. (2017). Are Nomothetic or Ideographic Approaches

- Superior in Predicting Daily Exercise Behaviors? Analyzing N-of-1 mHealth Data. *Methods of Information in Medicine*, 56(6), 452-460.  
doi:10.3414/me16-02-0051
- Chigne, H. S., Gayo, J. E. L., Obeso, M. E. A., de Pablos, P. O., & Lovelle, J. M. C. (2016). Towards the Implementation of the Learning Analytics in the Social Learning Environments for the TechnologyEnhanced Assessment in Computer Engineering Education. *International Journal of Engineering Education*, 32(4), 1637-1646.
- Chiru, C. G., & Rebedea, T. (2013). Detecting Discourse Creativity in Chat Conversations. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 597-598).
- Choi, S. P. M., Lam, S. S., Li, K. C., & Wong, B. T. M. (2018). Learning Analytics at Low Cost: At-risk Student Prediction with Clicker Data and Systematic Proactive Interventions. *Educational Technology & Society*, 21(2), 273-290.
- Choi-Lundberg, D. L., Cuellar, W. A., & Williams, A. M. M. (2016). Online Dissection Audio-Visual Resources for Human Anatomy: Undergraduate Medical Students' Usage and Learning Outcomes. *Anatomical Sciences Education*, 9(6), 545-554. doi:10.1002/ase.1607
- Chorianopoulos, K., Giannakos, M. N., Chrisochoides, N., Reed, S., & Ieee. (2014). Open Service for Video Learning Analytics. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 28-+).
- Chou, C. Y., Tseng, S. F., Chih, W. C., Chen, Z. H., Chao, P. Y., Lai, K. R., . . . Lin, Y. L. (2017). Open Student Models of Core Competencies at the Curriculum Level: Using Learning Analytics for Student Reflection. *Ieee Transactions on Emerging Topics in Computing*, 5(1), 32-44.  
doi:10.1109/tetc.2015.2501805
- Chounta, I. A., & Avouris, N. (2016). Towards the real-time evaluation of collaborative activities: Integration of an automatic rater of collaboration quality in the classroom from the teacher's perspective. *Education and Information Technologies*, 21(4), 815-835. doi:10.1007/s10639-014-9355-3
- Chounta, I. A., Avouris, N., & Ieee. (2014). It's all about time: towards the real-time evaluation of collaborative activities. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 283-285).
- Chounta, I. A., Hecking, T., & Hoppe, H. U. (2015). Every Answer Has a Question: Exploring Communication and Knowledge Exchange in MOOCs Through Learning Analytics. In N. Baloian, Y. Zorian, P. Taslakian, & S. Shoukouryan (Eds.), *Collaboration and Technology* (Vol. 9334, pp. 140-147).

- Chu, H. C., Chen, J. M., & Tsai, C. L. (2017). Effects of an online formative peer-tutoring approach on students' learning behaviors, performance and cognitive load in mathematics. *Interactive Learning Environments*, 25(2), 203-219. doi:10.1080/10494820.2016.1276085
- Ciolacu, M., Tehrani, A. F., Beer, R., Popp, H., & Ieee. (2017). *Education 4.0- Fostering Student's Performance with Machine Learning Methods*.
- Cirigliano, M. M., Guthrie, C., Pusic, M. V., Cianciolo, A. T., Lim-Dunham, J. E., Spickard, A., & Terry, V. (2017). "Yes, and ..." Exploring the Future of Learning Analytics in Medical Education. *Teaching and Learning in Medicine*, 29(4), 368-372. doi:10.1080/10401334.2017.1384731
- Claros, I., Cobos, R., Guerra, E., de Lara, J., Pescador, A., Sanchez-Cuadrado, J., & Ieee. (2013). Integrating Open Services for Building Educational Environments. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1147-1156).
- Clayton, M., & Halliday, D. (2017). Big data and the liberal conception of education. *Theory and Research in Education*, 15(3), 290-305. doi:10.1177/1477878517734450
- Clemens, C., Kumar, V., Mitchnick, D., & Ieee. (2013). Writing-Based Learning Analytics for Education. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 504-505).
- Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. *Teaching in Higher Education*, 18(6), 683-695. doi:10.1080/13562517.2013.827653
- Clow, D., Ferguson, R., Macfadyen, L., Prinsloo, P., Slade, S., & Acm. (2016). LAK Failathon. *Lak '16 Conference Proceedings: the Sixth International Learning Analytics & Knowledge Conference*, 509-511. doi:10.1145/2883851.2883918
- Cobos, R., Jurado, F., & Ieee. (2018). An Exploratory Analysis on MOOCs Retention and Certification in Two Courses of Different Knowledge Areas. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1659-1666).
- Cobos, R., Lareo, A., Gil, S., Vargas, F. A., & Acm. (2016). *Open-DLAs: An Open Dashboard for Learning Analytics*.
- Cohen, A. (2017). Analysis of student activity in web-supported courses as a tool for predicting dropout. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 65(5), 1285-1304. doi:10.1007/s11423-017-9524-3
- Cojocar, D., & Tanasie, R. T. (2017). THE QUALITY ASSESSMENT PROCESS - A STUDY CASE FOR HIGHER EDUCATION IN ENGINEERING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *10th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 1302-1310).



- Coll, C., Engel, A., & Nino, S. (2017). The participants' activity as a source of information to promote collaboration. A learning analytic based on the Distributed Educational Influence model. *Red-Revista De Educacion a Distancia*(53). doi:10.6018/red/53/2
- Colpaert, J. (2018). Exploration of Affordances of Open Data for Language Learning and Teaching. *Journal of Technology and Chinese Language Teaching*, 9(1), 1-14.
- Company, P., Contero, M., Otey, J., Camba, J. D., Agost, M. J., & Perez-Lopez, D. (2017). Web-Based System for Adaptable Rubrics: Case Study on CAD Assessment. *Educational Technology & Society*, 20(3), 24-41.
- Conde, M. A., Colomo-Palacios, R., Garcia-Penalvo, F. J., & Larrucea, X. (2018). Teamwork assessment in the educational web of data: A learning analytics approach towards ISO 10018. *Telematics and Informatics*, 35(3), 551-563. doi:10.1016/j.tele.2017.02.001
- Conde, M. A., Garcia-Penalvo, F. J., Fidalgo-Blanco, A., & Sein-Echaluce, M. L. (2017). Can We Apply Learning Analytics Tools in Challenge Based Learning Contexts? In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 242-256).
- Conde, M. A., Garcia-Penalvo, F. J., Gomez-Aguilar, D. A., & Theron, R. (2015). Exploring Software Engineering Subjects by Using Visual Learning Analytics Techniques. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 10(4), 242-252. doi:10.1109/rita.2015.2486378
- Conde, M. A., Garcia-Penalvo, F. J., Gomez-Aguilar, D. A., Theron, R., & Ieee. (2014). Visual learning analytics techniques applied in software engineering subjects. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Conde, M. A., & Hernandez-Garcia, A. (2013). *A promised land for educational decision-making? Present and future of learning analytics*.
- Conde, M. A., & Hernandez-Garcia, A. (2015). Learning analytics for educational decision making. *Computers in Human Behavior*, 47, 1-3. doi:10.1016/j.chb.2014.12.034
- Conde, M. A., Hernandez-Garcia, A., Garcia-Penalvo, F. J., & Sein-Echaluce, M. L. (2015). Exploring Student Interactions: Learning Analytics Tools for Student Tracking. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies, Lct 2015* (Vol. 9192, pp. 50-61).
- Conde, M. A., Hernandez-Garcia, A., & Oliveira, A. (2015). *Endless horizons? Addressing current concerns about learning analytics*.

- Cooper, M., Ferguson, R., Wolff, A., & Acm. (2016). *What Can Analytics Contribute to Accessibility in e-Learning Systems and to Disabled Students' Learning?*
- Corbi, A., & Burgos, D. (2015). Implementation of the Recommendation Model LIME in Cognitive and Visual Interactive Tutors from PSLC. *Ieee Latin America Transactions*, 13(2), 516-522. doi:10.1109/tla.2015.7055573
- Corcoles, C., Huertas, M. A., & Porta, L. (2015). A WEB APPLICATION FOR THE ANALYSIS OF STUDENT USE OF VIDEO LEARNING RESOURCES. In L. GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1317-1324).
- Corrias, A., Hong, J. G. C., & Ieee. (2015). Design and implementation of a flipped classroom learning environment in the biomedical engineering context. In *2015 37th Annual International Conference of the Ieee Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 3985-3988).
- Corrigan, O., Glynn, M., McKenna, A., Smeaton, A., & Smyth, S. (2015). Student Data: Data is Knowledge: Putting the Knowledge Back in the Students' Hands. In A. Jefferies & M. Cubric (Eds.), *Proceedings of the 14th European Conference on R-Learning* (pp. 165-172).
- Crawley, L., Daly, O., & Burke, J. (2014). CHANGING HOW WE TEACH TO ENHANCE UNDERGRADUATE LEARNING AND ENGAGEMENT. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2014: 8th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 5060-5069).
- Crooks, R. (2017). Representationalism at work: dashboards and data analytics in urban education. *Educational Media International*, 54(4), 289-303. doi:10.1080/09523987.2017.1408267
- Cross, S., Whitelock, D., & Mittelmeier, J. (2016). DOES THE QUALITY AND QUANTITY OF EXAM REVISION IMPACT ON STUDENT SATISFACTION AND PERFORMANCE IN THE EXAM ITSELF?: PERSPECTIVES FROM UNDERGRADUATE DISTANCE LEARNERS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5052-5061).
- Crossley, S., Paquette, L., Dascalu, M., McNamara, D. S., Baker, R. S., & Acm. (2016). *Combining Click-Stream Data with NLP Tools to Better Understand MOOC Completion.*

- Cruz, G., Costa, A., Martins, P., Goncalves, R., & Barroso, J. (2015). Toward Educational Virtual Worlds: Should Identity Federation Be a Concern? *Educational Technology & Society*, 18(1), 27-36.
- Cruz-Benito, J., Garcia-Penalvo, F. J., Theron, R., & Ieee. (2014). Defining generic data collectors for Learning Analytics: Facing up the heterogeneous data from heterogeneous environments. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 365-+).
- Cruz-Benito, J., Theron, R., Garcia-Penalvo, F. J., Maderuelo, C., Perez-Blanco, J. S., Zazo, H., & Martin-Suarez, A. (2014). Monitoring and feedback of Learning Processes in Virtual Worlds through analytics architectures: a real case. In A. Rocha, D. Fonseca, E. Redondo, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *Proceedings of the 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Cukurova, M., Avramides, K., Spikol, D., Luckin, R., Mavrikis, M., & Acm. (2016). *An Analysis Framework for Collaborative Problem Solving in Practice-based Learning Activities: A Mixed-method Approach*.
- Cukurova, M., Luckin, R., Millan, E., & Mavrikis, M. (2018). The NISPI framework: Analysing collaborative problem-solving from students' physical interactions. *Computers & Education*, 116, 93-109. doi:10.1016/j.compedu.2017.08.007
- Czopek, A., & Pietrzak, P. (2016). Unlocking the potential of technology in education. *E-Mentor*(3), 78-82.
- Dafoulas, G. A., Maia, C., Loomes, M., Serce, F. C., Swigger, K., Brazile, R., . . . Milewski, A. (2016). Creating Smarter Teaching and Training Environments: Innovative Set-Up for Collaborative Hybrid Learning. In P. Novais & S. Konomi (Eds.), *Intelligent Environments 2016* (Vol. 21, pp. 238-248).
- Dafoulas, G., & Loveday, J. (2016). USING DATA MINING FOR ASSESSING STUDENTS INTERACTION WITH SOCIAL MEDIA IN HIGHER EDUCATION: THE CASE OF USING LEARNING ANALYTICS WITHIN THE CURRICULUM. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5294-5294).
- Dafoulas, G., Loveday, J., & Neilson, D. (2015). USING DATA MINING FOR ASSESSING THE IMPACT OF SOCIAL MEDIA IN HIGHER EDUCATION: THE CASE OF INTEGRATING SOCIAL MEDIA IN THE CURRICULUM. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2015: 8th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 4684-4693).

- Dahlberg, G. M. (2017). A Multivocal Approach in the Analysis of Online Dialogue in the Language-focused Classroom in Higher Education. *Educational Technology & Society*, 20(2), 238-250.
- Dascalu, M. I., Bodea, C. N., Stancu, S., & Purnus, A. (2016). SOCIAL LEARNING ANALYTICS: A MANDATORY STEP FOR E-EDUCATION SUCCESS IN THE DANUBE REGION. In C. Boja, M. Doinea, C. Ciurea, P. Pocatilu, L. Batagan, A. Velicanu, M. E. Popescu, I. Manafi, A. Zamfiroiu, & M. Zurini (Eds.), *International Conference on Informatics in Economy, Ie 2016: Education, Research & Business Technologies* (pp. 409-414).
- Dascalu, M., Trausan-Matu, S., McNamara, D. S., & Dessus, P. (2015). ReaderBench: Automated evaluation of collaboration based on cohesion and dialogism. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 10(4), 395-423. doi:10.1007/s11412-015-9226-y
- Dawson, S., & Siemens, G. (2014). Analytics to Literacies: The Development of a Learning Analytics Framework for Multiliteracies Assessment. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(4), 284-305.
- de Barba, P. G., Kennedy, G. E., & Ainley, M. D. (2016). The role of students' motivation and participation in predicting performance in a MOOC. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 218-231. doi:10.1111/jcal.12130
- de Freitas, S., Gibson, D., Du Plessis, C., Halloran, P., Williams, E., Ambrose, M., . . . Arnab, S. (2015). Foundations of dynamic learning analytics: Using university student data to increase retention. *British Journal of Educational Technology*, 46(6), 1175-1188. doi:10.1111/bjet.12212
- de Kock, W. D., & Harskamp, E. G. (2016). Procedural versus content-related hints for word problem solving: an exploratory study. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(5), 481-493. doi:10.1111/jcal.12148
- de Laat, M., & Schreurs, B. (2013). Visualizing Informal Professional Development Networks: Building a Case for Learning Analytics in the Workplace. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1421-1438. doi:10.1177/0002764213479364
- de Lima, M., & Zorrilla, M. (2017). Social Networks and the Building of Learning Communities: An Experimental Study of a Social MOOC. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 18(1), 40-63.
- De Lira, C., & Acm. (2017). *Improving the Learning Experiences of First-Year Computer Science Students with Empathetic IDEs*.
- de Menezes, D. A. T., Florencio, D. L., Silva, R. E. D., Schiel, U., de Aquino, M. S., & Nunes, I. D. (2017). DaVID - A Model of Data Visualization for the Instructional Design. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G.

- Sampson, & R. VasIU (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 281-285).
- de Moraes, E. M., & da Silva, M. T. (2016). Learning Analytics Deployment at an University. In I. Naas, O. Vendrametto, J. M. Reis, R. F. Goncalves, M. T. Silva, G. VonCieminski, & D. Kiritsis (Eds.), *Advances in Production Management Systems: Initiatives for a Sustainable World* (Vol. 488, pp. 79-85).
- de Oliveira, F. S., Santos, S., & Ieee. (2016). BLMaestro: A Virtual Learning Environment for the Implementation of Problem-Based Learning Approach in Computer Education. In *2016 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- de Oliveira, M. L., Silva, T., Garzon, J. C. V., & Galembeck, E. (2017). The potential of the educational applications in the formative assessment process. *Gondola-Ensenanza Y Aprendizaje De Las Ciencias*, 12(2), 99-116.  
doi:10.14483/23464712.11107
- de-la-Fuente-Valentin, L., Pardo, A., Hernandez, F. L., & Burgos, D. (2015). A Visual Analytics Method for Score Estimation in Learning Courses. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 134-155.
- del Blanco, A., Serrano, A., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2013). E-Learning Standards and Learning Analytics. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1255-1261).
- del Blanco, A., Serrano, A., Martinez, I., Fernandez-Manjon, B., & Stanescu, I. A. (2013). INTEGRATING SERIOUS GAMES INTO E-LEARNING PLATFORMS: PRESENT AND FUTURE. In I. Roceanu, I. Stanescu, & D. Barbieru (Eds.), *Quality and Efficiency in E-Learning, Vol 2* (pp. 231-+).
- Denisleam, S., & Trausan-Matu, S. (2016a). Analysis of disfluency in audio and chat transcripts. In E. Petre & M. Brezovan (Eds.), *2016 20th International Conference on System Theory, Control and Computing* (pp. 174-179).
- Denisleam, S., & Trausan-Matu, S. (2016b). AUTOMATIC ANALYSIS OF PAUSES IN COLLABORATIVE LEARNING CHATS. In I. Roceanu, D. Dubois, F. Moldoveanu, I. Stanescu, D. Beligan, M. I. Dascalu, & D. Barbieru (Eds.), *Elearning Vision 2020!, Vol I* (pp. 289-296).
- Denny, Atmaja, I. P. M., Saptawijaya, A., Aminah, S., & Ieee. (2017). *Implementation of Change Data Capture in ETL Process for Data Warehouse Using HDFS and Apache Spark*.
- Derboven, J., Vandenbergh, B., & Acm. (2016). *NewSchool: Studying the Effects of Design Fiction through Personalized Learning Scenarios*.
- Derr, K. (2017). Identifying Consistent Variables in a Heterogeneous Data Set: Evaluation of a Web-Based Pre-Course in Mathematics. *Electronic Journal of E-Learning*, 15(1), 82-93.

- Derr, K., Hubl, R., & Ahmed, M. Z. (2015). Using Test Data for Successive Refinement of an Online Pre-Course in Mathematics. In A. Jefferies & M. Cubric (Eds.), *Proceedings of the 14th European Conference on R-Learning* (pp. 173-180).
- Dessus, P., Cosnefroy, O., & Luengo, V. (2016). "Keep Your Eyes on 'em all!": A Mobile Eye-Tracking Analysis of Teachers' Sensitivity to Students. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 72-84).
- Dexter, H. (2017). A REFERENCE MODEL FOR SUPPORTING THE STUDENT JOURNEY, IMPROVING INFORMATION GOVERNANCE AND IMPLEMENTING KNOWLEDGE MANAGEMENT. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *10th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 1533-1542).
- Dhanalakshmi, V., Bino, D., Saravanan, A. M., & Ieee. (2016). *Opinion mining from student feedback data using supervised learning algorithms*.
- Di Nunzio, G. M., & Ieee. (2016). *Can you learn it? Probably! Developing Learning Analytics Tools in R*.
- Diaz, H. J. P., Munoz-Merino, P. J., Ruiz, J. S., Kloos, C. D., Ruiperez-Valiente, J. A., & Acm. (2016). *A Demonstration of ANALYSE: A Learning Analytics Tool for Open edX*.
- Diaz-Lazaro, J. J., Fernandez, I. M. S., & Vera, M. D. S. (2017). Social Learning Analytics in Higher Education. An experience at the Primary Education stage. *Journal of New Approaches in Educational Research*, 6(2), 119-126. doi:10.7821/naer.2017.7.232
- Dichev, C., Dicheva, D., & Ieee. (2013). *Support for Independent Learning in Evolving Computer Science Disciplines*.
- Dietze, S., Taibi, D., & d'Aquin, M. (2017). Facilitating Scientometrics in Learning Analytics and Educational Data Mining - the LAK Dataset. *Semantic Web*, 8(3), 395-403.
- Dillenbourg, P. (2016). The Evolution of Research on Digital Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 544-560. doi:10.1007/s40593-016-0106-z
- Dillon, J., Ambrose, G. A., Wanigasekara, N., Chetlur, M., Dey, P., Sengupta, B., . . . Acm. (2016). *Student Affect during Learning with a MOOC*.
- Divjak, B., & Maretic, M. (2017). Learning Analytics for Peer-assessment: (Dis)advantages, Reliability and Implementation. *Journal of Information and Organizational Sciences*, 41(1), 21-34. doi:10.31341/jios.41.1.2
- Dix, A., & Acm. (2016). *Challenge and Potential of Fine Grain, Cross-Institutional Learning Data*.

- Dix, A., & Leavesley, J. (2015). Learning Analytics for the Academic: An Action Perspective. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 48-65.
- Dobozy, E. (2017). University lecturer views on pedagogic lurking. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 1-2).
- Dodero, J. M., Gonzalez-Conejero, E. J., Gutierrez-Herrera, G., Peinado, S., Tocino, J. T., & Ruiz-Rube, I. (2017). Trade-off between interoperability and data collection performance when designing an architecture for learning analytics. *Future Generation Computer Systems-the International Journal of Escience*, 68, 31-37. doi:10.1016/j.future.2016.06.040
- Doersam, B. (2016). USE CASES FOR LEARNING ANALYTICS IN SELF-LEARNING COURSES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 3470-3477).
- Doleck, T., Basnet, R. B., Poitras, E. G., & Lajoie, S. P. (2015). Mining learner-system interaction data: implications for modeling learner behaviors and improving overlay models. *Journal of Computers in Education*, 2(4), 421-447. doi:10.1007/s40692-015-0040-3
- Doleck, T., Jarrell, A., Poitras, E. G., Chaouachi, M., Lajoie, S. P., & Ieee. (2016). *Examining Diagnosis Paths: A Process Mining Approach*.
- Dominguez, F., Echeverria, V., Chiluiza, K., Ochoa, X., & Acm. (2015). *Multimodal Selfies: Designing a Multimodal Recording Device for Students in Traditional Classrooms*.
- Dominguez-Rodriguez, R., Santana, J. C. N., & Royo, E. R. (2015). *Monitoring technologies in Suricata model for the formal and informal learning areas*.
- Donnelly, P. J., Blanchard, N., Samei, B., Olney, A. M., Sun, X. Y., Ward, B., . . . D'Mello, S. K. (2016). *Multi-Sensor Modeling of Teacher Instructional Segments in Live Classrooms*.
- Drachsler, H., Greller, W., & Acm. (2016). *Privacy and Analytics - it's a DELICATE Issue A Checklist for Trusted Learning Analytics*.
- Drachsler, H., Hoel, T., Cooper, A., Kismihok, G., Berg, A., Scheffel, M., . . . Acm. (2016). *Ethical and Privacy Issues in the Design of Learning Analytics Applications*.
- Drachsler, H., & Kalz, M. (2016). The MOOC and learning analytics innovation cycle (MOLAC): a reflective summary of ongoing research and its challenges. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 281-290. doi:10.1111/jcal.12135

- Dragulescu, B., Bucos, M., & Vasiu, R. (2015a). CVLA: Integrating Multiple Analytics Techniques in a Custom Moodle Report. In G. Dregvaite & R. Damasevicius (Eds.), *Information and Software Technologies, Icist 2015* (Vol. 538, pp. 115-126).
- Dragulescu, B., Bucos, M., & Vasiu, R. (2015b). Predicting Assignment Submissions in a Multi-class Classification Problem. *Tem Journal-Technology Education Management Informatics*, 4(3), 244-254.
- Drlik, M., Svec, P., & Skalka, J. (2014). *Comparison of Approaches to the Data Analysis in the Virtual Learning Environments*.
- Duart, J. M., & James, R. (2015). Special section: Learning Analytics: Intelligent Decision Support Systems for Learning Environments. *Rusc-Universities and Knowledge Society Journal*, 12(3), 1-2. doi:10.7238/rusc.v12i3.2683
- Duru, I., Dogan, G., & Diri, B. (2016). *An Overview Of Studies About Students' Performance Analysis and Learning Analytics in MOOCs*.
- Duru, I., Sunar, A. S., Dogan, G., & Diri, B. (2017). *Investigation of Social Contributions of Language Oriented MOOC Learner Groups*.
- Duzhin, F., & Gustafsson, A. (2018). Machine Learning-Based App for Self-Evaluation of Teacher-Specific Instructional Style and Tools. *Education Sciences*, 8(1). doi:10.3390/educsci8010007
- Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bultmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and Implementation of a Learning Analytics Toolkit for Teachers. *Educational Technology & Society*, 15(3), 58-76.
- Ebben, M., & Murphy, J. S. (2014). Unpacking MOOC scholarly discourse: a review of nascent MOOC scholarship. *Learning Media and Technology*, 39(3), 328-345. doi:10.1080/17439884.2013.878352
- Ebner, M., & Edtstadler, K. (2016). Learning Analytics and Spelling Acquisition in German - A First Prototype. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies, Lct 2016* (Vol. 9753, pp. 405-416).
- Ebner, M., & Edtstadler, K. (2017). Learning Analytics and Spelling Acquisition in German - Proof of Concept. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 257-268).
- Ebner, M., & Edtstadler, K. (2018). Tutoring writing spelling skills within a web-based platform for children. *Universal Access in the Information Society*, 17(2), 305-323. doi:10.1007/s10209-017-0564-6
- Ebner, M., Kinshuk, Wohllhart, D., Taraghi, B., & Kumar, V. (2015). Learning Analytics. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 1-6.
- Ebner, M., Prettenthaler, C., Hamada, M., & Ieee. (2014). *Cloud-based service for eBooks using EPUB under the Aspect of Learning Analytics*.



- Ebner, M., Schon, M., Taraghi, B., & Steyre, M. (2013). *TEACHERS LITTLE HELPER: MULTI-MATH-COACH*.
- Echeverria, L., Benitez, A., Buendia, S., Cobos, R., & Morales, M. (2016). Using a Learning Analytics Manager for monitoring of the collaborative learning activities and students' motivation into the Moodle system. In V. I. D. Jacome & M. J. P. Erazo (Eds.), *2016 Ieee 11th Colombian Computing Conference*.
- Edwards, D., & Foley, C. (2016). A WHITE KNUCKLE RIDE: EMBEDDING LEARNING ANALYTICS IN POST GRADUATE EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 8045-8045).
- Edwards, R., & Fenwick, T. (2016). Digital analytics in professional work and learning. *Studies in Continuing Education*, 38(2), 213-227.  
doi:10.1080/0158037x.2015.1074894
- Egan, J. P. (2017). ACTIVITY, LEARNING OR DATA FETISHISM: ON LEARNER ANALYTICS, HIGHER EDUCATION AND REGIMES OF THOUGHT. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 3652-3655).
- Ellis, C. (2013). Broadening the scope and increasing the usefulness of learning analytics: The case for assessment analytics. *British Journal of Educational Technology*, 44(4), 662-664. doi:10.1111/bjet.12028
- Ellis, R. A., Han, F. F., & Pardo, A. (2017). Improving Learning Analytics - Combining Observational and Self-Report Data on Student Learning. *Educational Technology & Society*, 20(3), 158-169.
- Epp, C. D., & Acm. (2016). *English Language Learner Experiences of Formal and Informal Learning Environments*.
- Epp, C. D., & Bull, S. (2015). Uncertainty Representation in Visualizations of Learning Analytics for Learners: Current Approaches and Opportunities. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 8(3), 242-260.  
doi:10.1109/tlt.2015.2411604
- Eradze, M., Pata, K., & Laanpere, M. (2015). Analyzing Learning Flows in Digital Learning Ecosystems. In D. K. W. Chiu, M. Wang, E. Popescu, Q. Li, R. Lau, T. K. Shih, C. S. Yang, & D. G. Sampson (Eds.), *Advances in Web-Based Learning* (Vol. 8390, pp. 63-72).
- Eradze, M., Rodriguez-Triana, M. J., & Laanpere, M. (2017). Semantically Annotated Lesson Observation Data in Learning Analytics Datasets: a Reference Model. *Interaction Design and Architectures*(33), 75-91.

- Eradze, M., Valjataga, T., & Laanpere, M. (2014). Observing the Use of e-Textbooks in the Classroom: Towards "Offline" Learning Analytics. In Y. Cao, T. Valjataga, J. K. T. Tang, H. Leung, & M. Laanpere (Eds.), *New Horizons in Web Based Learning, Icw 2014* (Vol. 8699, pp. 254-263).
- Erkens, M., Daems, O., Hoppe, H. U., & Ieee. (2014). Artifact Analysis around Video Creation in Collaborative STEM Learning Scenarios. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 388-392).
- Esmeijer, J., & van der Plas, A. (2013). THE DESIRABLE FUTURE OF LEARNING ANALYTICS - A MULTISTAKEHOLDER PERSPECTIVE. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn13: 5th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 2736-2745).
- Estevez-Ayres, I., Fisteus, J. A., & Delgado-Kloos, C. (2017). Lostrego: A distributed stream-based infrastructure for the real-time gathering and analysis of heterogeneous educational data. *Journal of Network and Computer Applications*, *100*, 56-68. doi:10.1016/j.jnca.2017.10.014
- Fang, B., & Shewmaker, J. (2016). The Case for Small Data in Higher Education. In P. Novais & S. Konomi (Eds.), *Intelligent Environments 2016* (Vol. 21, pp. 159-168).
- Farokhmehr, M., & Fatemi, S. O. (2016). Implementing Machine Learning on a big Data Engine for e-Learning. In J. Novotna & A. Jancarik (Eds.), *Proceedings of the 15th European Conference on E-Learning* (pp. 188-193).
- Fassbinder, A. G. D., Fassbinder, M., Barbosa, E. F., Magoulas, G. D., & Ieee. (2017). Massive Open Online Courses in Software Engineering Education. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Feng, M. Y., Krumm, A. E., Bowers, A. J., Podkul, T., & Acm. (2016). *Elaborating Data Intensive Research Methods through Researcher-Practitioner Partnerships*.
- Fenu, G., Marras, M., & Meles, M. (2017). A LEARNING ANALYTICS TOOL FOR USABILITY ASSESSMENT IN MOODLE ENVIRONMENTS. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, *13*(3), 23-34. doi:10.20368/1971-8829/1388
- Ferguson, R., & Acm. (2016). *Learning at Scale: Using an Evidence Hub To Make Sense of What We Know*.
- Ferguson, R., Clow, D., & Acm. (2016). *Learning Analytics Community Exchange: Evidence Hub*.
- Fernandez, A. R., Merino, P. J. M., Kloos, C. D., & Ieee. (2018). Scenarios for the Application of Learning Analytics and the Flipped Classroom. In

- Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1619-1628).
- Fernandez, D. B., & Lujan-Mora, S. (2016). EXPLORING APPROACHES TO EDUCATIONAL DATA MINING AND LEARNING ANALYTICS, TO MEASURE THE LEVEL OF ACQUISITION OF STUDENT'S LEARNING OUTCOME. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1845-1850).
- Fernandez, G., & Marino, O. (2016). Visualization Improvement in Learning Analytics Using Semantic Enrichment. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 493-503).
- Fernandez-Delgado, M., Mucientes, M., Vazquez-Barreiros, B., Lama, M., & Ieee. (2014). Learning Analytics for the Prediction of the Educational Objectives Achievement. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Fernandez-Gallego, B., Lama, M., Vidal, J. C., & Mucientes, M. (2013). Learning Analytics Framework for Educational Virtual Worlds. In J. MartinGutierrez & E. Ginters (Eds.), *2013 International Conference on Virtual and Augmented Reality in Education* (Vol. 25, pp. 443-447).
- Fiaidhi, J. (2014). The Next Step for Learning Analytics. *It Professional*, 16(5), 4-8. doi:10.1109/mitp.2014.78
- Fidalgo, A., Sein-Echaluce, M., Conde, M. A., & Garcia-Penalvo, F. J. (2014). Design and development of a Learning Analytics System to evaluate group work competence. In A. Rocha, D. Fonseca, E. Redondo, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *Proceedings of the 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Fidalgo-Blanco, A., Leris, D., Sein-Echaluce, M. L., & Garcia, F. (2015). Monitoring Indicators for CTMTC: Comprehensive Training Model of the Teamwork Competence in Engineering Domain. *International Journal of Engineering Education*, 31(3), 829-838.
- Fidalgo-Blanco, A., Sein-Echaluce, M. L., Garcia-Penalvo, F. J., & Conde, M. A. (2015). Using Learning Analytics to improve teamwork assessment. *Computers in Human Behavior*, 47, 149-156. doi:10.1016/j.chb.2014.11.050
- Fields, D. A., Kafai, Y. B., & Giang, M. T. (2017). Youth Computational Participation in the Wild: Understanding Experience and Equity in Participating and Programming in the Online Scratch Community. *Acm Transactions on Computing Education*, 17(3). doi:10.1145/3123815
- Filva, D. A., Guerrero, M. J. C., & Forment, M. A. (2014). Google Analytics for Time Behavior Measurement in Moodle. In A. Rocha, D. Fonseca, E.

- Redondo, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *Proceedings of the 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Firat, M. (2016). Determining the Effects of LMS Learning Behaviors on Academic Achievement in a Learning Analytic Perspective. *Journal of Information Technology Education-Research*, 15, 75-87.
- Flavin, M. (2016). Technology-enhanced learning and higher education. *Oxford Review of Economic Policy*, 32(4), 632-645. doi:10.1093/oxrep/grw028
- Florian, B., Glahn, C., Drachsler, H., Specht, M., & Gesa, R. F. (2011). Activity-Based Learner-Models for Learner Monitoring and Recommendations in Moodle. In C. D. Kloos, D. Gillet, R. M. G. Garcia, F. Wild, & M. Wolpers (Eds.), *Towards Ubiquitous Learning, Ec-Tel 2011* (Vol. 6964, pp. 111-+).
- Florian-Gaviria, B., Glahn, C., & Gesa, R. F. (2013). A Software Suite for Efficient Use of the European Qualifications Framework in Online and Blended Courses. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 6(3), 283-296. doi:10.1109/tlt.2013.18
- Fonseca, D., & Redondo, E. (2013). *Are the architecture students prepared for the use of mobile technology in the classroom?*
- Fontes, L. M. O., Valentim, R. A. M., Neto, F. M. M., & Souza, R. C. (2016). A Multi-Agent Architecture for Monitoring Tutoring Activities in VLEs. *Ieee Latin America Transactions*, 14(10), 4327-4333. doi:10.1109/tla.2016.7786312
- Freeman, J. D., & Acm. (2016). *Demonstration of the Unizin Sentiment Visualizer*.
- Freire, M., del Blanco, A., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2014). Serious Games as edX MOOC Activities. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 867-871).
- Frick, T., & Dagli, C. (2016). MOOCs for Research: The Case of the Indiana University Plagiarism Tutorials and Tests. *Technology Knowledge and Learning*, 21(2), 255-276. doi:10.1007/s10758-016-9288-6
- Friesel, A., Cojocaru, D., Avramides, K., & Ieee. (2015). Identifying how PELARS-project can support the development of new curriculum structures in engineering education. In *Proceedings of 2015 3rd Experiment at International Conference* (pp. 219-223).
- Frisque, B., Chattopadhyay, A., & Ieee. (2017). Conducting a Social Constructivist Epistemology for Students of Computing Disciplines. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Fulantelli, G., & Taibi, D. (2014). LEARNING ANALYTICS IN OPEN EDUCATION: AN OVERVIEW. In I. Roceanu (Ed.), *Let's Build the Future through Learning Innovation!, Vol. 1* (pp. 231-236).

- Fulantelli, G., Taibi, D., & Arrigo, M. (2013). *A Semantic approach to Mobile Learning Analytics*.
- Fulantelli, G., Taibi, D., & Arrigo, M. (2015). A framework to support educational decision making in mobile learning. *Computers in Human Behavior*, 47, 50-59. doi:10.1016/j.chb.2014.05.045
- Furukawa, M., Yamaji, K., Yaginuma, Y., Yamada, T., & Ieee. (2017). Development of Learning Analytics Platform for OUJ Online Courses. In *2017 Ieee 6th Global Conference on Consumer Electronics*.
- Fynn, A. (2016). Ethical Considerations in the Practical Application of the Unisa Socio-Critical Model of Student Success. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(6), 206-220.
- Galvez, J., Guzman, E., Conejo, R., Mitrovic, A., & Mathews, M. (2016). Data calibration for statistical-based assessment in constraint-based tutors. *Knowledge-Based Systems*, 97, 11-23. doi:10.1016/j.knosys.2016.01.024
- Ganan, D., Caballe, S., Clariso, R., & Conesa, J. (2016a). A Prototype of an eLearning Platform in Support for Learning Analytics and Gamification. In F. Xhafa, L. Barolli, V. Snasel, & I. Zelinka (Eds.), *2016 8th International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems* (pp. 362-369).
- Ganan, D., Caballe, S., Clariso, R., & Conesa, J. (2016b). *Analysis and Design of an eLearning Platform Featuring Learning Analytics and Gamification*.
- Ganan, D., Caballe, S., Clariso, R., & Conesa, J. (2016c). *Towards the Effective Software Development of an eLearning Platform Featuring Learning Analytics and Gamification*.
- Ganan, D., Caballe, S., Clariso, R., & Conesa, J. (2017). Evaluation of an eLearning Platform Featuring Learning Analytics and Gamification. In F. Xhafa, L. Barolli, & F. Amato (Eds.), *Advances on P2p, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing* (Vol. 1, pp. 947-959).
- Ganan, D., Caballe, S., Clariso, R., Conesa, J., & Baneres, D. (2017). ICT-FLAG: a web-based e-assessment platform featuring learning analytics and gamification. *International Journal of Web Information Systems*, 13(1), 25-54. doi:10.1108/ijwis-12-2016-0074
- Garcia, F. B., & Benlloch-Dualde, J. V. (2016). *Learning Analytics Sources Beyond Learning Platforms*.
- Garcia, F., Diaz, G., Tawfik, M., Martin, S., Sancristobal, E., Castro, M., & Ieee. (2014). A Practice-based MOOC for Learning Electronics. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 969-974).

- Garcia, O. A., & Secades, V. A. (2013). *BIG DATA & LEARNING ANALYTICS: A POTENTIAL WAY TO OPTIMIZE ELEARNING TECHNOLOGICAL TOOLS*.
- Garcia-Penalvo, F. J., Hernandez-Garcia, A., Conde, M. A., Fidalgo-Blanco, A., Sein-Echaluce, M. L., Alier, M., . . . Iglesias-Pradas, S. (2015). *Learning services-based technological ecosystems*.
- Gardner, J., & Brooks, C. (2018). Student success prediction in MOOCs. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 28(2), 127-203. doi:10.1007/s11257-018-9203-z
- Gasevic, D., Dawson, S., & Rogers, T. (2016). Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success. *Internet and Higher Education*, 28, 68-84. doi:10.1016/j.iheduc.2015.10.002
- Gasevic, D., Kovanovic, V., Joksimovic, S., & Siemens, G. (2014). Where is Research on Massive Open Online Courses Headed? A Data Analysis of the MOOC Research Initiative. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(5), 134-176.
- Gasevic, D., Mirriahi, N., Dawson, S., & Joksimovic, S. (2017). Effects of instructional conditions and experience on the adoption of a learning tool. *Computers in Human Behavior*, 67, 207-220. doi:10.1016/j.chb.2016.10.026
- Gasevic, D., Siemens, G., & Rose, C. P. (2017). Guest Editorial: Special Section on Learning Analytics. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 3-5. doi:10.1109/tlt.2017.2670999
- Gasevic, D., Zouaq, A., & Janzen, R. (2013). "Choose Your Classmates, Your GPA Is at Stake!": The Association of Cross-Class Social Ties and Academic Performance. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1460-1479. doi:10.1177/0002764213479362
- Gaugler, K. M., Bender, M., & Matheus, C. C. (2015). A WEB-BASED PLATFORM FOR READING COMPREHENSION AND VOCABULARY ACQUISITION: THE PROJECT TALOS CASE STUDY. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2015: 9th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 3057-3064).
- Gelan, A., Fastre, G., Verjans, M., Martin, N., Janssenswillen, G., Creemers, M., . . . Thomas, M. (2018). Affordances and limitations of learning analytics for computer-assisted language learning: a case study of the VITAL project. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 294-319. doi:10.1080/09588221.2017.1418382
- Gewerc, A., Montero, L., & Lama, M. (2014). Collaboration and Social Networking in Higher Education. *Comunicar*(42), 55-63. doi:10.3916/c42-2014-05

- Gewerc, A., Rodriguez-Groba, A., & Martinez-Pineiro, E. (2016). Academic Social Networks and Learning Analytics to Explore Self-Regulated Learning: a Case Study. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 11(3), 159-166. doi:10.1109/rita.2016.2589483
- Gewerc, A., Rodriguez-Groba, A., & Montero, L. (2016). The challenge of teaching and learning in an academic social network. A case study at the University of Santiago de Compostela. *Journal for Educators Teachers and Trainers*, 7(2), 38-50.
- Giannakos, M. N., Chorianopoulos, K., & Chrisochoides, N. (2015). Making Sense of Video Analytics: Lessons Learned from Clickstream Interactions, Attitudes, and Learning Outcome in a Video-Assisted Course. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 16(1), 260-283.
- Giannakos, M. N., Chorianopoulos, K., Chrisochoides, N., & Ieee. (2014). Collecting and Making Sense of Video Learning Analytics. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Giannakos, M. N., Chrisochoides, N., & Ieee. (2014). Challenges and Perspectives in an Undergraduate Flipped Classroom Experience: Looking through the Lens of Learning Analytics. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Giannakos, M. N., Sampson, D. G., Kidzinski, L., Pardo, A., & Acm. (2016). *Smart Environments and Analytics on Video-Based Learning*.
- Giannakouloupoulos, A., Kouretsis, A., & Limniati, L. (2017). LEARNING ANALYTICS FOR ELEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *10th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 8708-8715).
- Gibson, D. C. (2018). Unobtrusive Observation of Team Learning Attributes in Digital Learning. *Frontiers in Psychology*, 9. doi:10.3389/fpsyg.2018.00834
- Gibson, D., & de Freitas, S. (2016). Exploratory Analysis in Learning Analytics. *Technology Knowledge and Learning*, 21(1), 5-19. doi:10.1007/s10758-015-9249-5
- Gil-Jaurena, I., Callejo, J., & Agudo, Y. (2017). Evaluation of the UNED MOOCs Implementation: Demographics, Learners' Opinions and Completion Rates. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 18(7), 141-+. doi:10.19173/irrodl.v18i7.3155
- Gilbert, S., & Paulin, D. (2015). Tweet to learn: Expertise and centrality in conference Twitter networks. In T. X. Bui & R. H. Sprague (Eds.), *2015 48th Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 1920-1929).
- Gillet, D., Rodriguez-Triana, M. J., de Jong, T., Bollen, L., Dikke, D., & Ieee. (2017). Cloud Ecosystem for Supporting Inquiry Learning with Online Labs

- Creation, Personalization, and Exploitation. In *Proceedings of 2017 4th Experiment@International Conference* (pp. 208-213).
- Ginon, B., Johnson, M. D., Turker, A., & Kickmeier-Rust, M. (2016). Helping Teachers to Help Students by Using an Open Learner Model. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 587-590).
- Giorgini, F., & Reimann, P. (2013). Engaging Learning Technologies for the Classroom of Tomorrow. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 556-559).
- Goda, Y., Yamada, M., Kato, H., Matsuda, T., Saito, Y., & Miyagawa, H. (2015). Procrastination and other learning behavioral types in e-learning and their relationship with learning outcomes. *Learning and Individual Differences*, 37, 72-80. doi:10.1016/j.lindif.2014.11.001
- Goggins, S. P., Galyen, K. D., Petakovic, E., & Laffey, J. M. (2016). Connecting performance to social structure and pedagogy as a pathway to scaling learning analytics in MOOCs: an exploratory study. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 244-266. doi:10.1111/jcal.12129
- Goggins, S., Xing, W. L., Chen, X., Chen, B. D., & Wadholm, B. (2015). Learning Analytics at "Small" Scale: Exploring a Complexity-Grounded Model for Assessment Automation. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 66-92.
- Goldsmith, G. R., Fulton, A. D., Witherill, C. D., & Espeleta, J. F. (2014). Improving the efficacy of web-based educational outreach in ecology. *Ecosphere*, 5(10). doi:10.1890/es14-00206.1
- Gomez-Aguilar, D. A., Garcia-Penalvo, F. J., & Theron, R. (2014). Visual analytics in e-learning. *Profesional De La Informacion*, 23(3), 236-245. doi:10.3145/epi.2014.may.03
- Gomez-Aguilar, D. A., Hernandez-Garcia, A., Garcia-Penalvo, F. J., & Theron, R. (2015). Tap into visual analysis of customization of grouping of activities in eLearning. *Computers in Human Behavior*, 47, 60-67. doi:10.1016/j.chb.2014.11.001
- Gonzalez-Nucamendi, A., Noguez, J., Neri, L., Robleda-Rella, V., & Ieee. (2015). *Predictive Models to Enhance Learning Based on Student Profiles Derived from Cognitive and Social Constructs*.
- Gordienko, Y., Stirenko, S., Gatsenko, O., & Bekenov, L. (2015). *Science Gateway for Distributed Multiscale Course Management in e-Science and e-Learning - Use Case for Study and Investigation of Functionalized Nanomaterials*.



- Gottipati, S., Shankararaman, V., Gan, S., & Ieee. (2017). A Conceptual Framework for Analyzing Students' Feedback. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Govindarajan, K., Boulanger, D., Kumar, V. S., & Kinshuk. (2015). *Parallel Particle Swarm Optimization (PPSO) Clustering for Learning Analytics*.
- Govindarajan, K., Boulanger, D., Seanosky, J., Bell, J., Pinnell, C., Kumar, V. S., & Kinshuk. (2017). Assessing Learners' Progress in a Smart Learning Environment using Bio-Inspired Clustering Mechanism. In E. Popescu, Kinshuk, M. K. Khribi, R. Huang, M. Jemni, N. S. Chen, & D. G. Sampson (Eds.), *Innovations in Smart Learning* (pp. 49-58).
- Govindarajan, K., Boulanger, D., Seanosky, J., Bell, J., Pinnell, C., Kumar, V. S., . . . Somasundaram, T. S. (2015). Performance Analysis of Parallel Particle Swarm Optimization Based Clustering of Students. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 446-450).
- Govindarajan, K., Kumar, V. S., Boulanger, D., & Kinshuk. (2015). Learning Analytics Solution for Reducing Learners' Course Failure Rate. In V. Choppella, S. Iyer, & Kinshuk (Eds.), *2015 Ieee Seventh International Conference on Technology for Education* (pp. 83-90).
- Govindarajan, K., Kumar, V. S., Boulanger, D., Seanosky, J., Bell, J., Pinnell, C., . . . Somasundaram, T. S. (2016). Software-Defined Networking (SDN)-Based Network Services for Smart Learning Environment. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 69-76).
- Govindarajan, K., Kumar, V. S., & Kinshuk. (2016). Dynamic Learning Path Prediction - A Learning Analytics Solution. In V. Kumar, S. Murthy, & Kinshuk (Eds.), *2016 Ieee 8th International Conference on Technology for Education* (pp. 188-193).
- Govindarajan, K., Somasundaram, T. S., Kumar, V. S., & Kinshuk. (2013). Continuous Clustering in Big Data Learning Analytics. In Kinshuk & S. Iyer (Eds.), *2013 Ieee Fifth International Conference on Technology for Education* (pp. 61-64).
- Graf, S. T., & Carlsen, D. (2016). Systematic, digital student feedback for differentiated teaching. *Iartem E-Journal*, 8(1-2), 2-25.
- Grau-Valldosera, J., & Minguillon, J. (2014). Rethinking Dropout in Online Higher Education: The Case of the Universitat Oberta de Catalunya. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(1).

- Grawemeyer, B., Mavrikis, M., Holmes, W., Gutierrez-Santos, S., Wiedmann, M., Rummel, N., & Acm. (2016). *Affecting Off-Task Behaviour: How Affect-aware Feedback Can Improve Student Learning*.
- Gray, C. (2014). Method Stacking: Building Grounded Work Based Learning Models on a Mixed Foundation. In A. Brown & M. Rich (Eds.), *Proceedings of the 13th European Conference on Research Methodology for Business and Management Studies* (pp. 402-409).
- Greer, J., & Mark, M. (2016). Evaluation Methods for Intelligent Tutoring Systems Revisited. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 387-392. doi:10.1007/s40593-015-0043-2
- Greer, J., Molinaro, M., Ochoa, X., McKay, T., & Acm. (2016). *Learning Analytics for Curriculum and Program Quality Improvement (PCLA 2016)*.
- Grella, C., & Meinel, C. (2016). MOOCS AS A PROMOTER OF GENDER DIVERSITY IN STEM? In I. Roceanu, L. Ciolan, M. Vlada, T. Chicioeanu, A. Ionita, & D. Beligan (Eds.), *Elearning Vision 2020!, Vol II* (pp. 516-521).
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42-57.
- Griffiths, D. (2017). The Use of Models in Learning Design and Learning Analytics. *Interaction Design and Architectures*(33), 113-133.
- Grivokostopoulou, F., Perikos, I., Hatzilygeroudis, L., & Ieee. (2014). *Utilizing Semantic Web Technologies and Data Mining Techniques to Analyze Students Learning and Predict Final Performance*.
- Groba, A. R., Barreiros, B. V., Lama, M., Gewerc, A., Mucientes, M., & Ieee. (2014). Using a Learning Analytics Tool for Evaluation in Self-Regulated Learning. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Grout, I., Bin A'ain, A., & Ieee. (2012). *Adapting an On-Line Tutorial Tool with Web Analytics to Incorporate Analysis of Tutorial Use*.
- Grover, S., Basu, S., Bienkowski, M., Eagle, M., Diana, N., & Stamper, J. (2017). A Framework for Using Hypothesis-Driven Approaches to Support Data-Driven Learning Analytics in Measuring Computational Thinking in Block-Based Programming Environments. *Acm Transactions on Computing Education*, 17(3). doi:10.1145/3105910
- Grover, S., Bienkowski, M., Tamrakar, A., Siddiquie, B., Salter, D., Divakaran, A., & Acm. (2016). *Multimodal Analytics to Study Collaborative Problem Solving in Pair Programming*.

- Grover, S., & Korhonen, A. (2017). Unlocking the Potential of Learning Analytics in Computing Education. *Acm Transactions on Computing Education*, 17(3). doi:10.1145/3122773
- Guarcello, M. A., Levine, R. A., Beemer, J., Frazee, J. P., Laumakis, M. A., & Schellenberg, S. A. (2017). Balancing Student Success: Assessing Supplemental Instruction Through Coarsened Exact Matching. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 335-352. doi:10.1007/s10758-017-9317-0
- Guenaga, M., & Garaizar, P. (2016). From Analysis to Improvement: Challenges and Opportunities for Learning Analytics. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 11(3), 146-147. doi:10.1109/rita.2016.2589481
- Guerrero, R. S., & Atiaja, L. N. (2015). EVEA adaptive structure based on the preferences of the students in the learning activity. *Campus Virtuales*, 4(2), 42-48.
- Guillot, C., Guillot, R., Kumar, V., & Kinshuk. (2016). MUSIX: Learning Analytics in Music Teaching. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 269-273).
- Guimaraes, B., Dourado, L., Tsisar, S., Diniz, J. M., Madeira, M. D., & Ferreira, M. A. (2017). Rethinking Anatomy: How to Overcome Challenges of Medical Education's Evolution. *Acta Medica Portuguesa*, 30(2), 134-140. doi:10.20344/amp.8404
- Guitart, I., Conesa, J., Baneres, D., More, J., Duran, J., & Ganan, D. (2016). Extraction of Relevant Terms and Learning Outcomes from Online Courses. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(10), 22-30. doi:10.3991/ijet.v11i10.5928
- Guitart, I., More, J., Duran, J., Conesa, J., Baneres, D., & Ganan, D. (2015). *A semi-automatic system to detect relevant learning content for each subject*.
- Gunness, S., Singh, U. G., & Ieee. (2015). *Integrating Learning Analytics for higher-order thinking e-assessments*.
- Guo, Y., Xing, W. L., & Lee, H. S. (2015). *Identifying Students' Mechanistic Explanations in Textual Responses to Science Questions with Association Rule Mining*.
- Gursoy, M. E., Inan, A., Nergiz, M. E., & Saygin, Y. (2017). Privacy-Preserving Learning Analytics: Challenges and Techniques. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 68-81. doi:10.1109/tlt.2016.2607747
- Ha, K., Jo, I. H., Lim, S., & Park, Y. (2015). Tracking Students' Eye-Movements on Visual Dashboard Presenting Their Online Learning Behavior Patterns. In

- G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 371-376).
- Hadioui, A., El Faddouli, N. E., Touimi, Y. B., & Bennani, S. (2017). Machine Learning Based On Big Data Extraction of Massive Educational Knowledge. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 12(11), 151-167. doi:10.3991/ijet.v12.i11.7460
- Hagood, D., Ching, C. C., Schaefer, S., & Acm. (2016). *Integrating Physical Activity Data in Videogames with User-Centered Dashboards*.
- Hall, R. (2016). Technology-enhanced learning and co-operative practice against the neoliberal university. *Interactive Learning Environments*, 24(5), 1004-1015. doi:10.1080/10494820.2015.1128214
- Hammad, R., Ludlow, D., & Ieee. (2016). Towards A Smart Learning Environment for Smart City Governance. In *2016 Ieee/Acm 9th International Conference on Utility and Cloud Computing* (pp. 185-190).
- Hanna, N., Richards, D., & Jacobson, M. J. (2014). Academic Performance in a 3D Virtual Learning Environment: Different Learning Types vs. Different Class Types. In Y. S. Kim, B. H. Kang, & D. Richards (Eds.), *Knowledge Management and Acquisition for Smart Systems and Services, Pkaw 2014* (Vol. 8863, pp. 1-15).
- Hansen, C., Emin, V., Wasson, B., Mor, Y., Rodriguez-Triana, M. J., Dascalu, M., . . . Pernin, J. P. (2013). Towards an Integrated Model of Teacher Inquiry into Student Learning, Learning Design and Learning Analytics. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 605-+).
- Harrer, A. (2015). A Design Proposal for Learner-centered Visualisations of Learning Analytics in Collaborative Scenarios. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 208-210).
- Harrer, A., Kienle, A., Lingnau, A., & Ieee. (2014). MeET US-An eyetracking study to evaluate awareness functionality in the CSCL system Metafora. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 286-+).
- Harrison, S., Villano, R., Lynch, G., Chen, G., & Acm. (2016). *Measuring financial implications of an early alert system*.
- Hasanah, N., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2015). Analysis of Problem-Posing Process of Arithmetical Word Problem as Sentence Integration: Viewpoint of First Selected Sentence. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 85-88).

- Hashemi, H. B., & Schunn, C. D. (2014). A Tool for Summarizing Students' Changes across Drafts. In S. TrausanMatu, K. E. Boyer, M. Crosby, & K. Panourgia (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems, Its 2014* (Vol. 8474, pp. 679-682).
- Hatziapostolou, T., Gellci, J., Dranidis, D., & Ntika, M. (2016). Quantifying and Evaluating Student Participation and Engagement in an Academic Facebook Group. In S. Zvacek, M. T. Restivo, J. Uhomobhi, & M. Helfert (Eds.), *Computer Supported Education, Csedu 2015* (Vol. 583, pp. 486-503).
- Hauge, J. B., Kalverkamp, M., Bellotti, F., Berta, R., De Gloria, A., Barabino, G., & Ieee. (2014). Requirements on learning analytics for facilitated and non facilitated games An experiment with an online game for decision making in supply chains. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1126-1132).
- Hauge, J. B., Manjon, B. F., Berta, R., Padron-Napoles, C., Fiucci, G., Westera, W., . . . Ieee. (2014). Implications of learning analytics for serious game design. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 230-+).
- Hauge, J. B., Stanescu, I., Arnab, S., Morenoger, P., Lim, T., Serrano-Laguna, A., . . . Degano, C. (2015). Learning Analytics Architecture to Scaffold Learning Experience through Technology-based Methods. *International Journal of Serious Games*, 2(1). doi:10.17083/ijsg.v2i1.38
- Haya, P. A., Daems, O., Malzahn, N., Castellanos, J., & Hoppe, H. U. (2015). Analysing content and patterns of interaction for improving the learning design of networked learning environments. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 300-316. doi:10.1111/bjet.12264
- Haythornthwaite, C., de Laat, M., & Dawson, S. (2013). Introduction to the Special Issue on Learning Analytics Introduction. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1371-1379. doi:10.1177/0002764213498850
- He, L. (2014). The Adaptive Teaching in the Setting of Big Data. In H. M. Zhang (Ed.), *Proceedings of the 2014 International Conference on Education, Management and Computing Technology* (Vol. 100, pp. 341-344).
- He, T. C., Puppala, M., Ogunti, R., Mancuso, J. J., Yu, X. H., Chen, S. Y., . . . Ieee. (2017). *Deep Learning Analytics for Diagnostic Support of Breast Cancer Disease Management*.
- Hecking, T., Chounta, I. A., Hoppe, H. U., & Acm. (2016). *Investigating Social and Semantic User Roles in MOOC Discussion Forums*.
- Hecking, T., Dimitrova, V., Mitrovic, A., & Hoppe, H. U. (2017). *Using Network-Text Analysis to Characterise Learner Engagement in Active Video Watching*.

- Henno, J., Jaakkola, H., & Makela, J. (2016). *Use of 'Learning Analytics'*.
- Henrie, C. R., Bodily, R., Larsen, R., & Graham, C. R. (2018). Exploring the potential of LMS log data as a proxy measure of student engagement. *Journal of Computing in Higher Education*, 30(2), 344-362. doi:10.1007/s12528-017-9161-1
- Hernandez-Garcia, A., & Conde, M. A. (2016). Bridging the Gap between LMS and Social Network Learning Analytics in Online Learning. *Journal of Information Technology Research*, 9(4), 1-15. doi:10.4018/jitr.2016100101
- Hernandez-Garcia, A., Gonzalez-Gonzalez, I., Jimenez-Zarco, A. I., & Chaparro-Pelaez, J. (2015). Applying social learning analytics to message boards in online distance learning: A case study. *Computers in Human Behavior*, 47, 68-80. doi:10.1016/j.chb.2014.10.038
- Hernandez-Garcia, A., Gonzalez-Gonzalez, I., Zarco, A. I. J., & Chaparro-Pelaez, J. (2016). Visualizations of Online Course Interactions for Social Network Learning Analytics. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(7), 6-15. doi:10.3991/ijet.v11i07.5889
- Hernandez-Leo, D., Rodriguez-Triana, M. J., Inventado, P. S., & Mor, Y. (2017). Connecting Learning Design and Learning Analytics PREFACE. *Interaction Design and Architectures*(33), 3-8.
- Hernandez-Nanclares, N., Garcia-Muniz, A. S., & Rienties, B. (2017). Making the most of "external" group members in blended and online environments. *Interactive Learning Environments*, 25(4), 467-481. doi:10.1080/10494820.2016.1140656
- Herodotou, C., Heiser, S., & Rienties, B. (2017). Implementing randomised control trials in open and distance learning: a feasibility study. *Open Learning*, 32(2), 147-162. doi:10.1080/02680513.2017.1316188
- Herrler, A., Grubert, S., Kajzer, M., Behrens, S., & Klamma, R. (2016). Development of Mobile Serious Game for Self-assessment as Base for a Game-Editor for Teachers. In A. DeGloria & R. Veltkamp (Eds.), *Games and Learning Alliance, GALA 2015, Revised Selected Papers* (Vol. 9599, pp. 71-79).
- Hershkovitz, A., de Baker, R. S. J., Gobert, J., Wixon, M., & Sao Pedro, M. (2013). Discovery With Models: A Case Study on Carelessness in Computer-Based Science Inquiry. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1480-1499. doi:10.1177/0002764213479365
- Hicks, C. (2018). Predicting knowledge workers' participation in voluntary learning with employee characteristics and online learning tools. *Journal of Workplace Learning*, 30(2), 78-88. doi:10.1108/jwl-04-2017-0030

- Hicks, D., Eagle, M., Rowe, E., Asbell-Clarke, J., Edwards, T., Barnes, T., & Acm. (2016). *Using Game Analytics to Evaluate Puzzle Design and Level Progression in a Serious Game*.
- Hijon-Neira, R., Velazquez-Iturbide, A., Pizarro-Ronaero, C., Carrico, L., & Ieee. (2014). Merlin-Know, An Interactive Virtual Teacher for Improving Learning in Moodle. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference* (pp. 19-26).
- Hillemann, E. C., Kickmeier-Rust, M. D., & Albert, D. (2014). MYCLASS - A SMART AND EFFECTIVE ACTIVITY TRACKING TOOL FOR TEACHERS OF THE 21ST CENTURY. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 3798-3804).
- Hirose, H. (2016). *Learning Analytics to Adaptive Online IRT Testing Systems "Ai Arutte" Harmonized with University Textbooks*.
- Hlaoui, Y. B., Hajjej, F., & Ben Ayed, L. J. (2016). Learning Analytics for the Development of Adapted E-Assessment Workflow System. *Computer Applications in Engineering Education*, 24(6), 951-966. doi:10.1002/cae.21770
- Ho, T. H. Y., Nguyen, T. T., & Song, I. (2016). Visualizing Learning Activities in Social Network. In N. T. Nguyen, B. Trawinski, H. Fujita, & T. P. Hong (Eds.), *Intelligent Information and Database Systems, ACIIDS 2016, Pt I* (Vol. 9621, pp. 97-105).
- Hoel, T., & Chen, W. Q. (2016). *Data Sharing for Learning Analytics - designing conceptual artefacts and processes to foster interoperability*.
- Hoel, T., & Chen, W. Q. (2017). *Interaction between Standardisation and Research in Drafting an International Specification on Learning Analytics*.
- Holland, C. (2015). *Re-conceptualizing learning ecologies and learning analytics as rhizome*.
- Holmes, M., Latham, A., Crockett, K., & O'Shea, J. D. (2018). Near Real-Time Comprehension Classification with Artificial Neural Networks: Decoding e-Learner Non-Verbal Behavior. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 11(1), 5-12. doi:10.1109/tlt.2017.2754497
- Holmes, N. (2018). Engaging with assessment: Increasing student engagement through continuous assessment. *Active Learning in Higher Education*, 19(1), 23-34. doi:10.1177/1469787417723230
- Hong, N. W. W., Chew, E., Sze-Meng, J. W., & Ieee. (2016). The Review of Educational Robotics Research and the Need for Real-World Interaction Analysis. In *2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*.

- Hoppe, H. U., Muller, M., Alissandrakis, A., Milrad, M., Schneegass, C., & Malzahn, N. (2016). "VC/DC" - Video versus Domain Concepts in Comments to Learner-generated.
- Hossain, Z., Jin, X. F., Bumbacher, E. W., Chung, A. M., Koo, S., Shapiro, J. D., . . . Assoc Comp, Machinery. (2015). *Interactive Cloud Experimentation for Biology: An Online Education Case Study*.
- Hou, X. Y., Lei, C. U., & Kwok, Y. K. (2017). *OP-DCI: Riskless K-Means Clustering for Influential User Identification in MOOC Forum Outlier Post-labeling and Distant Centroid Initialization*.
- Hover, K. M., Muhlhauser, M., & Ieee. (2014). *Learning Analytics in Linked Open Online Courses*.
- Howard, E., Meehan, M., & Parnell, A. (2018). Contrasting prediction methods for early warning systems at undergraduate level. *Internet and Higher Education*, 37, 66-75. doi:10.1016/j.iheduc.2018.02.001
- Howell, J. A., Roberts, L. D., Seaman, K., & Gibson, D. C. (2018). Are We on Our Way to Becoming a "Helicopter University"? Academics' Views on Learning Analytics. *Technology Knowledge and Learning*, 23(1), 1-20. doi:10.1007/s10758-017-9329-9
- Hsiao, I. H., & Lin, Y. L. (2017). Enriching programming content semantics: An evaluation of visual analytics approach. *Computers in Human Behavior*, 72, 771-782. doi:10.1016/j.chb.2016.10.012
- Hsiao, I. H., Pandhalkudi, S. K., Lin, Y. L., & Acm. (2016). *Semantic Visual Analytics for Today's Programming Courses*.
- Hsiao, I. Y. T., Lan, Y. J., Kao, C. L., & Li, P. (2017). Visualization Analytics for Second Language Vocabulary Learning in Virtual Worlds. *Educational Technology & Society*, 20(2), 161-175.
- Hu, X., Ip, J., Sadaful, K., Lui, G., Chu, S., & Acm. (2016). *Wikiglass: A Learning Analytic Tool for Visualizing Collaborative Wikis of Secondary School Students*.
- Hu, X., Ng, T. D. J., Tian, L., Lei, C. U., & Acm. (2016). *Automating Assessment of Collaborative Writing Quality In Multiple Stages: The Case of Wiki*.
- Hu, X., Zhang, Y. F., Chu, S. K. W., Ke, X. B., & Acm. (2016). *Towards Personalizing An E-quiz Bank for Primary School Students: An Exploration with Association Rule Mining and Clustering*.
- Hu, Y. L., Wu, B., & Gu, X. Q. (2017). Learning analysis of K-12 students' online problem solving: athree-stage assessment approach. *Interactive Learning Environments*, 25(2), 262-279. doi:10.1080/10494820.2016.1276080



- Huang, N. F., Hsu, H. H., Chen, S. C., Lee, C. A., Huang, Y. W., Ou, P. W., . . . Ieee. (2017). *VideoMark: A Video-Based Learning Analytic Technique for MOOCs*.
- Huba, M., Kozak, S., & Ieee. (2016). *From E-learning to Industry 4.0*.
- Huertas, M. A. (2016). AN E-ASSESSMENT ANALYTICS FRAMEWORK FOR STEM IN HIGHER EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1592-1600).
- Hui, Y. K., Kwok, L. F., & Ip, H. H. S. (2018). CRESDA: extending data landscape of learners. *International Journal of Innovation and Learning*, 23(4), 463-478. doi:10.1504/ijil.2018.10011970
- Hui, Y. K., Mai, B., Qian, S., & Kwok, L. F. (2018). Cultivating better learning attitudes: a preliminary longitudinal study. *Open Learning*, 33(2), 155-170. doi:10.1080/02680513.2018.1454830
- Hundhausen, C. D., Olivares, D. M., & Carter, A. S. (2017). IDE-Based Learning Analytics for Computing Education: A Process Model, Critical Review, and Research Agenda. *Acm Transactions on Computing Education*, 17(3). doi:10.1145/3105759
- Hung, A. C. Y. (2017). A Critique and Defense of Gamification. *Journal of Interactive Online Learning*, 15(1), 57-72.
- Hung, J. L., Wang, M. C., Wang, S. Y., Abdelrasoul, M., Li, Y. H., & He, W. (2017). Identifying At-Risk Students for Early Interventions-A Time-Series Clustering Approach. *Ieee Transactions on Emerging Topics in Computing*, 5(1), 45-55. doi:10.1109/tetc.2015.2504239
- Hunt, P., Leijen, A., Silm, G., Malva, L., & Van der Schaaf, M. (2017). Student Teachers' Perceptions About an E-portfolio Enriched with Learning Analytics. In D. JoostenTenBrinke & M. Laanpere (Eds.), *Technology Enhanced Assessment, Tea 2016* (Vol. 653, pp. 39-46).
- Hussain, M., Al-Mourad, M. B., Hussein, A., Mathew, S., Morsy, E., & Ieee. (2017). A Novel Approach for Analyzing Student Interaction with Educational Systems. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1332-1336).
- Hussain, M., Al-Mourad, M. B., & Mathew, S. S. (2016). *Collect, Scope, and Verify Big Data - A Framework for Institution Accreditation*.
- Hwang, G. J., Chu, H. C., & Yin, C. J. (2017). Objectives, methodologies and research issues of learning analytics. *Interactive Learning Environments*, 25(2), 143-146. doi:10.1080/10494820.2017.1287338

- Hwang, G. J., Spikol, D., & Li, K. C. (2018). Guest Editorial: Trends and Research Issues of Learning Analytics and Educational Big Data. *Educational Technology & Society*, 21(2), 134-136.
- Iapa, A. C. (2015). *MOOC and Learning Analytics: interaction and evolution*.
- Ice, P. (2013). ADVANCING PLATFORM TECHNOLOGIES IN ONLINE LEARNING. In I. Roceanu, D. Beligan, L. Ciolan, & C. Radu (Eds.), *Quality and Efficiency in E-Learning, Vol 1* (pp. 616-621).
- Ieee. (2015). Standardized Enriched Rubrics to support competency-assessment through the SCALA methodology and dashboard. In *Proceedings of 2015 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 340-347).
- Ifenthaler, D. (2014). Toward Automated Computer-Based Visualization and Assessment of Team-Based Performance. *Journal of Educational Psychology*, 106(3), 651-665. doi:10.1037/a0035505
- Ifenthaler, D. (2017). Designing Effective Digital Learning Environments: Toward Learning Analytics Design. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 401-404. doi:10.1007/s10758-017-9333-0
- Ifenthaler, D., Gibson, D., & Dobozy, E. (2018). Informing learning design through analytics: Applying network graph analysis. *Australasian Journal of Educational Technology*, 34(2), 117-132. doi:10.14742/ajet.3767
- Ifenthaler, D., & Schumacher, C. (2016). Student perceptions of privacy principles for learning analytics. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(5), 923-938. doi:10.1007/s11423-016-9477-y
- Ifenthaler, D., & Tracey, M. W. (2016). Exploring the relationship of ethics and privacy in learning analytics and design: implications for the field of educational technology. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(5), 877-880. doi:10.1007/s11423-016-9480-3
- Iglesias-Pradas, S., Ruiz-de-Azcarate, C., & Agudo-Peregrina, A. F. (2015). Assessing the suitability of student interactions from Moodle data logs as predictors of cross-curricular competencies. *Computers in Human Behavior*, 47, 81-89. doi:10.1016/j.chb.2014.09.065
- Ihantola, P., Vihavainen, A., Ahadi, A., Butler, M., Borstler, J., Edwards, S. H., . . . Acm. (2016). *Educational Data Mining and Learning Analytics in Programming: Literature Review and Case Studies*.
- Irby, D. M., & O'Sullivan, P. S. (2018). Developing and rewarding teachers as educators and scholars: remarkable progress and daunting challenges. *Medical Education*, 52(1), 58-67. doi:10.1111/medu.13379
- Islam, K., Tretola, B., & Mastronardi, M. (2015). COMPARATIVE STUDY OF TRADITIONAL AND SOCIAL MEDIA MARKETING METHODOLOGIES OF AN ONLINE TECHNICAL COURSE. In L.

- GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5131-5138).
- Ivanova, M., Holotescu, C., Grosseck, G., & Iapa, C. (2016). RELATIONS BETWEEN LEARNING ANALYTICS AND DATA PRIVACY IN MOOCs. In I. Roceanu, C. Holotescu, A. C. Colibaba, M. Blaga, D. Beligan, A. Adascalitei, C. Miron, C. Herman, V. Grigore, & M. Stanescu (Eds.), *Elearning Vision 2020!, Vol Iii* (pp. 13-20).
- Jaccard, D., Hulaas, J., & Dumont, A. (2016). Using Comparative Behavior Analysis to Improve the Impact of Serious Games on Students' Learning Experience. In R. Bottino, J. Jeuring, & R. C. Veltkamp (Eds.), *Games and Learning Alliance, Gala 2016* (Vol. 10056, pp. 199-210).
- Jan, S. K. (2018). Identifying online communities of inquiry in higher education using social network analysis. *Research in Learning Technology*, 26. doi:10.25304/rlt.v26.2064
- Janhonen, S. (2017). TRANSPARENT AND ENGAGING LEARNING PROCESSES IN DIVERSE STUDENT GROUPS: HOW TO MAKE MANAGEMENT OF MOBILE LEARNING EASIER. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *10th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 7783-7788).
- Jantti, M., & Heath, J. (2016). What role for libraries in learning analytics? *Performance Measurement and Metrics*, 17(2), 203-210. doi:10.1108/pmm-04-2016-0020
- Jayakodi, K., Bandara, M., Meedeniya, D., & Ieee. (2016). *An Automatic Classifier for Exam Questions with WordNet and Cosine Similarity*.
- Jayakodi, K., Bandara, M., Perera, I., & Ieee. (2015). *An Automatic Classifier for Fixam Questions in hngineering: A Process for Bloom's Taxonomy*.
- Jayakodi, K., Bandara, M., Perera, I., & Meedeniya, D. (2016). WordNet and Cosine Similarity based Classifier of Exam Questions using Bloom's Taxonomy. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(4), 142-149. doi:10.3991/ijet.v11i04.5654
- Jayakody, Jrkc, Perera, I., & Ieee. (2016). *Enhancing Competencies of Less-able Students to Achieve Learning Outcomes: Learner Aware Tool Support through Business Intelligence*.
- Jayaprakash, S. M., Lauria, E. J. M., Gandhi, P., Mendhe, D., & Acm. (2016). *Benchmarking Student Performance and Engagement in an Early Alert Predictive System using Interactive Radar Charts*.
- Jeong, E., Kim, T., Sung, D., & Sohn, K. (2015). DESIGN OF DIGITAL TEXTBOOK-BASED LEARNING ANALYSIS SYSTEM FOR

- PERSONALIZED EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2015: 9th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 4094-4099).
- Jerez, A. R., Guenaga, M., Nunez, A., & Ieee. (2014). A web platform for the assessment of competens in Mobile Learning Contexts. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 321-329).
- Ji, H., Park, K., Jo, J., & Lim, H. (2016). Mining students activities from a computer supported collaborative learning system based on peer to peer network. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 9(3), 465-476. doi:10.1007/s12083-015-0397-0
- Jiang, B., & Gao, M. (2016). *Behaviors and Features Selection of Online Learning Data*.
- Jo, I. H., Kim, D., & Yoon, M. (2015). Constructing Proxy Variables to Measure Adult Learners' Time Management Strategies in LMS. *Educational Technology & Society*, 18(3), 214-225.
- Jo, I. H., Park, Y., Yoon, M., & Sung, H. (2016). Evaluation of Online Log Variables that Estimate Learners' Time Management in a Korean Online Learning Context. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(1), 195-213.
- Jo, I. H., Yu, T., Lee, H., & Kin, Y. (2015). Relations between Student Online Learning Behavior and Academic Achievement in Higher Education: A Learning Analytics Approach. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 275-287).
- Jo, Y., Tomar, G., Ferschke, O., Rose, C. P., Gasevic, D., & Acm. (2016). *Pipeline for Expediting Learning Analytics and Student Support from Data in Social Learning*.
- Johnson, J., Shum, S. B., Willis, A., Bishop, S., Zamenopoulos, T., Swithenby, S., . . . Helbing, D. (2012). The FuturICT education accelerator. *European Physical Journal-Special Topics*, 214(1), 215-243. doi:10.1140/epjst/e2012-01693-0
- Joksimovic, S., Gasevic, D., Kovanovic, V., Riecke, B. E., & Hatala, M. (2015). Social presence in online discussions as a process predictor of academic performance. *Journal of Computer Assisted Learning*, 31(6), 638-654. doi:10.1111/jcal.12107
- Joksimovic, S., Gasevic, D., Loughin, T. M., Kovanovic, V., & Hatala, M. (2015). Learning at distance: Effects of interaction traces on academic achievement. *Computers & Education*, 87, 204-217. doi:10.1016/j.compedu.2015.07.002

- Joksimovic, S., Manataki, A., Gasevic, D., Dawson, S., Kovanovic, V., de Kereki, I. F., & Acm. (2016). *Translating network position into performance: Importance of Centrality in Different Network Configurations*.
- Jona, K., Uttal, D., & Ieee. (2013). *Don't Forget the Teacher: New Tools to Support Broader Adoption of Remote Labs*.
- Jonathan, C., Tan, J. P. L., Koh, E., Caleon, I., & Tay, S. H. (2017). *Enhancing Students' Critical Reading Fluency, Engagement and Self-Efficacy using Self-Referenced Learning Analytics Dashboard Visualizations*.
- Jones, K. M. L. (2017). Learning Analytics and Its Paternalistic Influences. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 281-292).
- Jones, K. M. L., & Salo, D. (2018). Learning Analytics and the Academic Library: Professional Ethics Commitments at a Crossroads. *College & Research Libraries*, 79(3), 304-323. doi:10.5860/crl.79.3.304
- Jovanovic, J., Gasevic, D., Dawson, S., Pardo, A., & Mirriahi, N. (2017). Learning analytics to unveil learning strategies in a flipped classroom. *Internet and Higher Education*, 33, 74-85. doi:10.1016/j.iheduc.2017.02.001
- Junco, R., & Clem, C. (2015). Predicting course outcomes with digital textbook usage data. *Internet and Higher Education*, 27, 54-63. doi:10.1016/j.iheduc.2015.06.001
- Kakeshita, T., & Ohta, K. (2016). *Student Feedback Function for Web-based Programming Education Support Tool pgracer*.
- Kapros, E., & Peirce, N. (2014). Empowering L&D Managers through Customisation of Inline Learning Analytics. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Designing and Developing Novel Learning Experiences, Pt I* (Vol. 8523, pp. 282-291).
- Karkalas, S., Mavrikis, M., Labs, O., & Acm. (2016). *Towards Analytics for Educational Interactive e-Books The case of the Reflective Designer Analytics Platform (RDAP)*.
- Karunaratne, T., Byungura, J. C., & Ieee. (2017). *Using Log Data of Virtual Learning Environments to Examine the Effectiveness of Online Learning for Teacher Education in Rwanda*.
- Karypis, G., & Acm. (2017). *Improving Higher Education-Learning Analytics & Recommender Systems Research*.
- Kaser, T., Klingler, S., Gross, M., & Acm. (2016). *When to stop? - Towards Universal Instructional Policies*.
- Kato, T., & Ishikawa, T. (2013). Detection and Presentation of Failure of Learning from Quiz Responses in Course Management Systems. In T. Yoshida, G.

- Kou, A. Skowron, J. Cao, H. Hacid, & N. Zhong (Eds.), *Active Media Technology, Amt 2013* (Vol. 8210, pp. 64-73).
- Kato, T., Kambayashi, Y., & Kodama, Y. (2016). Data Mining of Students' Behaviors in Programming Exercises. In V. L. Uskov, R. J. Howlett, & L. C. Jain (Eds.), *Smart Education and E-Learning 2016* (Vol. 59, pp. 121-133).
- Katsuno, Y., Kundu, A., Das, K. K., Takahashi, H., Schloss, R., Dey, P., & Mohania, M. (2016). Security, Compliance, and Agile Deployment of Personal Identifiable Information Solutions on a Public Cloud. In I. Foster & N. Radia (Eds.), *Proceedings of 2016 Ieee 9th International Conference on Cloud Computing* (pp. 359-366).
- Katterfeldt, E. S., Cuartielles, D., Spikol, D., Ehrenberg, N., & Acm. (2016). *Talkoo: A new paradigm for physical computing at school*.
- Kay, J., & Bull, S. (2015). New Opportunities with Open Learner Models and Visual Learning Analytics. In C. Conati, N. Heffernan, A. Mitrovic, & M. F. Verdejo (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2015* (Vol. 9112, pp. 666-669).
- Kelly, N., Montenegro, M., Gonzalez, C., Clasing, P., Sandoval, A., Jara, M., . . . Alarcon, R. (2017). Combining event- and variable-centred approaches to institution-facing learning analytics at the unit of study level. *International Journal of Information and Learning Technology*, 34(1), 63-78. doi:10.1108/ijilt-07-2016-0022
- Kennedy, G., Ioannou, I., Zhou, Y., Bailey, J., & O'Leary, S. (2013). Mining interactions in immersive learning environments for real-time student feedback. *Australasian Journal of Educational Technology*, 29(2), 172-183.
- Ketamo, H. (2013). Learning Analytics with Games Based Learning. In P. Escudeiro & C. V. DeCarvalho (Eds.), *Proceedings of the 7th European Conference on Games Based Learning, Vols 1 and 2* (pp. 284-289).
- Ketamo, H., & Devlin, K. (2014). Replacing PISA With Global Game Based Assessment. In C. Busch (Ed.), *Proceedings of the 8th European Conference on Games Based Learning* (pp. 258-264).
- Kevan, J. M., Menchaca, M. P., Hoffman, E. S., & Acm. (2016). *Designing MOOCs for Success: A Student Motivation-Oriented Framework*.
- Khalil, M., & Ebner, M. (2017). Clustering patterns of engagement in Massive Open Online Courses (MOOCs): the use of learning analytics to reveal student categories. *Journal of Computing in Higher Education*, 29(1), 114-132. doi:10.1007/s12528-016-9126-9
- Khalil, M., Ebner, M., & Ieee. (2015). *A STEM MOOC for School Children - What Does Learning Analytics Tell us?*

- Khan, I., Pardo, A., & Acm. (2016). *Data2U: Scalable Real time Student Feedback in Active Learning Environments*.
- Khan, S. U., Bangash, S. A. K., Khan, E. K. U., & Ieee. (2017). *Learning Analytics in the era of Big Data: A Systematic Literature Review Protocol*.
- Kidzinski, L., Giannakos, M., Sampson, D. G., & Dillenbourg, P. (2016). A Tutorial on Machine Learning in Educational Science. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 453-459).
- Kim, D., Park, Y., Yoon, M., & Jo, I. H. (2016). Toward evidence-based learning analytics: Using proxy variables to improve asynchronous online discussion environments. *Internet and Higher Education*, 30, 30-43.  
doi:10.1016/j.iheduc.2016.03.002
- Kim, J., Jo, I. H., & Park, Y. (2016). Effects of learning analytics dashboard: analyzing the relations among dashboard utilization, satisfaction, and learning achievement. *Asia Pacific Education Review*, 17(1), 13-24.  
doi:10.1007/s12564-015-9403-8
- Kim, J., Lee, H., Yoo, Y., Sung, H., Jo, I. H., & Park, Y. (2015). Towards Smart Asynchronous Discussion Activity: Using Social Network Analysis to Investigate Students' Discussion Patterns. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 361-370).
- Kim, M. C., Park, T. H., Lee, B., Chhabra, S., Forte, A., & Acm. (2016). *A Constructionist Toolkit for Learning Elementary Web Development at Scale*.
- Kim, Y. H., & Ahn, J. H. (2016). A Study on the Application of Big Data to the Korean College Education System. In H. Lee, Y. Shi, J. Lee, F. Cordova, I. Dzitac, G. Kou, & J. Li (Eds.), *Promoting Business Analytics and Quantitative Management of Technology: 4th International Conference on Information Technology and Quantitative Management* (Vol. 91, pp. 855-861).
- Kinshuk, Chen, N. S., Cheng, I. L., & Chew, S. W. (2016). Evolution Is not enough: Revolutionizing Current Learning Environments to Smart Learning Environments. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 561-581. doi:10.1007/s40593-016-0108-x
- Kitahashi, M., & Handa, H. (2018). Estimating Classroom Situations by Using CNN with Environmental Sound Spectrograms. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 22(2), 242-248.
- Kitanaka, Y., & Atlantis, Press. (2017). When do Learners Lose Their Motivation? - Automated Classification of Learners' Type in Maintaining their Motivation from the Behavior in LMS. In *Proceedings of the 2017 International*

- Conference on Advanced Technologies Enhancing Education* (Vol. 68, pp. 86-89).
- Kitto, K., Bakharia, A., Lupton, M., Mallet, D., Banks, J., Bruza, P., . . . Acm. (2016). *The Connected Learning Analytics Toolkit*.
- Kitto, K., Lupton, M., Davis, K., & Waters, Z. (2017). Designing for student-facing learning analytics. *Australasian Journal of Educational Technology*, 33(5), 152-168. doi:10.14742/ajet.3607
- Kizilcec, R. F., Perez-Sanagustin, M., & Maldonado, J. J. (2017). Self-regulated learning strategies predict learner behavior and goal attainment in Massive Open Online Courses. *Computers & Education*, 104, 18-33. doi:10.1016/j.compedu.2016.10.001
- Kjaergaard, T., & Sorensen, E. K. (2014). Open Source Learning Streams in Online Discussions in e-Learning. In R. Orngreen & K. T. Levinsen (Eds.), *Proceedings of the 13th European Conference on E-Learning* (pp. 660-667).
- Klamma, R. (2013). Community Learning Analytics - Challenges and Opportunities. In J. F. Wang & R. Lau (Eds.), *Advances in Web-Based Learning - Icwl 2013* (Vol. 8167, pp. 284-293).
- Klasnja-Milicevic, A., Ivanovic, M., & Budimac, Z. (2017). Data science in education: Big data and learning analytics. *Computer Applications in Engineering Education*, 25(6), 1066-1078. doi:10.1002/cae.21844
- Kleftodimos, A., & Evangelidis, G. (2016). An Interactive Video-Based Learning Environment Supporting Learning Analytics: Insights Obtained from Analyzing Learner Activity Data. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 471-481).
- Klemke, R., Eradze, M., & Antonaci, A. (2018). The Flipped MOOC: Using Gamification and Learning Analytics in MOOC Design-A Conceptual Approach. *Education Sciences*, 8(1). doi:10.3390/educsci8010025
- Kloos, C. D., Alario-Hoyos, C., Fernandez-Panadero, C., Estevez-Ayres, I., Munoz-Merino, P. J., Tovar, E., . . . Lopez, J. (2016). *eMadrid Project: MOOCs and Learning Analytics*.
- Kloos, C. D., Munoz-Merino, P. J., & Munoz-Organero, M. (2015). Extending Google Course Builder With Real-World Projects in a Master's Course. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 10(1), 3-10. doi:10.1109/rita.2015.2391352
- Kloos, C. D., Munoz-Merino, P. J., Munoz-Organero, M., Alario-Hoyos, C., Perez-Sanagustin, M., Parada, H. A., . . . Ieee. (2014). Experiences of Running MOOCs and SPOCs at UC3M. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 884-891).



- Kloos, C. D., Pardo, A., Munoz-Merino, P. J., Gutierrez, I., Leony, D., & Ieee. (2013). Learning Analytics @ UC3M. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1232-1238).
- Klusener, M., Fortenbacher, A., & Ieee. (2015). *Predicting Students' Success Based on Forum Activities in MOOCs*.
- Knaub, A. V., Koester, B., Henderson, C., & McKay, T. (2016). Supporting faculty and staff to make better use of learning analytics data. In D. L. Jones, L. Ding, & A. Traxler (Eds.), *2016 Physics Education Research Conference* (pp. 188-191).
- Knight, S., Rienties, B., Littleton, K., Mitsui, M., Tempelaar, D., & Shah, C. (2017). The relationship of (perceived) epistemic cognition to interaction with resources on the internet. *Computers in Human Behavior*, *73*, 507-518. doi:10.1016/j.chb.2017.04.014
- Knight, S., Shum, S. B., Ryan, P., Sandor, A., & Wang, X. L. (2018). Designing Academic Writing Analytics for Civil Law Student Self-Assessment. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, *28*(1), 1-28. doi:10.1007/s40593-016-0121-0
- Knox, J. (2017). Data Power in Education: Exploring Critical Awareness with the "Learning Analytics Report Card". *Television & New Media*, *18*(8), 734-752. doi:10.1177/1527476417690029
- Knox, J. (2018). Beyond the "c" and the "x": Learning with algorithms in massive open online courses (MOOCs). *International Review of Education*, *64*(2), 161-178. doi:10.1007/s11159-018-9707-0
- Koc, M. (2017). Learning Analytics of Student Participation and Achievement in Online Distance Education: A Structural Equation Modeling. *Educational Sciences-Theory & Practice*, *17*(6), 1893-1910. doi:10.12738/estp.2017.6.0059
- Koedinger, K. R., McLaughlin, E. A., Jia, J. Z., Bier, N. L., & Acm. (2016). *Is the Doer Effect a Causal Relationship? How Can WE Tell and Why It's Important*.
- Koh, E., Shibani, A., Tan, J. P. L., Hong, H., & Acm. (2016). *A Pedagogical Framework for Learning Analytics in Collaborative Inquiry Tasks: An Example from a Teamwork Competency Awareness Program*.
- Koh, E., & Tan, J. P. L. (2017). *A Taxonomy for Teacher-Actionable Insights in Learning Analytics*.
- Koile, K., Rubin, A., Chapman, S., Kliman, M., Ko, L., & Acm. (2016). *Using Machine Analysis to Make Elementary Students' Mathematical Thinking Visible*.

- Komenda, M., & Schwarz, D. (2013). Visual Analytics in Environmental Research: A Survey on Challenges, Methods and Available Tools. In J. Hrebicek, G. Schimak, M. Kubasek, & A. E. Rizzoli (Eds.), *Environmental Software Systems: Fostering Information Sharing* (Vol. 413, pp. 618-629).
- Konert, J., Bohr, C., Rensing, C., & Bellhauser, H. (2016). PeerLA - Assistant for individual learning goals and self-regulation competency improvement in online learning scenarios. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 52-56).
- Kononowicz, A. A., Woodham, L., & Kavia, S. (2017). The different dimensions of widening access to virtual scenarios in the WAVES project. *E-Mentor*(3), 47-54.
- Konstantinidis, S. T., Fecowycz, A., Coolin, K., Wharrad, H., Konstantinidis, G., & Bamidis, P. D. (2017). A Proposed Learner Activity Taxonomy and a Framework for Analysing Learner Engagement versus Performance using Big Educational Data. In P. D. Bamidis, S. T. Konstantinidis, & P. P. Rodrigues (Eds.), *2017 Ieee 30th International Symposium on Computer-Based Medical Systems* (pp. 429-434).
- Korfiatis, N. (2013). Big Data for Enhanced Learning Analytics: A Case for Large-Scale Comparative Assessments. In E. Garoufallou & J. Greenberg (Eds.), *Metadata and Semantics Research, Mtsr 2013* (Vol. 390, pp. 225-233).
- Korpela, K. (2015). Improving Cyber Security Awareness and Training Programs with Data Analytics. *Information Security Journal*, 24(1-3), 72-77.  
doi:10.1080/19393555.2015.1051676
- Kovanovic, V., Joksimovic, S., Waters, Z., Gasevic, D., Kitto, K., Hatala, M., . . . Acm. (2016). *Towards Automated Content Analysis of Discussion Transcripts: A Cognitive Presence Case*.
- Kovanovic, V., Owers, J., Joksimovic, S., Scott, A. M., Gasevic, D., Woodgate, A., & Acm. (2016). *Profiling MOOC Course Returners: How Does Student Behavior Change Between Two Course Enrollments?*
- Krikun, I. (2017). *APPLYING LEARNING ANALYTICS METHODS TO ENHANCE LEARNING QUALITY AND EFFECTIVENESS IN VIRTUAL LEARNING ENVIRONMENTS*.
- Kuhbeck, F., Berberat, P., Engelhardt, S., & Sarikas, A. (2016). Development and validation of a learning analytics platform in undergraduate medical education of pharmacology. *Naunyn-Schmiedeberg's Archives of Pharmacology*, 389(1), S79-S79.
- Kulkarni, S., Rajamanickam, V., & Acm. (2016). *Designing Data Collection Methods for Applying Learning Analytics in Resource Constrained Schools*.

- Kumar, V., Boulanger, D., & Fraser, S. N. (2017). Matching Techniques: Hands-on Approach to Measuring and Modeling Educational Data (Tutorial). In E. Andre, R. Baker, X. Hu, M. M. T. Rodrigo, & B. DuBoulay (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2017* (Vol. 10331, pp. 671-674).
- Kuo, T. M. L., Tsai, C. C., & Wang, J. C. (2017). *Why Learners Fail in MOOCs? Investigating the Interplay of Online Academic Hardiness and Learning Engagement among MOOCs Learners*.
- Kuosa, K., Distanto, D., Tervakari, A., Cerulo, L., Fernandez, A., Koro, J., & Kailanto, M. (2016). Interactive Visualization Tools to Improve Learning and Teaching in Online Learning Environments. *International Journal of Distance Education Technologies*, 14(1), 1-21.  
doi:10.4018/ijdet.2016010101
- Kuosa, K., Koro, J., Tervakari, A., Paukkeri, J., Kailanto, M., & Ieee. (2014). *Content analysis and visualizations Tools for a social media-enhanced learning environment*.
- Kurilovas, E., Krikun, I., & Melesko, J. (2016). ON USING LEARNING ANALYTICS TO PERSONALISE LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 6987-6996).
- Kusmin, M., Saar, M., Laanpere, M., Rodriguez-Triana, M. J., & Ieee. (2017). Work in Progress - Smart Schoolhouse as a Data-Driven Inquiry Learning Space for the Next Generation of Engineers. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1667-1670).
- Kuzilek, J., Hlostá, M., & Zdrahal, Z. (2017). Open University Learning Analytics dataset. *Scientific Data*, 4. doi:10.1038/sdata.2017.171
- Kwong, T., Wong, E., & Yue, K. (2017). Bringing Abstract Academic Integrity and Ethical Concepts into Real-Life Situations. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 353-368. doi:10.1007/s10758-017-9315-2
- Laakso, M. J., Kaila, E., & Rajala, T. (2018). ViLLE - collaborative education tool: Designing and utilizing an exercise-based learning environment. *Education and Information Technologies*, 23(4), 1655-1676. doi:10.1007/s10639-017-9659-1
- Lajoie, S., & Poitras, E. (2017). Crossing Disciplinary Boundaries to Improve Technology-Rich Learning Environments. *Teachers College Record*, 119(3).
- Lambropoulos, N., Fardoun, H. M., & Alghazzawi, D. M. (2017). Social Networks Serendipity for Educational Learning by Surprise from Big and Small Data Analysis. In G. Meiselwitz (Ed.), *Social Computing and Social Media: Applications and Analytics, Scsm 2017, Pt Ii* (Vol. 10283, pp. 406-415).

- Lan, A. S., Waters, A. E., Studer, C., & Baraniuk, R. G. (2014). Sparse Factor Analysis for Learning and Content Analytics. *Journal of Machine Learning Research, 15*, 1959-2008.
- Lan, Y. J., Chen, N. S., & Sung, Y. T. (2017). Guest Editorial: Learning Analytics in Technology Enhanced Language Learning. *Educational Technology & Society, 20*(2), 158-160.
- Lau, K. H. V., Farooque, P., Leydon, G., Schwartz, M. L., Sadler, R. M., & Moeller, J. J. (2018). Using learning analytics to evaluate a video-based lecture series. *Medical Teacher, 40*(1), 91-98.  
doi:10.1080/0142159x.2017.1395001
- Law, N., Li, L., Herrera, L. F., Chan, A., & Pong, T. C. (2017). A Pattern Language Based Learning Design Studio for an Analytics Informed Inter-Professional Design Community. *Interaction Design and Architectures*(33), 92-112.
- Lawson, C., Beer, C., Rossi, D., Moore, T., & Fleming, J. (2016). Identification of 'at risk' students using learning analytics: the ethical dilemmas of intervention strategies in a higher education institution. *Etr&D-Educational Technology Research and Development, 64*(5), 957-968.  
doi:10.1007/s11423-016-9459-0
- Lebis, A., Lefevre, M., Luengo, V., & Guin, N. (2016). Towards a Capitalization of Processes Analyzing Learning Interaction Traces. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 397-403).
- Lebron, D., & Shahriar, H. (2015). *Comparing MOOC-Based Platforms: Reflection on Pedagogical Support, Framework and Learning Analytics*.
- Lee, M. J. W., Kirschner, P. A., & Kester, L. (2016). Learning analytics in massively multi-user virtual environments and courses. *Journal of Computer Assisted Learning, 32*(3), 187-189. doi:10.1111/jcal.12139
- Lei, C. U., Hou, X. Y., Kwok, T. T. O., Chan, T. S. F., Lee, J., Oh, E., . . . Ieee. (2015). *Advancing MOOC and SPOC Development Via A Learner Decision Journey Analytic Framework*.
- Lei, C. U., Oh, E., Leung, E., Gonda, D., Qi, X. Y., Leung, R., . . . Ieee. (2016). *Scale Out Teaching, Scale Up Learning: Professional Development For E-Teaching/Learning*.
- Lei, C. U., Yau, C. W., Lui, K. S., Yum, P., Tam, V., Yuen, A. H. K., . . . Ieee. (2017). Teaching Internet of Things: Enhancing Learning Efficiency via Full-Semester Flipped Classroom. In *Proceedings of 2017 Ieee 6th International Conference on Teaching, Assessment, and Learning for Engineering* (pp. 56-60).

- Leitner, P., & Ebner, M. (2017). Development of a Dashboard for Learning Analytics in Higher Education. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 293-301).
- Lenz, L., Pomp, A., Meisen, T., Jeschke, S., & Ieee. (2016). *How will The Internet of Things and Big Data Analytics impact the Education of Learning-Disabled Students? A Concept Paper*.
- Leonard, S. N., Fitzgerald, R. N., & Bacon, M. (2016). Fold-back: Using emerging technologies to move from quality assurance to quality enhancement. *Australasian Journal of Educational Technology*, 32(2), 15-31.
- Leong, C. W., Chen, L., Feng, G., Lee, C. M., Mulholland, M., & Acm. (2015). *Utilizing Depth Sensors for Analyzing Multimodal Presentations: Hardware, Software and Toolkits*.
- Leony, D., Munoz-Merino, P. J., Pardo, A., & Kloos, C. D. (2013). Provision of awareness of learners' emotions through visualizations in a computer interaction-based environment. *Expert Systems with Applications*, 40(13), 5093-5100. doi:10.1016/j.eswa.2013.03.030
- Leony, D., Munoz-Merino, P. J., Ruiperez-Valiente, J. A., Pardo, A., & Kloos, C. D. (2015). Detection and Evaluation of Emotions in Massive Open Online Courses. *Journal of Universal Computer Science*, 21(5), 638-655.
- Lepouras, G., Katifori, A., Vassilakis, C., Antoniou, A., Platis, N., & Ieee. (2014). *Towards a Learning Analytics Platform for Supporting the Educational Process*.
- Lewis, A. (2016). MODELING THE HUMANITIES: DATA LESSONS FROM THE WORLD OF EDUCATION. *International Journal of Humanities and Arts Computing*, 10(1), 51-62. doi:10.3366/ijhac.2016.0159
- Lewkow, N., Feild, J., Zimmerman, N., Riedesel, M., Essa, A., Boulanger, D., . . . Acm. (2016). *A Scalable Learning Analytics Platform for Automated Writing Feedback*.
- Ley, T., Klamma, R., Lindstaedt, S., Wild, F., & Acm. (2016). *Learning Analytics for Workplace and Professional Learning*.
- Ley, T., & Kump, B. (2013). Which User Interactions Predict Levels of Expertise in Work-Integrated Learning? In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 178-190).
- Li, H., Luo, J. H., Xu, D., & Chang, G. J. (2017). Study on Information Instruction Mode Based on Learning Analytics. In H. Zhang (Ed.), *2017 3rd International Conference on Education and Education Research* (Vol. 14, pp. 212-215).

- Li, H. Y., Ogata, H., Tsuchiya, T., Suzuki, Y., Uchida, S., Ohashi, H., & Konomi, S. (2017). *Using Learning Analytics to Support Computer-Assisted Language Learning*.
- Li, N., Marsh, V., & Rienties, B. (2016). Modelling and Managing Learner Satisfaction: Use of Learner Feedback to Enhance Blended and Online Learning Experience. *Decision Sciences-Journal of Innovative Education*, 14(2), 216-242. doi:10.1111/dsji.12096
- Li, S., Yu, C., Hu, J. J., Zhong, Y., & Ieee. (2016). *Exploring the effect of behavioral engagement on learning achievement in online learning environment*.
- Li, X., Wang, T., & Wang, H. M. (2017). Exploring N-gram Features in Clickstream Data for MOOC Learning Achievement Prediction. In Z. Bao, G. Trajcevski, L. Chang, & W. Hua (Eds.), *Database Systems for Advanced Applications* (Vol. 10179, pp. 328-339).
- Liang, J. J., Yang, J., Wu, Y. J., Li, C., Zheng, L., & Ieee. (2016). *Big Data Application in Education: Dropout Prediction in Edx MOOCs*.
- Lim, R. R. X., Ang, A. S., & Fung, F. M. (2017). Application of Social Media in Chemistry Education: Incorporating Instagram and Snapchat in Laboratory Teaching. In M. A. Christiansen & J. M. Weber (Eds.), *Teaching and the Internet: the Application of Web Apps, Networking, and Online Tech for Chemistry Education* (Vol. 1270, pp. 37-53).
- Lin, C. J., & Hwang, G. J. (2018). A Learning Analytics Approach to Investigating Factors Affecting EFL Students' Oral Performance in a Flipped Classroom. *Educational Technology & Society*, 21(2), 205-219.
- Linan, L. C., & Perez, A. A. J. (2015). Educational Data Mining and Learning Analytics: differences, similarities, and time evolution. *Rusc-Universities and Knowledge Society Journal*, 12(3), 98-112. doi:10.7238/rusc.v12i3.2515
- Linden, R., Rajala, T., Karavirta, V., & Laakso, M. J. (2016). UTILIZING LEARNING ANALYTICS FOR REAL-TIME IDENTIFICATION OF STUDENTS-AT-RISK ON AN INTRODUCTORY PROGRAMMING COURSE. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1466-1473).
- Liu, D. M., Hitt, G. W., Isakovic, A. F., Wang, D., Hirsch, B., Ng, J. W. P., & Ieee. (2015). Smart Grouping Tool Portal for Collaborative Learning. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 1494-1498).
- Liu, M., Kang, J. N., Zou, W. T., Lee, H., Pan, Z. L., & Corliss, S. (2017). Using Data to Understand How to Better Design Adaptive Learning. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 271-298. doi:10.1007/s10758-017-9326-z

- Liu, M., Lee, J., Kang, J. N., & Liu, S. (2016). What We Can Learn from the Data: A Multiple-Case Study Examining Behavior Patterns by Students with Different Characteristics in Using a Serious Game. *Technology Knowledge and Learning, 21*(1), 33-57. doi:10.1007/s10758-015-9263-7
- Liu, M., Pardo, A., & Liu, L. (2017). Using Learning Analytics to Support Engagement in Collaborative Writing. *International Journal of Distance Education Technologies, 15*(4), 79-98. doi:10.4018/ijdet.2017100105
- Liu, Q. T., Zhang, S., Wang, Q. Y., & Chen, W. L. (2018). Mining Online Discussion Data for Understanding Teachers' Reflective Thinking. *Ieee Transactions on Learning Technologies, 11*(2), 243-254. doi:10.1109/tlt.2017.2708115
- Liu, R., Patel, R., Koedinger, K. R., & Acm. (2016). *Modeling Common Misconceptions in Learning Process Data*.
- Liu, S. Y., d'Aquin, M., & Ieee. (2017). Unsupervised Learning for Understanding Student Achievement in a Distance Learning Setting. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1373-1377).
- Liu, S. Y., Hu, Z. F., Peng, X., Liu, Z., Cheng, H. N. H., & Sun, J. W. (2017). Mining Learning Behavioral Patterns of Students by Sequence Analysis in Cloud Classroom. *International Journal of Distance Education Technologies, 15*(1), 15-27. doi:10.4018/ijdet.2017010102
- Liu, S. Y., Ni, C., Liu, Z., Peng, X., & Cheng, H. N. H. (2017). Mining Individual Learning Topics in Course Reviews Based on Author Topic Model. *International Journal of Distance Education Technologies, 15*(3), 1-14. doi:10.4018/ijdet.2017070101
- Liu, Y., Hu, M. H., & Gu, X. Q. (2017). *Detect Students' Academic Emotions in Classroom: Measurement, Self-perception and Manifested Behaviors*.
- Liu, Z., Zhang, W. J., Sun, J. W., Cheng, H. N. H., Peng, X., Liu, S. Y., & Ieee. (2016). *Emotion and associated topic detection for course comments in a MOOC platform*.
- Lkhagvasuren, E., Matsuura, K., Mouri, K., & Ogata, H. (2016). Dashboard for Analyzing Ubiquitous Learning Log. *International Journal of Distance Education Technologies, 14*(3), 1-20. doi:10.4018/ijdet.2016070101
- Lockyer, L., Heathcote, E., & Dawson, S. (2013). Informing Pedagogical Action: Aligning Learning Analytics With Learning Design. *American Behavioral Scientist, 57*(10), 1439-1459. doi:10.1177/0002764213479367
- Lodge, J. M., Alhadad, S. S. J., Lewis, M. J., & Gasevic, D. (2017). Inferring Learning from Big Data: The Importance of a Transdisciplinary and Multidimensional Approach. *Technology Knowledge and Learning, 22*(3), 385-400. doi:10.1007/s10758-017-9330-3

- Lonn, S., Aguilar, S. J., & Teasley, S. D. (2015). Investigating student motivation in the context of a learning analytics intervention during a summer bridge program. *Computers in Human Behavior*, 47, 90-97.  
doi:10.1016/j.chb.2014.07.013
- Lopes, A. P., Babo, L., Azevedo, J., & Torres, C. (2017). DATA ANALYSIS AND LEARNING ANALYTICS FOR MEASURE EFFECTS OF GAMIFICATION IN A MATH ONLINE PROJECT. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 8052-8062).
- Lopes, A. P., & Soares, F. (2015). INNOVATIONS IN TECHNOLOGY - A FRIENDLY MATH PROJECT AND THE LEARNING ANALYTICS "CHALLENGE". In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2015: 8th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 3001-3009).
- Lopes, A. P., & Soares, F. (2016). THE DEVELOPMENT AND IMPLEMENTATION OF MATH PROJECTS IN A HEI - EXPECTATIONS, OBJECTIVES, EXPERIENCES AND ANALYSIS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2016: 10th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 6522-6530).
- Lotsari, E., Verykios, V. S., Panagiotakopoulos, C., & Kalles, D. (2014). A Learning Analytics Methodology for Student Profiling. In A. Likas, K. Blekas, & D. Kalles (Eds.), *Artificial Intelligence: Methods and Applications* (Vol. 8445, pp. 300-312).
- Lu, O. H. T., Huang, A. Y. Q., Huang, J. C. H., Huang, C. S. J., Yang, S. J. H., & Ieee. (2016). *Early-stage Engagement: Applying Big Data Analytics on Collaborative Learning Environment for Measuring Learners Engagement Rate*.
- Lu, O. H. T., Huang, A. Y. Q., Huang, J. C. H., Lin, A. J. Q., Ogata, H., & Yang, S. J. H. (2018). Applying Learning Analytics for the Early Prediction of Students' Academic Performance in Blended Learning. *Educational Technology & Society*, 21(2), 220-232.
- Lu, O. H. T., Huang, J. C. H., Huang, A. Y. Q., & Yang, S. J. H. (2017). Applying learning analytics for improving students engagement and learning outcomes in an MOOCs enabled collaborative programming course. *Interactive Learning Environments*, 25(2), 220-234.  
doi:10.1080/10494820.2016.1278391



- Lu, Y., Zhang, S., Zhang, Z. Q., Xiao, W. D., & Yu, S. Q. (2017). A Framework for Learning Analytics Using Commodity Wearable Devices. *Sensors, 17*(6). doi:10.3390/s17061382
- Luckin, R., Mavrikis, M., & Spikol, D. (2015). Learning Analytics for Project Based and Experiential Learning Scenarios. In C. Conati, N. Heffernan, A. Mitrovic, & M. F. Verdejo (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2015* (Vol. 9112, pp. 886-886).
- Luis, Rmmf, Llamas-Nistal, M., Iglesias, M. J. F., & Ieee. (2017). Enhancing learners' experience in e-learning based scenarios using Intelligent Tutoring Systems and Learning Analytics. First results from a perception survey. In *2017 12th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Luna, J. M., Castro, C., & Romero, C. (2017). MDM Tool: A Data Mining Framework Integrated Into Moodle. *Computer Applications in Engineering Education, 25*(1), 90-102. doi:10.1002/cae.21782
- Lundie, D. (2017). The Givenness of the Human Learning Experience and Its Incompatibility with Information Analytics. *Educational Philosophy and Theory, 49*(4), 391-404. doi:10.1080/00131857.2015.1052357
- Luo, H., Rocco, S., & Schaad, C. (2015). *Using Google Analytics to understand online learning: A case study of a graduate-level online course*.
- Lynch, T., & Ghergulescu, I. (2017). Large Scale Evaluation of Learning Flow. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasiu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 62-64).
- Ma, J., Han, X. B., Yang, J., & Cheng, J. G. (2015). Examining the necessary condition for engagement in an online learning environment based on learning analytics approach: The role of the instructor. *Internet and Higher Education, 24*, 26-34. doi:10.1016/j.iheduc.2014.09.005
- Ma, N., Xin, S., & Du, J. Y. (2018). A Peer Coaching-based Professional Development Approach to Improving the Learning Participation and Learning Design Skills of In-Service Teachers. *Educational Technology & Society, 21*(2), 291-304.
- Macdonald, D., MacDonald, L., Finn, C., Morris, A., Petersen, M., Dekker, A., & Schulz, M. (2015). CHALLENGES IN BUILDING MOOCS: THE UQx EXPERIENCE. In L. GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 2701-2710).
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2012). Numbers Are Not Enough. Why e-Learning Analytics Failed to Inform an Institutional Strategic Plan. *Educational Technology & Society, 15*(3), 149-163.

- Macon, B., Macon, L., & Phillips, N. (2016). *Learning Analytics: Case Studies at a Large Urban Community College*.
- Mah, D. K. (2016). Learning Analytics and Digital Badges: Potential Impact on Student Retention in Higher Education. *Technology Knowledge and Learning, 21*(3), 285-305. doi:10.1007/s10758-016-9286-8
- Mah, D. K., & Ifenthaler, D. (2018). Students' perceptions toward academic competencies: The case of German first-year students. *Issues in Educational Research, 28*(1), 120-137.
- Mahroeian, H., Daniel, B., & Butson, R. (2017). The perceptions of the meaning and value of analytics in New Zealand higher education institutions. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 14*. doi:10.1186/s41239-017-0073-y
- Maier, U., Ramsteck, C., & Hoffmann, K. (2017). Formative assessment and learning analytics: development usage and optimization of an online course for the diagnostics and promotion of basic knowledge in the area of language. *Zeitschrift Fur Erziehungswissenschaft, 20*(4), 728-747. doi:10.1007/s11618-017-0776-9
- Majumdar, R., Alse, K., & Iyer, S. (2014). Interactive Stratified Attribute Tracking Diagram for Learning Analytics. In K. Murthy & S. Murthy (Eds.), *2014 Ieee Sixth International Conference on Technology for Education* (pp. 138-139).
- Majumdar, R., Iyer, S., & Ieee. (2014). Using Stratified Attribute Tracking (SAT) Diagrams for Learning Analytics. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 386-+).
- Maleko, M., Hamilton, M., D'Souza, D., Scholer, F., & Ieee. (2014). Understanding and Analysing Novice Programmer Interactions in a Facebook Programming Group. In *2014 International Conference on Teaching and Learning in Computing and Engineering* (pp. 112-119).
- Malhotra, M., Hsiao, I. H., Chae, H. S., Natriello, G., & Ieee. (2014). Data Depository: Business & Learning Analytics for Educational Web Applications. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 363-364).
- Malliarakis, C., Satratzemi, M., Xinogalos, S., & Ieee. (2014). Integrating learning analytics in an educational MMORPG for computer programming. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 233-237).
- Malzahn, N., Ganster, T., Strafling, N., Kramer, N., & Hoppe, H. U. (2013). Motivating Students or Teachers? Challenges for a Successful Implementation of Online-Learning in Industry-Related Vocational

- Training. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 191-204).
- Manai, O., Yamada, H., Thorn, C., & Acm. (2016). *Real-time indicators and targeted supports: Using online platform data to accelerate student learning*.
- Manca, S., Caviglione, L., & Raffaghelli, J. E. (2016). BIG DATA FOR SOCIAL MEDIA LEARNING ANALYTICS: POTENTIALS AND CHALLENGES. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 12(2), 27-39.
- Manolis, M., & Karkalas, S. (2017). Reflective Analytics for Interactive e-books. *Interaction Design and Architectures*(33), 33-53.
- Manske, S., Hecking, T., Bollen, L., Gothert, T., Ramos, A., Hoppe, H. U., & Ieee. (2014). A Flexible Framework for the Authoring of Reusable and Portable Learning Analytics Gadgets. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 254-+).
- Manske, S., & Hoppe, H. U. (2016). The "Concept Cloud": Supporting Collaborative Knowledge Construction based on Semantic Extraction from Learner-generated Artefacts. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 302-306).
- Manso-Vazquez, M., Caeiro-Rodriguez, M., Llamas-Nistal, M., & Ieee. (2015). xAPI-SRL: Uses of an Application Profile for Self-Regulated Learning Based on the Analysis of Learning Strategies. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 162-169).
- Manso-Vazquez, M., Caeiro-Rodriguez, M., Llamas-Nistal, M., & Ieee. (2016). Tracking and Visualizing Time Management for Self-Regulated Learners. In *2016 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Manso-Vazquez, M., & Llamas-Nistal, M. (2015a). A Monitoring System to Ease Self-Regulated Learning Processes. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 10(2), 52-59.  
doi:10.1109/rita.2015.2417952
- Manso-Vazquez, M., & Llamas-Nistal, M. (2015b). Proposal of a Learning Organization Tool With Support for Metacognition. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 10(2), 35-42.  
doi:10.1109/rita.2015.2417932
- Mantri, J. K., Banerjee, D., Sengupta, S., & Gahan, P. (2016). *The propensity of acquiring Higher Academic Degree through virtual learning: a case study*.

- Manuel, N., Silvia, E. K., Elisabeth, V. C. F., Christa, N., Guilherme, W., & Ieee. (2014). *The potential use of neurophysiological signals for learning analytics*.
- Manzanares, M. C. S., Sanchez, R. M., Osorio, C. I. G., & Diez-Pastor, J. F. (2017). How Do B-Learning and Learning Patterns Influence Learning Outcomes? *Frontiers in Psychology*, 8. doi:10.3389/fpsyg.2017.00745
- Marbouti, F., Diefes-Dux, H. A., & Madhavan, K. (2016). Models for early prediction of at-risk students in a course using standards-based grading. *Computers & Education*, 103, 1-15. doi:10.1016/j.compedu.2016.09.005
- Mark, K. P., Vrijmoed, L. L. P., & Ieee. (2016). *Does Lecture Capturing Improve Learning? A Data Driven Exploratory Study on the Effectiveness of Lecture Capture on Learning in a Foundation IT Course*.
- Markauskaite, L., & Reimann, P. (2014). Editorial: e-Research for education: Applied, methodological and critical perspectives. *British Journal of Educational Technology*, 45(3), 385-391. doi:10.1111/bjet.12154
- Markic, M. (2017). Evaluation of quiz using a statistical calculation in Learning Management System. In D. Begusic, N. Rozic, J. Radic, & M. Saric (Eds.), *2017 25th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks* (pp. 500-504).
- Marks, A., Al -Ali, M., & Rietsema, K. (2016). Learning Systems' Learning Analytics. In D. F. Kocaoglu, T. R. Anderson, T. U. Daim, D. C. Kozanoglu, K. Niwa, & G. Perman (Eds.), *Portland International Conference on Management of Engineering and Technology* (pp. 676-681).
- Marks, A., Al-Ali, M., & Ieee. (2016). *Analytics within UAE Higher Education Context*.
- Marks, A., Al-Ali, M., & Rietsema, K. (2016). Learning Management Systems: A Shift Toward Learning and Academic Analytics. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(4), 77-82. doi:10.3991/ijet.v11i04.5419
- Martin, A. P., Martin, D. D., Aguilera, I. L., Sanz, J. M., Torner, P. S., Champion, R. S., . . . Soto, M. A. M. (2018). New combinations of 'flipped classroom with just in time teaching' and learning analytics of student responses. *Ried-Revista Iberoamericana De Educacion a Distancia*, 21(1), 175-194. doi:10.5944/ried.21.1.18836
- Martin, F., & Ndoeye, A. (2016). Using Learning Analytics to Assess Student Learning in Online Courses. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 13(3).

- Martin, F., & Whitmer, J. C. (2016). Applying Learning Analytics to Investigate Timed Release in Online Learning. *Technology Knowledge and Learning*, 21(1), 59-74. doi:10.1007/s10758-015-9261-9
- Martin, T., Close, K., Brasiel, S., Lawanto, K., Leong, S., Lanisciewicz, P., & Acm. (2016). *Macro Data for Micro Learning: Developing the FUN! Tool for Automated Assessment of Learning*.
- Martin, T., & Sherin, B. (2013). Learning Analytics and Computational Techniques for Detecting and Evaluating Patterns in Learning: An Introduction to the Special Issue. *Journal of the Learning Sciences*, 22(4), 511-520. doi:10.1080/10508406.2013.840466
- Martin, T., Smith, C. P., Forsgren, N., Aghababayan, A., Janisiewicz, P., & Baker, S. (2015). Learning Fractions by Splitting: Using Learning Analytics to Illuminate the Development of Mathematical Understanding. *Journal of the Learning Sciences*, 24(4), 593-637. doi:10.1080/10508406.2015.1078244
- Martin-Monje, E., Castrillo, M. D., & Manana-Rodriguez, J. (2018). Understanding online interaction in language MOOCs through learning analytics. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 251-272. doi:10.1080/09588221.2017.1378237
- Martinez-Maldonado, R., Hernandez-Leo, D., Pardo, A., Suthers, D., Kitto, K., Charleer, S., . . . Acm. (2016). *Cross-LAK: Learning Analytics Across Physical and Digital Spaces*.
- Martinez-Maldonado, R., Schneider, B., Charleer, S., Shum, S. B., Klerkx, J., Duval, E., & Acm. (2016). *Interactive Surfaces and Learning Analytics: Data, Orchestration Aspects, Pedagogical Uses and Challenges*.
- Martinez-Munoz, G., Pulido, E., & Ieee. (2015). Using a SPOC to flip the classroom. In *Proceedings of 2015 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 431-436).
- Martori, F., Cuadros, J., Gonzalez-Sabate, L., & Acm. (2016). *Studying the relationship between BKT fitting error and the skill difficulty index*.
- Maruyama, K., Fukuoka, N., Miyadera, Y., & Morimoto, Y. (2016). A DASHBOARD VISUALIZING STUDENT ENGAGEMENT AND COLLABORATION IN E-PORTFOLIO-BASED LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 203-212).
- Marzouk, Z., Rakovic, M., Liaqat, A., Vytasek, J., Samadi, D., Stewart-Alonso, J., . . . Nesbit, J. C. (2016). What if learning analytics were based on learning science? *Australasian Journal of Educational Technology*, 32(6), 1-18. doi:10.14742/ajet.3058

- Matsebula, F., & Mnkandla, E. (2017). A BIG DATA ARCHITECTURE FOR LEARNING ANALYTICS IN HIGHER EDUCATION. In D. R. Cornish (Ed.), *2017 Ieee Africon* (pp. 951-956).
- Matsuzawa, Y., Hirao, M., & Sakai, S. (2016). Compile Error Collection Viewer: Visualization of Compile Error Correction History for Self-assessment in Programming Education. *International Journal of Engineering Education*, 32(3), 1117-1127.
- Matsuzawa, Y., Tanaka, Y., & Sakai, S. (2016). Measuring an Impact of Block-Based Language in Introductory Programming. In T. Brinda, N. Mavengere, I. Haukijarvi, C. Lewin, & D. Passey (Eds.), *Stakeholders and Information Technology in Education* (Vol. 493, pp. 16-25).
- Mavridis, A., Tsiatsos, T., & Ieee. (2017). FGAWeb: A Web Platform For Administrating Flexible Games In Education. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1858-1862).
- Mavrikis, M., Gutierrez-Santos, S., Poulouvasilis, A., & Acm. (2016). *Design and Evaluation of Teacher Assistance Tools for Exploratory Learning Environments*.
- Mavroudi, A., Giannakos, M., & Krogstie, J. (2016a). Combining Adaptive Learning with Learning Analytics: Precedents and Directions. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 434-439).
- Mavroudi, A., Giannakos, M., & Krogstie, J. (2016b). Insights on the interplay between adaptive learning and learning analytics. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 42-43).
- Mavroudi, A., Giannakos, M., & Krogstie, J. (2018). Supporting adaptive learning pathways through the use of learning analytics: developments, challenges and future opportunities. *Interactive Learning Environments*, 26(2), 206-220. doi:10.1080/10494820.2017.1292531
- May, M., & Iksal, S. (2016). The Questions of Ethics in Learning Analytics. In A. Micarelli, J. Stamper, & K. Panourgia (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems, Its 2016* (Vol. 9684, pp. 502-503).
- May, M., Iksal, S., & Usener, C. A. (2017). The Side Effect of Learning Analytics: An Empirical Study on e-Learning Technologies and User Privacy. In G. Costagliola, J. Uhomoihi, S. Zvacek, & B. M. McLaren (Eds.), *Computers Supported Education* (Vol. 739, pp. 279-295).

- McAndrew, P. (2015). Innovating for Learning: Designing for the Future of Education. In A. Jefferies & M. Cubric (Eds.), *Proceedings of the 14th European Conference on R-Learning* (pp. 356-363).
- McCoy, L., Lewis, J. H., & Dalton, D. (2016). Gamification and Multimedia for Medical Education: A Landscape Review. *Journal of the American Osteopathic Association*, 116(1), 22-34. doi:10.7556/jaoa.2016.003
- McCusker, K. A., Harkin, J., Wilson, S., & Callaghan, M. (2014). USING LEARNING ANALYTICS AND LEARNING STYLES TO PERSONALISE CONTENT IN AN ADAPTIVE EDUCATIONAL SYSTEM. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 7064-7073).
- McDonald, J., Bird, R. J., Zouaq, A., & Moskal, A. C. M. (2017). Short answers to deep questions: supporting teachers in large-class settings. *Journal of Computer Assisted Learning*, 33(4), 306-319. doi:10.1111/jcal.12178
- McKay, E., & Izard, J. (2016). Planning Effective HCI Courseware Design to Enhance Online Education and Training. In F. F. H. Nah & C. H. Tan (Eds.), *Hci in Business, Government, and Organizations: Information Systems, Hcibgo 2016, Pt Ii* (Vol. 9752, pp. 183-195).
- McKay, E., Izard, J., & Ieee. (2015). *Measurement of Cognitive Performance in Introductory Ethics: Workforce Reskilling in Government Agencies*.
- McKee, H. (2017). An Instructor Learning Analytics Implementation Model. *Online Learning*, 21(3), 87-102. doi:10.24059/olj.v%vi%i.1230
- McKenna, H. P., Arnone, M. P., Kaarst-Brown, M. L., McKnight, L. W., & Chauncey, S. A. (2013). AMBIENT AND EMERGENT LEARNING WITH WIRELESS GRID TECHNOLOGIES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn13: 5th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 4046-4053).
- McKenna, H. P., & Chauncey, S. A. (2015). EXPLORING A CREATIVITY ASSESSMENT TECHNIQUE FOR USE IN 21ST CENTURY LEARNING, LIBRARY, AND INSTRUCTIONAL COLLABORATIONS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2015: 8th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 5371-5380).
- McKenney, S., & Mor, Y. (2015). Supporting teachers in data-informed educational design. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 265-279. doi:10.1111/bjet.12262

- McPherson, J., Tong, H. L., Fatt, S. J., Liu, D. Y. T., & Acm. (2016). *Student perspectives on data provision and use: Starting to unpack disciplinary differences*.
- Mejia, C., Florian, B., Vatraru, R., Bull, S., Gomez, S., & Fabregat, R. (2017). A Novel Web-Based Approach for Visualization and Inspection of Reading Difficulties on University Students. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 53-67. doi:10.1109/tlt.2016.2626292
- Melero, J., Hernandez-Leo, D., Sun, J., Santos, P., & Blat, J. (2015). How was the activity? A visualization support for a case of location-based learning design. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 317-329. doi:10.1111/bjet.12238
- Melling, M., & Weaver, M. (2017). The Teaching Excellence Framework: what does it mean for academic libraries? *Insights-the Uksg Journal*, 30(3), 152-160. doi:10.1629/uksg.389
- Menacho, A., Castro, M., Perez-Molina, C., & Ieee. (2018). Mining LMS students' data on online task-based master degree studies. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 661-668).
- Mendez, A. G., Arias, E. B., & Vives, J. Q. (2018). QUALITY ESTIMATION OF LEARNING OBJECTS IN REPOSITORIES OF OPEN EDUCATIONAL RESOURCES BASED ON STUDENT INTERACTIONS. *Educacion Xx1*, 21(1), 285-302. doi:10.5944/educXX1.15440
- Mihaescu, C. M., Popescu, P. S., Teodorescu, O. M., & Mocanu, M. L. (2017). *Learning Analytics Solution for Building Personalized Quiz Sessions*.
- Mikroyannidis, A., Gomez-Goiri, A., Smith, A., Domingue, J., & Ieee. (2017). Online Experimentation and Interactive Learning Resources for Teaching Network Engineering. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 181-188).
- Milkova, E., Pekarkova, S., & Salem, A. B. M. (2016). Information and Communication Technology in Education - Current Trends. In N. Mastorakis, V. Mladenov, & A. Bulucea (Eds.), *20th International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers* (Vol. 76).
- Milligan, S., He, J. Z., Bailey, J., Zhang, R., Rubinstein, B. I. P., & Acm. (2016). *Validity: a framework for cross-disciplinary collaboration in mining indicators of learning from MOOC forums*.
- Minovic, M., & Milovanovic, M. (2013). *Real-time Learning Analytics in Educational games*.



- Minovic, M., Milovanovic, M., Sosevic, U., & Gonzalez, M. A. C. (2015). Visualisation of student learning model in serious games. *Computers in Human Behavior*, 47, 98-107. doi:10.1016/j.chb.2014.09.005
- Mirriahi, N., Liaqat, D., Dawson, S., & Gasevic, D. (2016). Uncovering student learning profiles with a video annotation tool: reflective learning with and without instructional norms. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(6), 1083-1106. doi:10.1007/s11423-016-9449-2
- Mishra, A., Bansal, R., Singh, S. N., & Ieee. (2017). *Educational Data Mining and Learning Analysis*.
- Misnevs, B., & Puptsau, A. (2018). Learning Analytics and Software Engineering Competences. In I. Kabashkin, I. Yatskiv, & O. Prentkovskis (Eds.), *Reliability and Statistics in Transportation and Communication* (Vol. 36, pp. 649-658).
- Mitchnick, D., Kumar, V., Kinshuk, Fraser, S., & Ieee. (2016). *Using Healthcare Analytics to Determine an Effective Diagnostic Model for ADHD in Students*.
- Miteva, D., Nikolova, N., Stefanova, E., & Ieee. (2015). *Data Analytics Support for Inquiry Based Learning*.
- Miteva, D., Stefanov, K., & Stefanova, E. (2017). e-Analytics for e-Learning. *International Journal of Human Capital and Information Technology Professionals*, 8(4), 1-13. doi:10.4018/ijhcitp.2017100101
- Mittal, M., & Sureka, A. (2014). *Process Mining Software Repositories from Student Projects in an Undergraduate Software Engineering Course*.
- Mittelmeier, J., Rienties, B., Tempelaar, D., Hillaire, G., & Whitelock, D. (2018). The influence of internationalised versus local content on online intercultural collaboration in groups: A randomised control trial study in a statistics course. *Computers & Education*, 118, 82-95. doi:10.1016/j.compedu.2017.11.003
- Mizutani, K. (2017). *System Architecture and Predictive Experiment for an Automatic Learning Support Function on Classroom Response Systems*.
- Mo, Y., Zhao, D., McCoy, A., Du, J., & Agee, P. (2017). *Latent Relationship between Construction Cost and Energy Efficiency in Multifamily Green Buildings*.
- Modafferi, S., Boniface, M., Crowle, S., Star, K., & Middleton, L. (2016). Creating Opportunities to Learn Social Skills at School using Digital Games. In T. Connolly & L. Boyle (Eds.), *Proceedings of the 10th European Conference on Games Based Learning* (pp. 461-469).

- Mohammadi-Aragh, M. J., Ball, J. E., Jaison, D., & Ieee. (2016). Using Wavelets to Categorize Student Attention Patterns. In *2016 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Mohan, M. G. M., Augustin, S. K., Roshni, V. S. K., & Ieee. (2015). *A BigData Approach for Classification and Prediction of Student Result Using MapReduce*.
- Moir, J. (2013). ICT AND THE ASSESSMENT OF HIGHER ORDER ACADEMIC SKILLS: IN SEARCH OF A PEDAGOGICAL PHILOSOPHY? In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn13: 5th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 5817-5823).
- Moissa, B., de Carvalho, L. S., & Gasparini, I. (2014). A Web Analytics and Visualization Tool to Understand Students' Behavior in an Adaptive E-Learning System. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Designing and Developing Novel Learning Experiences, Pt I* (Vol. 8523, pp. 312-321).
- Moissa, B., Gasparini, I., & Karczinski, A. (2015). A Systematic Mapping on the Learning Analytics Field and Its Analysis in the Massive Open Online Courses Context. *International Journal of Distance Education Technologies*, 13(3), 1-24. doi:10.4018/ijdet.2015070101
- Mol, S., Kobayashi, V., Kismihok, G., Zhao, C., & Acm. (2016). *Learning Through Goal Setting*.
- Molenaar, I., Knoop-van Campen, C., & Acm. (2016). *Learning analytics in practice The effects of adaptive educational technology Snappet on students' arithmetic skills*.
- Montenegro, M., Clasing, P., Kelly, N., Gonzalez, C., Jara, M., Alarcon, R., . . . Saurina, E. (2016). Library Resources and Students' Learning Outcomes: Do All the Resources Have the Same Impact on Learning? *Journal of Academic Librarianship*, 42(5), 551-556. doi:10.1016/j.acalib.2016.06.020
- Mor, Y., Ferguson, R., & Wasson, B. (2015). Editorial: Learning design, teacher inquiry into student learning and learning analytics: A call for action. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 221-229. doi:10.1111/bjet.12273
- Mora, N., Caballe, S., & Daradoumis, T. (2016). Providing a Multi-fold Assessment Framework to Virtualized Collaborative Learning in Support for Engineering Education. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(7), 41-51. doi:10.3991/ijet.v11i07.5882
- Morais, C., Alves, P., Miranda, L., & Ieee. (2017). Learning analytics and performance indicators in higher education. In *2017 12th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.

- Morch, A. I., Engeness, I., Cheng, V. C., Cheung, W. K., & Wong, K. C. (2017). EssayCritic: Writing to Learn with a Knowledge-Based Design Critiquing System. *Educational Technology & Society*, 20(2), 213-223.
- Moreira, F., Ferreira, M. J., & Cardoso, A. (2017). Higher Education Disruption Through IoT and Big Data: A Conceptual Approach. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Novel Learning Ecosystems, Lct 2017, Pt I* (Vol. 10295, pp. 389-405).
- Morency, L. P., Oviatt, S., Scherer, S., Weibel, N., Worsley, M., & Acm. (2013). *ICMI 2013 Grand Challenge Workshop on Multimodal Learning Analytics*.
- Moreno-Marcos, P. M., Alario-Hoyos, C., Munoz-Merino, P. J., Estevez-Avres, I., Kloos, C. D., & Ieee. (2018). Sentiment Analysis in MOOCs: A case study. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1489-1496).
- Mostafavi, B., Barnes, T., & Acm. (2016). *Data-driven Proficiency Profiling - Proof of Concept*.
- Mouri, K., Ogata, H., Kiyota, M., & Uosaki, N. (2016). *Visualization for Analyzing Learning Logs in the Seamless Learning Environment*.
- Mouri, K., Ogata, H., Uosaki, N., & Lkhagvasuren, E. (2016). Context-aware and Personalization Method based on Ubiquitous Learning Analytics. *Journal of Universal Computer Science*, 22(10), 1380-1397.
- Mouri, K., Okubo, F., Shimada, A., & Ogata, H. (2016). Bayesian Network for predicting students' final grade using e-book Logs in University Education. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 85-89).
- Mouri, K., Shimada, A., Yin, C. J., Noriko, U., Tengchaisri, V., & Kaneko, K. (2017). *Real-time Analysis of Digital Textbooks: What Keywords Make Lecture Difficult?*
- Mouri, K., Uosaki, N., & Ogata, H. (2018). Learning Analytics for Supporting Seamless Language Learning using E-book with Ubiquitous Learning System. *Educational Technology & Society*, 21(2), 150-163.
- Munk, M., Drlik, M., Benko, L., & Reichel, J. (2017). Quantitative and Qualitative Evaluation of Sequence Patterns Found by Application of Different Educational Data Preprocessing Techniques. *Ieee Access*, 5, 8989-9004. doi:10.1109/access.2017.2706302
- Munoz, R., Villarroel, R., Barcelos, T. S., Souza, A., Merino, E., Guinez, R., & Silva, L. A. (2018). Development of a Software that Supports Multimodal Learning Analytics: A Case Study on Oral Presentations. *Journal of Universal Computer Science*, 24(2), 149-170.

- Munoz-Merino, P. J., Kloos, C. D., Munoz-Organero, M., & Pardo, A. (2015). A Software Engineering Model for the Development of Adaptation Rules and its Application in a Hinting Adaptive E-learning System. *Computer Science and Information Systems*, 12(1), 203-231. doi:10.2298/csis140103084m
- Munoz-Merino, P. J., Ruiperez-Valiente, J. A., Alario-Hoyos, C., Perez-Sanagustin, M., & Kloos, C. D. (2014). Learning Analytics for the Precise Evaluation of Student Effectiveness with Educational Resources and Activities. In A. Rocha, D. Fonseca, E. Redondo, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *Proceedings of the 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Munoz-Merino, P. J., Ruiperez-Valiente, J. A., Alario-Hoyos, C., Perez-Sanagustin, M., & Kloos, C. D. (2015). Precise Effectiveness Strategy for analyzing the effectiveness of students with educational resources and activities in MOOCs. *Computers in Human Behavior*, 47, 108-118. doi:10.1016/j.chb.2014.10.003
- Munoz-Merino, P. J., Ruiperez-Valiente, J. A., Kloos, C. D., Auger, M. A., Briz, S., de Castro, V., & Santalla, S. N. (2017). Flipping the Classroom to Improve Learning With MOOCs Technology. *Computer Applications in Engineering Education*, 25(1), 15-25. doi:10.1002/cae.21774
- Murata, M., & Kakeshita, T. (2016). *Analysis Method of Student Achievement Level utilizing Web-Based Programming Education Support Tool pgtacer*.
- Murnion, P., & Helfert, M. (2012). *Learning Analytics Artefacts in a Cloud-Based Environment: A Design Science Perspective*.
- Muslim, A., Chatti, M. A., Mahapatra, T., Schroeder, U., & Acm. (2016). *A Rule-Based Indicator Definition Tool for Personalized Learning Analytics*.
- Mwana, S. O., & Paracha, S. (2016). *USING GAZE ANALYSIS FOR LEARNING ANALYTICS TO ASSESS LEARNERS OF MATHEMATICS*.
- Na, K. S., Tasir, Z., & Ieee. (2017a). A Systematic Review of Learning Analytics Intervention Contributing to Student Success in Online Learning. In *2017 5th International Conference on Learning and Teaching in Computing and Engineering* (pp. 62-68).
- Na, K. S., Tasir, Z., & Ieee. (2017b). *Identifying At-Risk Students in Online Learning by Analysing Learning Behaviour: A Systematic Review*.
- Nacu, D. C., Martin, C. K., Pinkard, N., Hamid, T., Li, T. H., Raicu, D. S., & Gemell, J. (2016). *Helping Educators Leverage Youth Interest in STEM Out-of-school Programs*.
- Nafria, J. M. D., Cendon, J. A., & Alonso, L. P. (2015). Building up eParticipatory decision-making from the local to the global scale. Study case at the

- European Higher Education Area. *Computers in Human Behavior*, 47, 26-41. doi:10.1016/j.chb.2014.09.004
- Nagashree, N., & Pujari, N. V. (2016). A Tutor Assisting Novel Electronic Framework for Qualitative Analysis of a Question Bank. *Computers in Human Behavior*, 65, 9-13. doi:10.1016/j.chb.2016.08.008
- Naidu, V. R., Singh, B., Hasan, R., & Al Hadrami, G. (2017). *LEARNING ANALYTICS FOR SMART CLASSROOM IN HIGHER EDUCATION*.
- Nakamura, S., & Okada, Y. (2017). LEARNING ANALYTICS USING BOOKLOOPER AND TIME-TUNNEL. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 8767-8776).
- Nakamura, S., Onuma, R., Nakayama, H., Funayama, T., & Miyadera, Y. (2016). *Hybrid Analysis of Audience Gaze and Constitutive Features of Slides for Extracting the Defective Portions from Presentation Slides*.
- Nakayama, H., Yamamoto, K., Ogane, K., Kaminaga, H., Nakamura, S., & Miyadera, Y. (2016). *Estimation of the Error Factors in Programming Exercises Based on Dynamic Revisions of Case-Bases*.
- Nathawitharana, N., Huang, Q., Ong, K. L., Vitartas, P., Jayaratne, M., Alahakoon, D., . . . Ahmed, T. (2017). Towards Next Generation Rubrics: An Automated Assignment Feedback System. *Australasian Journal of Information Systems*, 21.
- Nawaz, S., & Strobel, J. (2016). Authorship and Content Analysis of Engineering Education Research: A Case Study. *International Journal of Engineering Pedagogy*, 6(2), 39-51. doi:10.3991/ijep.v6i2.5577
- Nespereira, C. G., Vilas, A. F., & Redondo, R. P. D. (2015). *Am I failing this course? Risk prediction using e-learning data*.
- Neto, F. A. D., Castro, A., & Ieee. (2015). Elicited and Mined Rules for Dropout Prevention in Online Courses. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 155-161).
- Neto, F. A. D., Castro, A., & Ieee. (2017). A Reference Architecture for Educational Data Mining. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Neve, P., Hunter, G., & Livingstone, D. (2016). Keeping Them Interested and Keeping Them Honest: Using an On-Line Learning and Development Environment Called NoobLab to Improve Outcomes and Prevent Plagiarism in Undergraduate Programming Pedagogy. In P. Novais & S. Konomi (Eds.), *Intelligent Environments 2016* (Vol. 21, pp. 207-216).
- Newton, C., Cameron, R., & De Albornoz, A. R. C. (2015). *Flipped teaching: finding room for interdisciplinary content and peer learning*.

- Nguyen, Q., Rienties, B., & Toetenel, L. (2017). Mixing and Matching Learning Design and Learning Analytics. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Technology in Education, Lct 2017, Pt Ii* (Vol. 10296, pp. 302-316).
- Nguyen, Q., Rienties, B., Toetenel, L., Ferguson, R., & Whitelock, D. (2017). Examining the designs of computer-based assessment and its impact on student engagement, satisfaction, and pass rates. *Computers in Human Behavior*, *76*, 703-714. doi:10.1016/j.chb.2017.03.028
- Nguyen, V. A. (2017). The Impact of Online Learning Activities on Student Learning Outcome in Blended Learning Course. *Journal of Information & Knowledge Management*, *16*(4). doi:10.1142/s021964921750040x
- Nicolaescu, P., Renzel, D., Koren, I., Klamma, R., Purma, J., Bauters, M., & Ieee. (2014). A Community Information System for Ubiquitous Informal Learning Support. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 138-+).
- Niemann, K., & Wolpers, M. (2014). Usage-Based Clustering of Learning Resources to Improve Recommendations. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 317-330).
- Niemann, K., & Wolpers, M. (2015). Creating Usage Context-Based Object Similarities to Boost Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, *8*(3), 274-285. doi:10.1109/tlt.2014.2379261
- Nieto, Y. V., Diaz, V. G., Montenegro, C. E., & Ieee. (2016). *Academic Decision Making Model for Higher Education Institutions using Learning Analytics*.
- Nirschl, J. J., Janowczyk, A., Peyster, E. G., Frank, R., Margulies, K. B., Feldman, M. D., & Madabhushi, A. (2018). A deep-learning classifier identifies patients with clinical heart failure using whole-slide images of H&E tissue. *Plos One*, *13*(4). doi:10.1371/journal.pone.0192726
- Nistor, N., Baltés, B., Dascalu, M., Mihaila, D., Smeaton, G., & Trausan-Matu, S. (2014). Participation in virtual academic communities of practice under the influence of technology acceptance and community factors. A learning analytics application. *Computers in Human Behavior*, *34*, 339-344. doi:10.1016/j.chb.2013.10.051
- Nistor, N., Dascalu, M., Stavarache, L. L., Tarnai, C., & Trausan-Matu, S. (2016). Predicting Newcomer Integration in Online Knowledge Communities by Automated Dialog Analysis. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 13-17).

- Nouira, A., Cheniti-Belcadhi, L., Braham, R., & Ieee. (2017). A Semantic Web Based Architecture for Assessment Analytics. In *2017 Ieee 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence* (pp. 1190-1197).
- Novillo, R. G., Munoz-Merino, P. J., & Kloos, C. D. (2017). SKILL MODELLING SOLUTIONS FOR ADAPTIVE LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 563-573).
- Nowling, R. J., & Vyas, J. (2014). *A Domain-Driven, Generative Data Model for BigPetStore*.
- Nugent, G., Lester, H., Guru, A., Kohmetscher, A., Namuth-Covert, D., Jolly, S., & Ieee. (2017). *Predictive Analytics for Learning and Usage of the Plant Sciences E-Library*.
- Nunes, I. D., Schiel, U., & Ieee. (2014). Using High Level Activities Net for Learning Analytics of Instructional Design. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 383-385).
- Nussbaumer, A., Steiner, C. M., Maurer, M., & Albert, D. (2017). FACILITATING EVALUATION SUPPORT FOR SERIOUS GAMES. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 5887-5896).
- Nyland, R., Davies, R. S., Chapman, J., & Allen, G. (2017). Transaction-level learning analytics in online authentic assessments. *Journal of Computing in Higher Education*, 29(2), 201-217. doi:10.1007/s12528-016-9122-0
- O'Riordan, T., Millard, D. E., & Schulz, J. (2015). Can you tell if they're learning? Using a pedagogical framework to measure pedagogical activity. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 265-267).
- O'Riordan, T., Millard, D. E., & Schulz, J. (2016). How should we measure online learning activity? *Research in Learning Technology*, 24. doi:10.3402/rlt.v24.30088
- Oakleaf, M. (2016). Getting Ready & Getting Started: Academic Librarian Involvement in Institutional Learning Analytics Initiatives. *Journal of Academic Librarianship*, 42(4), 472-475. doi:10.1016/j.acalib.2016.05.013
- Oakleaf, M. (2018). The problems and promise of learning analytics for increasing and demonstrating library value and impact. *Information and Learning Science*, 119(1-2), 16-24. doi:10.1108/ils-08-2017-0080

- Oakleaf, M., Whyte, A., Lynema, E., & Brown, M. (2017). Academic libraries & institutional learning analytics: One path to integration. *Journal of Academic Librarianship*, 43(5), 454-461. doi:10.1016/j.acalib.2017.08.008
- Obafemi-Ajayi, T., Al-Jabery, K., Salminen, L., Laidlaw, D., Cabeen, R., Wunsch, D., . . . Ieee. (2017). *Neuroimaging Biomarkers of Cognitive Decline in Healthy Older Adults via Unified Learning*.
- Ochoa, X., Chilaliza, K., Mendez, G., Luzardo, G., Guaman, B., Castells, J., & Acm. (2013). *Expertise Estimation based on Simple Multimodal Features*.
- Ochoa, X., Worsley, M., Weibel, N., Oviatt, S., & Acm. (2016). *Multimodal Learning Analytics Data Challenges*.
- Ogata, H., & Ieee. (2013). Augmenting Learning-Experiences in the Real World with Digital Technologies. In *2013 International Conference on Recent Trends in Information Technology* (pp. 237-243).
- Ogata, H., & Mouri, K. (2015). Connecting Dots for Ubiquitous Learning Analytics. In S. K. S. Cheung, L. F. Kwok, H. Yang, J. Fong, & R. Kwan (Eds.), *Hybrid Learning: Innovation in Educational Practices* (Vol. 9167, pp. 46-56).
- Ognjanovic, I., Gasevic, D., & Dawson, S. (2016). Using institutional data to predict student course selections in higher education. *Internet and Higher Education*, 29, 49-62. doi:10.1016/j.iheduc.2015.12.002
- Ohrstrom, P., Sandborg-Petersen, U., Thorvaldsen, S., & Ploug, T. (2013). Teaching Logic through Web-Based and Gamified Quizzing of Formal Arguments. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 410-423).
- Ojanen, E., Jere-Folotiya, J., Yalukanda, C., Sampa, F., Nshimbi, C., Katongo, M., . . . Ieee. (2015). *Mobile Solution for Better Reading Instruction in Rural Africa*.
- Okewu, E., & Daramola, O. (2017). *Design of a Learning Analytics System for Academic Advising in Nigerian Universities*.
- Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A., & Konomi, S. (2017). *Students' Performance Prediction Using Data of Multiple Courses by Recurrent Neural Network*.
- Okur, E., Alyuz, N., Aslan, S., Genc, U., Tanriover, C., & Esme, A. A. (2017). Behavioral Engagement Detection of Students in the Wild. In E. Andre, R. Baker, X. Hu, M. M. T. Rodrigo, & B. DuBoulay (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2017* (Vol. 10331, pp. 250-261).
- Olivares, E. F., Albert, P., van Helvert, J., & Gardner, M. (2016). Designing a Learning Analytics Application to Improve Learner Success in Interactions Based on Multimodal Dialogue Systems. In C. Allison, L. Morgado, J.



- Pirker, D. Beck, J. Richter, & C. Gutl (Eds.), *Immersive Learning Research Network, Ilrn 2016* (Vol. 621, pp. 171-179).
- Oliveiar, L., Figueira, A., & Ieee. (2017). Visualization of sentiment spread on social networked content: Learning analytics for integrated learning environments. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1290-1298).
- Oliveira, L., & Figueira, A. (2017a). Social Network Analytics in Formal and Informal Learning Environments with EduBridge Social. In G. Costagliola, J. Uhomoihi, S. Zvacek, & B. M. McLaren (Eds.), *Computers Supported Education* (Vol. 739, pp. 296-316).
- Oliveira, L., & Figueira, A. (2017b). WHATSAPPENING OUTSIDE YOUR LMS? ANALYZING A SOCIAL MEDIA INSTANT MESSAGING POWERED LEARNING COMMUNITY. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2017: 11th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 8952-8960).
- Oliver, B., & Whelan, B. (2011). Designing an e-portfolio for assurance of learning focusing on adoptability and learning analytics. *Australasian Journal of Educational Technology*, 27(6), 1026-1041.
- Onuma, R., Nakayama, H., Kaminaga, H., Miyadera, Y., & Nakamura, S. (2017). Methods for extracting the important portions from the contexts in research document creation involving explorations. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, 17, S123-S134. doi:10.3233/jcm-160685
- Orduna, P., Almeida, A., Lopez-de-Ipina, D., Garcia-Zubia, J., & Ieee. (2014). Learning Analytics on federated remote laboratories: tips and techniques. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 299-305).
- Orduna, P., Almeida, A., Ros, S., Lopez-De-Ipina, D., & Garcia-Zubia, J. (2014). Leveraging Non-explicit Social Communities for Learning Analytics in Mobile Remote Laboratories. *Journal of Universal Computer Science*, 20(15), 2043-2053.
- Orduna, P., Gomez-Goiri, A., Rodriguez-Gil, L., Diego, J., Lopez-de-Ipina, D., Garcia-Zubia, J., & Ieee. (2015). wCloud: automatic generation of WebLab-Deusto deployments in the Cloud. In *Proceedings of 2015 12th International Conference on Remote Engineering and Virtual Instrumentation* (pp. 223-229).
- Orlic, D. (2014). OPENINGUPSLOVENIA - NATIONAL RESEARCH AND INNOVATION ENVIRONMENT FOR OPEN EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 7306-7306).

- Oster, M., Lonn, S., Pistilli, M. D., Brown, M. G., & Acm. (2016). *The Learning Analytics Readiness Instrument*.
- Ostrow, K. S., Selent, D., Wang, Y., Van Inwegen, E. G., Heffernan, N. T., Williams, J. J., & Acm. (2016). *The Assessment of Learning Infrastructure (ALI): The Theory, Practice, and Scalability of Automated Assessment*.
- Ott, C., Robins, A., Haden, P., & Shephard, K. (2015). Illustrating performance indicators and course characteristics to support students' self-regulated learning in CS1. *Computer Science Education*, 25(2), 174-198. doi:10.1080/08993408.2015.1033129
- Ouyang, F. (2015). EXPLORE THE POTENTIALS OF APPLYING SOCIAL LEARNING ANALYTICS TO UNDERSTAND STUDENTS' LEARNING EXPERIENCES IN A NING-BASED ONLINE LEARNING COMMUNITY. In L. GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 6832-6838).
- Oviatt, S., & Acm. (2013). *Problem Solving, Domain Expertise and Learning: Ground-truth Performance Results for Math Data Corpus*.
- Oviatt, S., Cohen, A., & Acm. (2013). *Written and Multimodal Representations as Predictors of Expertise and Problem-solving Success in Mathematics*.
- Oviatt, S., Cohen, A., Weibel, N., & Acm. (2013). *Multimodal Learning Analytics: Description of Math Data Corpus for ICMI Grand Challenge Workshop*.
- Oviatt, S., Hang, K., Zhou, J. L., Chen, F., & Acm. (2015). *Spoken Interruptions Signal Productive Problem Solving and Domain Expertise in Mathematics*.
- Ozturk, H. T., Deryakulu, D., Ozcinar, H., Atal, D., & Ieee. (2014). Advancing Learning Analytics in Online Learning Environments Through the Method of Sequential Analysis. In *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems* (pp. 512-516).
- Pakdel, R., & Herbert, J. (2016). Scalable Cloud-based Analysis Framework for Medical Big-data. In S. Reisman, S. I. Ahamed, L. Liu, D. Milojevic, W. Claycomb, M. Matskin, H. Sato, M. Nakamura, S. Cimato, C. H. Lung, & Z. Zhang (Eds.), *Proceedings 2016 Ieee 40th Annual Computer Software and Applications Conference Workshops* (pp. 647-652).
- Panchoo, S., & Ieee. (2015a). *Distance education and MOOC: opportunities for quality education in higher education in Mauritius*.
- Panchoo, S., & Ieee. (2015b). *Identifying Online Learners' Requirements For An Efficient Feedback and Support System*.
- Panchoo, S., & Jaillat, A. (2013). Learning Analytics: Online Supports Requirements of Learners Revealed. In E. Ivala (Ed.), *Proceedings of the 8th International Conference on E-Learning* (pp. 337-343).

- Paneda, A. G., Pozueco, L., Melendi, D., Paneda, X. G., Garcia, R., Tuero, A. G., . . . Arciniegas, J. L. (2016). An Architecture for a Learning Analytics System Applied to Efficient Driving. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 11(3), 137-145. doi:10.1109/rita.2016.2589480
- Papadimitriou, S. T., Papadakis, S., & Emm, A. (2017). Supporting Electronic Collaborative Experiences at Universities Based on Learning Spaces and LAMS. *International Journal of E-Collaboration*, 13(1), 27-52. doi:10.4018/IJeC.2017010103
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2014a). Learning Analytics and Educational Data Mining in Practice: A Systematic Literature Review of Empirical Evidence. *Educational Technology & Society*, 17(4), 49-64.
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2014b). STUDENTS' PERCEPTION OF PERFORMANCE VS. ACTUAL PERFORMANCE DURING COMPUTER BASED TESTING: A TEMPORAL APPROACH. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2014: 8th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 401-411).
- Papamitsiou, Z., & Economides, A. A. (2015). Temporal learning analytics visualizations for increasing awareness during assessment. *Rusc-Universities and Knowledge Society Journal*, 12(3), 129-147. doi:10.7238/rusc.v12i3.2519
- Papamitsiou, Z., Economides, A. A., & Ieee. (2014). The effect of personality traits on students' performance during Computer-Based Testing: a study of the Big Five Inventory with temporal learning analytics. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 378-382).
- Papamitsiou, Z., Economides, A. A., & Ieee. (2015). *A temporal estimation of students' on-task mental effort and its effect on students' performance during computer based testing.*
- Papamitsiou, Z. K., Economides, A. A., & Ieee. (2013). *Towards the alignment of computer-based assessment outcome with learning goals: the LAERS architecture.*
- Papamitsiou, Z., Karapistoli, E., Economides, A. A., & Acm. (2016). *Applying classification techniques on temporal trace data for shaping student behavior models.*
- Papousek, J., Stanislav, V., Pelanek, R., & Acm. (2016). *Evaluation of an Adaptive Practice System for Learning Geography Facts.*
- Pappas, I., Giannakos, M., & Mikalef, P. (2017). Investigating students' use and adoption of with-video assignments: lessons learnt for video-based open

- educational resources. *Journal of Computing in Higher Education*, 29(1), 160-177. doi:10.1007/s12528-017-9132-6
- Paraschiv, I. C., Dascalu, M., McNamara, D. S., & Trausan-Matu, S. (2016). Finding the Needle in a Haystack: Who are the Most Central Authors Within a Domain? In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 632-635).
- Pardo, A. (2018). A feedback model for data-rich learning experiences. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 43(3), 428-438. doi:10.1080/02602938.2017.1356905
- Pardo, A., Han, F. F., & Ellis, R. A. (2017). Combining University Student Self-Regulated Learning Indicators and Engagement with Online Learning Events to Predict Academic Performance. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 82-92. doi:10.1109/tlt.2016.2639508
- Pardo, A., Han, F. F., Ellis, R. A., & Acm. (2016). *Exploring the relation between Self-regulation, Online Activities, and Academic Performance: A case study*.
- Pardo, A., Mirriahi, N., Martinez-Maldonado, R., Jovanovic, J., Dawson, S., Gasevic, D., & Acm. (2016). *Generating Actionable Predictive Models of Academic Performance*.
- Pardo, A., & Siemens, G. (2014). Ethical and privacy principles for learning analytics. *British Journal of Educational Technology*, 45(3), 438-450. doi:10.1111/bjet.12152
- Pardos, Z. A., Whyte, A., & Kao, K. (2016). moocRP: Enabling Open Learning Analytics with an Open Source Platform for Data Distribution, Analysis, and Visualization. *Technology Knowledge and Learning*, 21(1), 75-98. doi:10.1007/s10758-015-9268-2
- Pardos, Z. A., Xu, Y. B., & Acm. (2016). *Improving efficacy attribution in a self-directed learning environment using prior knowledge individualization*.
- Park, Y., & Jo, I. H. (2015). Development of the Learning Analytics Dashboard to Support Students' Learning Performance. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 110-133.
- Parkavi, A., Lakshmi, K., & Ieee. (2017). *Pattern Analysis of Blooms Knowledge Level Students Performance using Association Rule Mining*.
- Parslow, G. R. (2014). Commentary: Learning Analytics: Ephemeral Rhetoric or Valuable Approach? *Biochemistry and Molecular Biology Education*, 42(2), 178-178. doi:10.1002/bmb.20778
- Patarakin, E., Parfenov, R., Burov, V., & Remorenko, I. (2016). Management of Collaboration Based on the Analysis of Social Structure. In A. V. Chugunov, R. Bolgov, Y. Kabanov, G. Kampis, & M. Wimmer (Eds.), *Digital Transformation and Global Society* (Vol. 674, pp. 344-349).

- Paule-Ruiz, M. D., Riestra-Gonzalez, M., Sanchez-Santillan, M., & Perez-Perez, J. R. (2015). The Procrastination Related Indicators in e-Learning Platforms. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 7-22.
- Paulmani, G. (2017). Lean Research Culture Measurement, analysis, and revitalization of processes and outcomes of contemporary research practices. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasuu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 533-535).
- Pecaric, M., Boutis, K., Beckstead, J., & Pusic, M. (2017). A Big Data and Learning Analytics Approach to Process-Level Feedback in Cognitive Simulations. *Academic Medicine*, 92(2), 175-184. doi:10.1097/acm.0000000000001234
- Pei, Z. J., Han, L., & Gu, J. Q. (2017). Application of Big Data in Higher Education for Learning Analytics. In D. Yang (Ed.), *Proceedings of the 2017 3rd Conference on Education and Teaching in Colleges and Universities* (Vol. 93, pp. 100-104).
- Pelanek, R., Rihak, J., Papousek, J., & Acm. (2016). *Impact of Data Collection on Interpretation and Evaluation of Student Models*.
- Pena-Ayala, A. (2018). Learning analytics: A glance of evolution, status, and trends according to a proposed taxonomy. *Wiley Interdisciplinary Reviews-Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(3). doi:10.1002/widm.1243
- Peng, Y. H. (2017). Exploring Learning Analytics in College English Teaching and Learning in Big Data Era. In X. Xiao, H. Xue, & S. A. R. Khan (Eds.), *Proceedings of the 2017 3rd International Conference on Social Science and Higher Education* (Vol. 99, pp. 510-512).
- Pereira, H. A., De Souza, A. F., & De Menezes, C. S. (2016). A Computational Architecture for Learning Analytics in Game-based Learning. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 191-193).
- Perera, A. S., & Tharsan, S. (2015). *Learning Analytics for E-Learning Content Recommendations*.
- Perez, F. D., Gago, J. M. S., & Rodriguez, M. C. (2016). Calculation of sleep indicators in students using smartphones and wearables. In A. Rocha, A. M. Correia, H. Adeli, L. P. Reis, & M. M. Teixeira (Eds.), *New Advances in Information Systems and Technologies, Vol 2* (Vol. 445, pp. 169-178).
- Perez, F. D., Rodriguez, M. C., & Gago, J. M. S. (2015). Knowledge extraction from usage data of mobile devices with educational purposes. In A. Rocha, G. P. Dias, A. Martins, L. P. Reis, & M. P. Cota (Eds.), *2015 10th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.

- Perez-Berenguer, D., & Garcia-Molina, J. (2018). A standard-based architecture to support learning interoperability: A practical experience in gamification. *Software-Practice & Experience*, 48(6), 1238-1268. doi:10.1002/spe.2572
- Perez-Colado, I., Alonso-Fernandez, C., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2018). Game Learning Analytics is not informagic ! In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1729-1737).
- Perez-Colado, I. J., Perez-Colado, V. M., Martinez-Ortiz, I., Freire-Moran, M., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2017). uAdventure: The eAdventure reboot Combining the experience of commercial gaming tools and tailored educational tools. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1755-1762).
- Perez-Colado, V. M., Rotaru, D. C., Freire, M., Martinez-Ortiz, I., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2018). Learning analytics for location-based serious games. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1192-1200).
- Perez-Lemonche, A., Martinez-Munoz, G., & Pulido-Canabate, E. (2017). Analysing Event Transitions to Discover Student Roles and Predict Grades in MOOCs. In A. Lintas, S. Rovetta, Pfmj Verschure, & A. E. P. Villa (Eds.), *Artificial Neural Networks and Machine Learning, Pt Ii* (Vol. 10614, pp. 224-232).
- Perikos, I., Grivokostopoulou, F., & Hatzilygeroudis, I. (2017). Assistance and Feedback Mechanism in an Intelligent Tutoring System for Teaching Conversion of Natural Language into Logic. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 27(3), 475-514. doi:10.1007/s40593-017-0139-y
- Pero, M., Soriano, P. P., Capilla, R., Olmos, J. G. I., & Hervas, A. (2015). Questionnaire for the assessment of factors related to university degree choice in Spanish public system: A psychometric study. *Computers in Human Behavior*, 47, 128-138. doi:10.1016/j.chb.2014.09.003
- Perrotta, C., & Williamson, B. (2018). The social life of Learning Analytics: cluster analysis and the "performance" of algorithmic education. *Learning Media and Technology*, 43(1), 3-16. doi:10.1080/17439884.2016.1182927
- Persico, D., & Pozzi, F. (2015). Informing learning design with learning analytics to improve teacher inquiry. *British Journal of Educational Technology*, 46(2), 230-248. doi:10.1111/bjet.12207
- Perumal, V., Butson, R., Blyth, P., & Daniel, B. (2017). Clinical anatomy e-cases: a five-year follow-up of learning analytics. *New Zealand Medical Journal*, 130(1449), 22-29.

- Perveen, A. (2016). Synchronous and Asynchronous E-Language Learning: A Case Study of Virtual University of Pakistan. *Open Praxis*, 8(1), 21-39. doi:10.5944/openpraxis.8.1.212
- Perveen, A. (2018). FACILITATING MULTIPLE INTELLIGENCES THROUGH MULTIMODAL LEARNING ANALYTICS. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 19(1), 18-30.
- Pesare, E., Roselli, T., & Rossano, V. (2017). Engagement in Social Learning: Detecting Engagement in Online Communities of Practice. In J. I. Kantola, T. Barath, S. Nazir, & T. Andre (Eds.), *Advances in Human Factors, Business Management, Training and Education* (Vol. 498, pp. 151-158).
- Pesare, E., Roselli, T., Rossano, V., & Di Bitonto, P. (2015). Digitally enhanced assessment in virtual learning environments. *Journal of Visual Languages and Computing*, 31, 252-259. doi:10.1016/j.jvlc.2015.10.021
- Petkovic, D. (2016). Using Learning Analytics to Assess Capstone Project Teams. *Computer*, 49(1), 80-83. doi:10.1109/mc.2016.3
- Picher, P., & Ebner, M. (2015). Development of an Information System to Enhance Students Reading Literacy. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 10(3), 15-21. doi:10.3991/ijet.v10i3.4457
- Piedra, N., Chicaiza, J., Lopez, J., Caro, E. T., & Ieee. (2015). Towards a Learning Analytics Approach for Supporting discovery and reuse of OER An approach based on Social Networks Analysis and Linked Open Data. In *Proceedings of 2015 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 978-988).
- Pijeira-Diaz, H. J., Drachsler, H., Jarvela, S., Kirschner, P. A., & Acm. (2016). *Investigating collaborative learning success with physiological coupling indices based on electrodermal activity*.
- Poitras, E. G., Naismith, L. M., Doleck, T., & Lajoie, S. P. (2016). Using Learning Analytics to Identify Medical Student Misconceptions in an Online Virtual Patient Environment. *Online Learning*, 20(2), 183-194.
- Poquet, O., Dawson, S., & Acm. (2016). *Untangling MOOC Learner Networks*.
- Pozueco, L., Tuero, A. G., Paneda, X. G., Melendi, D., Garcia, R., Paneda, A. G., . . . Mitre, M. (2015). Adaptive Learning for Efficient Driving in Urban Public Transport. In M. S. Obaidat, P. Nicoploitidis, D. F. Garcia, K. F. Hsiao, & D. C. Caballero (Eds.), *2015 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems*.
- Prasad, D., Totaram, R., & Usagawa, T. (2016). Development of Open Textbooks Learning Analytics System. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 17(5), 215-233.

- Pratheesh, N., & Devi, T. (2015). NECESSITY OF LEARNING ANALYTICS IN SOFTWARE ENGINEERING EDUCATION. *Journal of Engineering Science and Technology*, 10(3), 269-281.
- Pratheesh, N., Devi, T., & Ieee. (2013a). *Assessment of Student's Learning Style And Engagement in Traditional Based Software Engineering Education*.
- Pratheesh, N., Devi, T., & Ieee. (2013b). Influence of Learning Analytics in Software Engineering Education. In *2013 Ieee International Conference on Emerging Trends in Computing, Communication and Nanotechnology* (pp. 712-716).
- Pratheesh, N., Thirupathi, D., & Ieee. (2013). *Sensation of Learning Analytics to Prevail the Software Engineering Education*.
- Prieto, L. P., Sharma, K., Dillenbourg, P., Rodriguez-Triana, M. J., & Acm. (2016). *Teaching Analytics: Towards Automatic Extraction of Orchestration Graphs Using Wearable Sensors*.
- Prieto, L. P., Sharma, K., Kidzinski, L., Rodriguez-Triana, M. J., & Dillenbourg, P. (2018). Multimodal teaching analytics: Automated extraction of orchestration graphs from wearable sensor data. *Journal of Computer Assisted Learning*, 34(2), 193-203. doi:10.1111/jcal.12232
- Prinsloo, P., Archer, E., Barnes, G., Chetty, Y., & van Zyl, D. (2015). Big(ger) Data as Better Data in Open Distance Learning. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 16(1), 284-306.
- Prinsloo, P., & Slade, S. (2014). Educational Triage in Open Distance Learning: Walking a Moral Tightrope. *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 15(4), 306-331.
- Pu, X., Chatti, M. A., Thus, H., & Schroeder, U. (2016). *Wiki-LDA: A Mixed-Method Approach for Effective Interest Mining on Twitter Data*.
- Pursel, B. K., Zhang, L., Jablow, K. W., Choi, G. W., & Velegol, D. (2016). Understanding MOOC students: motivations and behaviours indicative of MOOC completion. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 202-217. doi:10.1111/jcal.12131
- Qi, Y., Cao, H., & Destech Publicat, Inc. (2016). *Learning Behavior Analysis Based on Online Learning Platform-Taking the "Database Principle" Course as an Example*.
- Quinn, D., Albrecht, A., Webby, B., & White, K. (2015). Learning from experience: the realities of developing mathematics courses for an online engineering programme. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, 46(7), 991-1003. doi:10.1080/0020739x.2015.1076895



- Quintero, C. A., Florian-Gaviria, B., Pabon, O. S., & Ieee. (2014). Comparative Study of Technologies for Mobile Learning Analytics. In *2014 9th Computing Colombian Conference* (pp. 82-87).
- Qvist, P., Kangasniemi, T., Palomaki, S., Seppanen, J., Joensuu, P., Natri, O., . . . Nordstrom, K. (2015). Design of Virtual Learning Environments Learning Analytics and Identification of Affordances and Barriers. *International Journal of Engineering Pedagogy*, 5(4), 64-75. doi:10.3991/ijep.v5i4.4962
- Rabelo, T., Lama, M., Amorim, R. R., Vidal, J. C., & Ieee. (2015). SmartLAK: A Big Data Architecture for Supporting Learning Analytics Services. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 781-785).
- Rabelo, T., Lama, M., Vidal, J. C., Amorim, R., & Ieee. (2017). Comparative study of xAPI validation tools. In *2017 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Rajesh, R., & Reena, M. (2015). A review on worksystem interactions in a technology enabled class room. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 7(2), 99-115. doi:10.1504/ijtel.2015.072026
- Rambe, P., & Moeti, M. (2017). Disrupting and democratising higher education provision or entrenching academic elitism: towards a model of MOOCs adoption at African universities. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 65(3), 631-651. doi:10.1007/s11423-016-9500-3
- Ramos-Soto, A., Lama, M., Vazquez-Barreiros, B., Bugarin, A., Mucientes, M., & Barro, S. (2015). Towards Textual Reporting in Learning Analytics Dashboards. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 260-264).
- Ramos-Soto, A., Vazquez-Barreiros, B., Bugarin, A., Gewerc, A., & Barro, S. (2017). Evaluation of a Data-To-Text System for Verbalizing a Learning Analytics Dashboard. *International Journal of Intelligent Systems*, 32(2). doi:10.1002/int.21835
- Rangel, V. S., Bell, E. R., Monroy, C., & Whitaker, J. R. (2015). Toward a New Approach to the Evaluation of a Digital Curriculum Using Learning Analytics. *Journal of Research on Technology in Education*, 47(2), 89-104. doi:10.1080/15391523.2015.999639
- Rasila, A., Malinen, J., & Tiitu, H. (2015). On automatic assessment and conceptual understanding. *Teaching Mathematics and Its Applications*, 34(3), 149-159. doi:10.1093/teamat/hrv013
- Rayon, A., Guenaga, M., & Nunez, A. (2014). Heterogeneous Educational Data Integration and Knowledge Discovery to Supporting Competency Assessment in SCALA Web Tool. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P.

- J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 584-585).
- Rayon, A., Guenaga, M., Nunez, A., & Ieee. (2014). Ensuring the integrity and interoperability of educational usage and social data through Caliper framework to support competency-assessment. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Rayyan, S., Fredericks, C., Colvin, K. F., Liu, A., Teodorescu, R., Barrantes, A., . . . Pritchard, D. E. (2016). A MOOC based on blended pedagogy. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(3), 190-201. doi:10.1111/jcal.12126
- Read, D., Watts, J. K., & Wilson, T. J. (2016). Partial Flipping To Support Learning in Lectures. In J. L. Muzyka & C. S. Luker (Eds.), *Flipped Classroom, Vol 2: Results from Practice* (Vol. 1228, pp. 55-79).
- Renz, J., Hoffmann, D., Staubitz, T., Meinel, C., & Acm. (2016). *Using A/B Testing in MOOC Environments*.
- Renz, J., Navarro-Suarez, G., Sathi, R., Staubitz, T., Meinel, C., & Acm. (2016). *Enabling Schema Agnostic Learning Analytics in a Service-Oriented MOOC Platform*.
- Reynolds, R. B. (2016). Relationships among tasks, collaborative inquiry processes, inquiry resolutions, and knowledge outcomes in adolescents during guided discovery-based game design in school. *Journal of Information Science*, 42(1), 35-58. doi:10.1177/0165551515614537
- Rienties, B., Boroowa, A., Cross, S., Farrington-Flint, L., Herodotou, C., Prescott, L., . . . Acm. (2016). *Reviewing three case-studies of learning analytics interventions at the Open University UK*.
- Rienties, B., Boroowa, A., Cross, S., Kubiak, C., Mayles, K., & Murphy, S. (2016). Analytics4Action Evaluation Framework: A Review of Evidence-Based Learning Analytics Interventions at the Open University UK. *Journal of Interactive Media in Education*(1). doi:10.5334/jime.394
- Rienties, B., Cross, S., Marsh, V., & Ullmann, T. (2017). Making sense of learner and learning Big Data: reviewing five years of Data Wrangling at the Open University UK. *Open Learning*, 32(3), 279-293. doi:10.1080/02680513.2017.1348291
- Rienties, B., Lewis, T., McFarlane, R., Nguyen, Q., & Toetenel, L. (2018). Analytics in online and offline language learning environments: the role of learning design to understand student online engagement. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 273-293. doi:10.1080/09588221.2017.1401548
- Rienties, B., Nguyen, Q., Holmes, W., & Reedy, K. (2017). A review of ten years of implementation and research in aligning learning design with learning

- analytics at the Open University UK. *Interaction Design and Architectures*(33), 134-154.
- Rienties, B., & Toeteneel, L. (2016). The impact of learning design on student behaviour, satisfaction and performance: A cross-institutional comparison across 151 modules. *Computers in Human Behavior*, 60, 333-341. doi:10.1016/j.chb.2016.02.074
- Rienties, B., Toeteneel, L., & Acm. (2016). *The impact of 151 learning designs on student satisfaction and performance: social learning (analytics) matters*.
- Rietze, M., & Univ, Latvia. (2016). *MONITORING E-COLLABORATION: PREPARING AN ANALYSIS FRAMEWORK*.
- Riffai, Mmma, Edgar, D., Duncan, P., Al-Bulushi, A. H., & Ieee. (2016). *The Potential for Big Data to Enhance the Higher Education Sector in Oman*.
- Ringtved, U., Milligan, S., Corrin, L., & Acm. (2016). *Learning design and feedback processes at scale: stocktaking emergent theory and practice*.
- Riofrio, G., Encalada, E., Guaman, D., & Aguilar, J. (2015). Business Intelligence applied to Learning Analytics in student-centered learning processes. In H. Cancela, A. Cuadros-Vargas, & E. Cuadros-Vargas (Eds.), *2015 Xli Latin American Computing Conference* (pp. 567-576).
- Rizzardini, R. H., Linares, B. H., Mikroyannidis, A., & Schmitz, H. C. (2013). Cloud Services, Interoperability and Analytics within a ROLE-enabled Personal Learning Environment. *Journal of Universal Computer Science*, 19(14), 2054-2074.
- Roberts, J. D., Chung, Gkwk, & Parks, C. B. (2016). Supporting children's progress through the PBS KIDS learning analytics platform. *Journal of Children and Media*, 10(2), 257-266. doi:10.1080/17482798.2016.1140489
- Roberts, L. D., Howell, J. A., & Seaman, K. (2017). Give Me a Customizable Dashboard: Personalized Learning Analytics Dashboards in Higher Education. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 317-333. doi:10.1007/s10758-017-9316-1
- Roberts, L. D., Howell, J. A., Seaman, K., & Gibson, D. C. (2016). Student Attitudes toward Learning Analytics in Higher Education: "The Fitbit Version of the Learning World". *Frontiers in Psychology*, 7. doi:10.3339/fpsyg.2016.01959
- Roberts-Mahoney, H., Means, A. J., & Garrison, M. J. (2016). Netflixing human capital development: personalized learning technology and the corporatization of K-12 education. *Journal of Education Policy*, 31(4), 405-420. doi:10.1080/02680939.2015.1132774

- Robinson, C., Yeomans, M., Reich, J., Hulleman, C., Gehlbach, H., & Acm. (2016). *Forecasting Student Achievement in MOOCs with Natural Language Processing*.
- Robles, G., Gonzalez-Barahona, J. M., & Ieee. (2013). Mining student repositories to gain learning analytics An experience report. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1249-1254).
- Robles-Gomez, A., Ros, S., Hernandez, R., Tobarra, L., Caminero, A. C., Pastor, R., . . . Ieee. (2013). Towards an Adaptive System for the Evaluation of Network Services. In *2013 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Rodriguez, M. C., Gonzalez, M. A. C., Alvarez, A., Larranaga, M., Mones, A. M., Munoz-Merino, P. J., . . . Ieee. (2018). Learning Analytics Trends and Challenges in Engineering Education SNOLA Special Session. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 2066-2069).
- Rodriguez-Artacho, M., Lorenzo, E. J., Robles, L. S., Cigarran, J., Centeno, R., Mayorga, J. I., . . . Ieee. (2014). Enhancing Higher Education Experience: The eMadrid initiative at UNED University. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference* (pp. 387-390).
- Rodriguez-Cerezo, D., Sarasa-Cabezuelo, A., Gomez-Albarran, M., & Sierra, J. L. (2014). Serious games in tertiary education: A case study concerning the comprehension of basic concepts in computer language implementation courses. *Computers in Human Behavior, 31*, 558-570.  
doi:10.1016/j.chb.2013.06.009
- Rodriguez-Triana, M. J., Martinez-Mones, A., Asensio-Perez, J. I., & Dimitriadis, Y. (2015). Scripting and monitoring meet each other: Aligning learning analytics and learning design to support teachers in orchestrating CSCL situations. *British Journal of Educational Technology, 46*(2), 330-343.  
doi:10.1111/bjet.12198
- Rodriguez-Triana, M. J., Prieto, L. P., Vozniuk, A., Boroujeni, M. S., Schwendimann, B. A., & Holzer, A. (2017). Monitoring, awareness and reflection in blended technology enhanced learning: a systematic review. *International Journal of Technology Enhanced Learning, 9*(2-3), 126-150.  
doi:10.1504/ijtel.2017.10005147
- Rogge, N., Agasisti, T., & De Witte, K. (2017). Big data and the measurement of public organizations' performance and efficiency: The state-of-the-art. *Public Policy and Administration, 32*(4), 263-281.  
doi:10.1177/0952076716687355

- Romero, C., & Ventura, S. (2015). Learning Analytics: From Research to Practice. *Technology Knowledge and Learning*, 20(3), 357-360. doi:10.1007/s10758-015-9244-x
- Romero, S., Guenaga, M., Garcia-Zubia, J., & Orduna, P. (2014). *New Challenges in the Bologna Process Using Remote Laboratories and Learning Analytics to Support Teachers in Continuous Assessment*.
- Romero, S., Guenaga, M., Garcia-Zubia, J., & Orduna, P. (2015). Automatic Assessment of Progress Using Remote Laboratories. *International Journal of Online Engineering*, 11(2), 49-54. doi:10.3991/ijoe.v11i2.4379
- Romero, S., Guenagal, M., Garcia-Zubia, J., Orduna, P., & Ieee. (2014). An Automatic Assessment Model for Remote Laboratories. In *2014 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Romero-Moreno, L. M., & Ros, F. E. D. (2016). Processing of the Results from Educational Forum of the Virtual Courses in order to Analyze them Making automatic reports from the log files. In A. Rocha, L. P. Reis, M. P. Cota, O. S. Suarez, & R. Goncalves (Eds.), *2016 11th Iberian Conference on Information Systems and Technologies*.
- Romero-Zaldivar, V. A., Pardo, A., Burgos, D., & Kloos, C. D. (2012). Monitoring student progress using virtual appliances: A case study. *Computers & Education*, 58(4), 1058-1067. doi:10.1016/j.compedu.2011.12.003
- Rosmansyah, Y., Kartikasari, N., Wuryandari, A. I., & Ieee. (2017). A Learning Analytics Tool for Monitoring and Improving Students' Learning Process. In *Proceedings of the 2017 6th International Conference on Electrical Engineering and Informatics*.
- Ross, Srpj, Volz, V., Lancaster, M. K., & Divan, A. (2018). A Generalizable Framework for Multi-Scale Auditing of Digital Learning Provision in Higher Education. *Online Learning*, 22(2), 249-270. doi:10.24059/olj.v22i2.1229
- Roussev, B., Simakov, P., Orr, J., Deutsch, A., Cox, J., Lenaghan, M., . . . Acm. (2016). *Course Builder Skill Maps*.
- Rowe, E., Asbell-Clarke, J., Baker, R. S., Eagle, M., Hicks, A. G., Barnes, T. M., . . . Edwards, T. (2017). Assessing implicit science learning in digital games. *Computers in Human Behavior*, 76, 617-630. doi:10.1016/j.chb.2017.03.043
- Roy, S., Garg, A., & Ieee. (2017). *Analyzing Performance of Students by Using Data Mining Techniques A Literature Survey*.
- Roy, S., Singh, S. N., & Ieee. (2017). *Emerging Trends in Applications of Big Data in Educational Data Mining and Learning Analytics*.

- Rubel, A., & Jones, K. M. L. (2016). Student privacy in learning analytics: An information ethics perspective. *Information Society*, 32(2), 143-159. doi:10.1080/01972243.2016.1130502
- Rubio, F., Thomas, J. M., & Li, Q. (2018). The role of teaching presence and student participation in Spanish blended courses. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 226-250. doi:10.1080/09588221.2017.1372481
- Ruffaldi, E., Dabisias, G., Landolfi, L., Spikol, D., & Ieee. (2016). *Data collection and processing for a multimodal Learning Analytic System*.
- Ruiperez-Valiente, J. A., Alexandron, G., Chen, Z. Z., Pritchard, D. E., & Acm. (2016). *Using Multiple Accounts for Harvesting Solutions in MOOCs*.
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Diaz, H. J. P., Ruiz, J. S., & Kloos, C. D. (2017). Evaluation of a Learning Analytics Application for Open edX Platform. *Computer Science and Information Systems*, 14(1), 51-73. doi:10.2298/csis160331043r
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Gascon-Pinedo, J. A., & Kloos, C. D. (2017). Scaling to Massiveness With ANALYSE: A Learning Analytics Tool for Open edX. *Ieee Transactions on Human-Machine Systems*, 47(6), 909-914. doi:10.1109/thms.2016.2630420
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., & Kloos, C. D. (2013). *An architecture for extending the learning analytics support in the Khan Academy framework*.
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., & Kloos, C. D. (2014). A Demonstration of ALAS-KA: A Learning Analytics Tool for the Khan Academy Platform. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 518-521).
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., & Kloos, C. D. (2015). A Predictive Model of Learning Gains for a Video and Exercise Intensive Learning Environment. In C. Conati, N. Heffernan, A. Mitrovic, & M. F. Verdejo (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2015* (Vol. 9112, pp. 760-763).
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., & Kloos, C. D. (2017). Detecting and Clustering Students by their Gamification Behavior with Badges: A Case Study in Engineering Education. *International Journal of Engineering Education*, 33(2), 816-830.
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Kloos, C. D., & Acm. (2016). *Analyzing Students' Intentionality towards Badges within a Case Study using Khan Academy*.

- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Kloos, C. D., Niemann, K., & Scheffel, M. (2014). Do Optional Activities Matter in Virtual Learning Environments? In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 331-344).
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Kloos, C. D., Niemann, K., Scheffel, M., & Wolpers, M. (2016). Analyzing the Impact of Using Optional Activities in Self-Regulated Learning. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 9(3), 231-243. doi:10.1109/tlt.2016.2518172
- Ruiperez-Valiente, J. A., Munoz-Merino, P. J., Leony, D., & Kloos, C. D. (2015). ALAS-KA: A learning analytics extension for better understanding the learning process in the Khan Academy platform. *Computers in Human Behavior*, 47, 139-148. doi:10.1016/j.chb.2014.07.002
- Ruiz, S., Charleer, S., Urretavizcaya, M., Klerkx, J., Fernandez-Castro, I., Duval, E., & Acm. (2016). *Supporting learning by considering emotions: Tracking and Visualization. A case study.*
- Ruiz-Ferrandez, M., Ortega, G., Roca-Piera, J., & Ieee. (2018). Learning Analytics and Evaluative Mentoring to increase the students' performance in Computer Science. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1297-1304).
- Saay, S., & Norta, A. (2018). An architecture for e-learning infrastructures on a national level: a case study of the Afghanistan Research and Education Network. *International Journal of Innovation and Learning*, 23(1), 54-75.
- Sakurai, Y. (2014). The Value Improvement in Education Service by Grasping the Value Acceptance State with ICT Utilized Education Environment. In S. Yamamoto (Ed.), *Human Interface and the Management of Information: Information and Knowledge in Applications and Services, Pt Ii* (Vol. 8522, pp. 90-98).
- Salas, D. J., Baldiris, S., Fabregat, R., & Graf, S. (2016). Supporting the Acquisition of Scientific Skills by the Use of Learning Analytics. In D. K. W. Chiu, I. Marenzi, U. Nanni, M. Spaniol, & M. Temperini (Eds.), *Advances in Web-Based Learning* (Vol. 10013, pp. 281-293).
- Salvador, C. C., Rocamora, A. E., & Carrasco, S. N. (2018). y Use of activity logs to improve online collaboration. *Ried-Revista Iberoamericana De Educacion a Distancia*, 21(2), 139-157. doi:10.5944/ried.21.2.20641
- Salvat, B. G. (2018). The evolution of e-learning: from virtual classroom to the network. *Ried-Revista Iberoamericana De Educacion a Distancia*, 21(2), 69-82. doi:10.5944/ried.21.2.20577

- Sampson, D., & Ieee. (2017). Teaching and Learning Analytics to support Teacher Inquiry. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1881-1882).
- Samson, P. J., & Ieee. (2015). Can Student Engagement be Measured? and, if so, Does it Matter? In *Frontiers in Education Conference* (pp. 349-352).
- San Pedro, M. O. Z., Baker, R. S., & Heffernan, N. T. (2017). An Integrated Look at Middle School Engagement and Learning in Digital Environments as Precursors to College Attendance. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 243-270. doi:10.1007/s10758-017-9318-z
- Sanchez, B., Zhao, X. M., Mitsuishi, T., & Aoki, T. (2017). *A Study on Prediction of Academic Performance based on Current Learning Records of a Language Class using Blended Learning*.
- Sanchez, M., Aguilar, J., Cordero, J., Valdiviezo-Diaz, P., Barba-Guaman, L., & Chamba-Eras, L. (2016). Cloud Computing in Smart Educational Environments: application in Learning Analytics as Service. In A. Rocha, A. M. Correia, H. Adeli, L. P. Reis, & M. M. Teixeira (Eds.), *New Advances in Information Systems and Technologies, Vol 1* (Vol. 444, pp. 993-1002).
- Sanchez-Vera, M. D., & Prendes-Espinosa, M. P. (2015). Beyond objective testing and peer assessment: alternative ways of assessment in MOOCs. *Rusc-Universities and Knowledge Society Journal*, 12(1), 119-129. doi:10.7238/rusc.v12i1.2262
- Sancho, J. (2016). Learning Opportunities for Mass Collaboration Projects Through Learning Analytics: a Case Study. *Ieee Revista Iberoamericana De Tecnologias Del Aprendizaje-Ieee Rita*, 11(3), 148-158. doi:10.1109/rita.2016.2589482
- Sancho, M. R., Canabate, A., Sabate, F., & Ieee. (2015). *Contextualizing learning analytics for secondary schools at micro level*.
- Santamarta, J. C., Arraiza, M. P., Ioras, F., Hernandez-Gutierrez, L., Neris, J., Abrudan, I., . . . Rodriguez-Martin, J. (2013). Specialized training through European Masters on environmental management and its risks and threats: Innovative teaching strategies and methodologies. In L. Zhang, X. Li, & J. Chen (Eds.), *Proceedings of the 2013 International Conference on Information, Business and Education Technology* (Vol. 26, pp. 1189-1192).
- Santos, J. L., Charleer, S., Parra, G., Klerkx, J., Duval, E., & Verbert, K. (2013). Evaluating the Use of Open Badges in an Open Learning Environment. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 314-327).



- Santos, J. L., Verbert, K., Klerkx, J., Charleer, S., Duval, E., & Ternier, S. (2015). Tracking Data in Open Learning Environments. *Journal of Universal Computer Science*, 21(7), 976-996.
- Saqr, M. (2015). Learning analytics and Medical Education. *International Journal of Health Sciences-Ijhs*, 9(4), V-vi. doi:10.12816/0031225
- Saqr, M., Fors, U., & Tedre, M. (2017). How learning analytics can early predict under-achieving students in a blended medical education course. *Medical Teacher*, 39(7), 757-767. doi:10.1080/0142159x.2017.1309376
- Saqr, M., Fors, U., & Tedre, M. (2018). How the study of online collaborative learning can guide teachers and predict students' performance in a medical course. *Bmc Medical Education*, 18. doi:10.1186/s12909-018-1126-1
- Sarbu, D. A. (2014). eLEARNING SOLUTION TO SUSTAIN THE DECISION MAKING PROCESS FOR PROVISIONING OPTIMIZED TELEMEDICINE SERVICES. In I. Roceanu (Ed.), *Let's Build the Future through Learning Innovation!*, Vol. 1 (pp. 172-178).
- Savkar, A. (2015). MAPPING LEARNING OBJECTIVES AND STUDENT PERFORMANCE THROUGH DATA INTEGRATION AND LEARNING ANALYTICS. In L. GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1930-1940).
- Schaffer, H. E., Young, K. R., Ligon, E. W., & Chapman, D. D. (2017). Automating Individualized Formative Feedback in Large Classes Based on a Directed Concept Graph. *Frontiers in Psychology*, 8. doi:10.3389/fpsyg.2017.00260
- Schatten, C., & Schmidt-Thieme, L. (2016). *Student Progress Modeling with Skills Deficiency Aware Kalman Filters*.
- Schatten, C., Wistuba, M., Schmidt-Thieme, L., Gutierrez-Santos, S., & Ieee. (2014). Minimal Invasive Integration of Learning Analytics Services in Intelligent Tutoring Systems. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 746-+).
- Scheepers, D. (2015). ENHANCING THE EDUCATIONALLY SOUND USE OF A LEARNING MANAGEMENT SYSTEM WITHIN A RESEARCH-INTENSIVE UNIVERSITY - A JOURNEY WITH THEORY U. In L. GomezChova, A. LopezMartinez, & I. CandelTorres (Eds.), *Edulearn15: 7th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 4382-4391).
- Scheffel, M., Drachsler, H., de Kraker, J., Kreijns, K., Slootmaker, A., & Specht, M. (2017). Widget, Widget on the Wall, Am I Performing Well at All? *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 42-52. doi:10.1109/tlt.2016.2622268

- Scheffel, M., Drachsler, H., Stoyanov, S., & Specht, M. (2014). Quality Indicators for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 17(4), 117-132.
- Scheffel, M., Kirschenmann, U., Taske, A., Adloff, K., Kiesel, M., Klemke, R., & Wolpers, M. (2013). Exploring LogiAssist - The Mobile Learning and Assistance Platform for Truck Drivers. In D. HernandezLeo, T. Ley, R. Klamma, & A. Harrer (Eds.), *Scaling up Learning for Sustained Impact* (Vol. 8095, pp. 343-356).
- Scheffel, M., Niemann, K., Leony, D., Pardo, A., Schmitz, H. C., Wolpers, M., & Kloos, C. D. (2012). Key Action Extraction for Learning Analytics. In A. Ravenscroft, S. Lindstaedt, C. D. Kloos, & D. HernandezLeo (Eds.), *21st Century Learning for 21st Century Skills* (Vol. 7563, pp. 320-333).
- Scherer, S., Worsley, M., Morency, L. P., & Acm. (2012). *1st International Workshop on Multimodal Learning Analytics*.
- Scholes, V. (2016). The ethics of using learning analytics to categorize students on risk. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(5), 939-955. doi:10.1007/s11423-016-9458-1
- Schulze, M., & Scholz, K. (2018). Learning trajectories and the role of online courses in a language program. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 185-205. doi:10.1080/09588221.2017.1360362
- Schumacher, C., & Ifenthaler, D. (2018). Features students really expect from learning analytics. *Computers in Human Behavior*, 78, 397-407. doi:10.1016/j.chb.2017.06.030
- Schwarz, B. B., Prusak, N., Swidan, O., Livny, A., Gal, K., & Segal, A. (2018). Orchestrating the emergence of conceptual learning: a case study in a geometry class. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 13(2), 189-211. doi:10.1007/s11412-018-9276-z
- Schwendimann, B. A., Rodriguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Boroujeni, M. S., Holzer, A., . . . Dillenbourg, P. (2017). Perceiving Learning at a Glance: A Systematic Literature Review of Learning Dashboard Research. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 30-41. doi:10.1109/tlt.2016.2599522
- Schwendimann, B. A., Rodriguez-Triana, M. J., Vozniuk, A., Prieto, L. P., Boroujenii, M. S., Holzer, A., . . . Acm. (2016). *Understanding learning at a glance: An overview of learning dashboard studies*.
- Schwinning, N., Striwe, M., Savija, M., & Goedicke, M. (2015). On Flexible Multiple Choice Questions With Parameters. In A. Jefferies & M. Cubric (Eds.), *Proceedings of the 14th European Conference on R-Learning* (pp. 523-529).

- Sclater, M., & Lally, V. (2016). TECHNOLOGY ENHANCED INFORMAL LEARNING, INTERDISCIPLINARITY, AND CULTURAL HISTORICAL ACTIVITY THEORY. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 860-867).
- Scott, K., Morris, A., & Marais, B. (2018). Medical student use of digital learning resources. *Clinical Teacher*, 15(1), 29-33. doi:10.1111/tct.12630
- Seanosky, J., Boulanger, D., Kumar, V., & Kinshuk. (2015). Unfolding Learning Analytics for Big Data. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 377-384).
- Seanosky, J., Jacques, D., Kumar, V., & Kinshuk. (2016). Security and Privacy in Bigdata Learning Analytics An Affordable and Modular Solution. In V. Vijayakumar & V. Neelanarayanan (Eds.), *Proceedings of the 3rd International Symposium on Big Data and Cloud Computing Challenges* (Vol. 49, pp. 43-55).
- Sedrakyan, G., De Weerd, J., & Snoeck, M. (2016). Process-mining enabled feedback: "Tell me what I did wrong" vs. "tell me how to do it right". *Computers in Human Behavior*, 57, 352-376. doi:10.1016/j.chb.2015.12.040
- Sedrakyan, G., Snoeck, M., & De Weerd, J. (2014). Process mining analysis of conceptual modeling behavior of novices - empirical study using JMermaid modeling and experimental logging environment. *Computers in Human Behavior*, 41, 486-503. doi:10.1016/j.chb.2014.09.054
- Segui, I., & Garcia, A. (2012). EMERGING TECHNOLOGIES APPLIED TO LEARNING HELPS STUDENTS WITH DISABILITIES. In L. G. Chova, I. C. Torres, & A. L. Martinez (Eds.), *Edulearn12: 4th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 3636-3644).
- Sein-Echaluze, M. L., Fidalgo-Blanco, A., & Garcia-Penalvo, F. J. (2016). Students' Knowledge Sharing to Improve Learning in Academic Engineering Courses. *International Journal of Engineering Education*, 32(2), 1024-1035.
- Sergis, S., & Sampson, D. G. (2016). Towards a Teaching Analytics Tool for supporting reflective educational (re)design in Inquiry-based STEM Education. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 314-318).
- Serral, E., De Weerd, J., Sedrakyan, G., & Snoeck, M. (2016). Automating Immediate and Personalized Feedback Taking Conceptual Modelling Education to a Next Level. In S. Espana, J. Ralyte, & C. Souveyet (Eds.), *2016 Ieee Tenth International Conference on Research Challenges in Information Science* (pp. 439-+).

- Serrano-Laguna, A., Fernandez-Manjon, B., & Ieee. (2014). Applying learning analytics to simplify serious games deployment in the classroom. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 872-877).
- Serrano-Laguna, A., Manero, B., Freire, M., & Fernandez-Manjon, B. (2018). A methodology for assessing the effectiveness of serious games and for inferring player learning outcomes. *Multimedia Tools and Applications*, 77(2), 2849-2871. doi:10.1007/s11042-017-4467-6
- Serrano-Laguna, A., Martinez-Ortiz, I., Haag, J., Regan, D., Johnson, A., & Fernandez-Manjon, B. (2017). Applying standards to systematize learning analytics in serious games. *Computer Standards & Interfaces*, 50, 116-123. doi:10.1016/j.csi.2016.09.014
- Serrano-Laguna, A., Torrente, J., Moreno-Ger, P., & Fernandez-Manjon, B. (2012). Tracing a little for big Improvements: Application of Learning Analytics and Videogames for Student Assessment. In A. DeGloria & S. DeFreitas (Eds.), *4th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications* (Vol. 15, pp. 203-209).
- Serrano-Lagunaa, A., Torrente, J., Manero, B., del Blanco, A., Borro-Escribanao, B., Martinez-Ortiz, I., . . . Fernandez-Manjon, B. (2014). Learning Analytics and Educational Games: Lessons Learned from Practical Experience. In A. DeGloria (Ed.), *Games and Learning Alliance* (Vol. 8605, pp. 16-28).
- Shabalina, O., Mozelius, P., Malliarakis, C., Tomos, F., Balan, O. C., Blackey, H., & Gerkushenko, G. (2014). Combining Game-Flow and Learning Objectives in Educational Games. In C. Busch (Ed.), *Proceedings of the 8th European Conference on Games Based Learning* (pp. 529-537).
- Shadiev, R., Wu, T. T., & Huang, Y. M. (2017). Enhancing learning performance, attention, and meditation using a speech-to-text recognition application: evidence from multiple data sources. *Interactive Learning Environments*, 25(2), 249-261. doi:10.1080/10494820.2016.1276079
- Sharma, K., Alavi, H. S., Jermann, P., Dillenbourg, P., & Acm. (2016). *A Gaze-based Learning Analytics Model: In-Video Visual Feedback to Improve Learner's Attention in MOOCs*.
- Sharrock, G. (2015). Making sense of the MOOCs debate. *Journal of Higher Education Policy and Management*, 37(5), 597-609. doi:10.1080/1360080x.2015.1079399
- Sherman, M. (2015). *Process-Oriented Assessment of Development in App Inventor*.
- Sherman, M., & Martin, F. (2015). *Learning Analytics for the Assessment of Interaction with App Inventor*.

- Shibani, A., Knight, S., Shum, S. B., & Ryan, P. (2017). *Design and Implementation of a Pedagogic Intervention Using Writing Analytics*.
- Shibani, A., Koh, E., Lai, V., & Shim, K. J. (2016). *Analysis of Teamwork Dialogue: A Data Mining Approach*.
- Shibani, A., Koh, E., Lai, V., & Shim, K. J. (2017). Assessing the Language of Chat for Teamwork Dialogue. *Educational Technology & Society*, 20(2), 224-237.
- Shih, Y. A., & Chang, B. (2017). *Synergizing Online Group Knowledge*.
- Shimada, A., & Konomi, S. (2017). *Cross Analytics of Student and Course Activities from e-Book Operation Logs*.
- Shimada, A., Mouri, K., & Ogata, H. (2017). Real-time Learning Analytics of e-Book Operation Logs for On-site Lecture Support. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vaslu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 274-275).
- Shreenath, V., Meijer, S., Wyss, R., & Kringos, N. (2014). C-CAMPUS: A PILOT STUDY ON CROSS-CULTURAL AND MULTI-DISCIPLINARY LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn14: 6th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 1296-1305).
- Shridharan, M., Willingham, A., Spencer, J., Yang, T. Y., Brinton, C., & Ieee. (2018). *Predictive Learning Analytics for Video-Watching Behavior in MOOCs*.
- Shum, S. B., & Ferguson, R. (2012). Social Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 3-26.
- Shum, S. B., Knight, S., McNamara, D., Allen, L., Bektik, D., Crossley, S., & Acm. (2016). *Critical Perspectives on Writing Analytics*.
- Shum, S. B., Sandor, A., Goldsmith, R., Wang, X. L., Bass, R., McWilliams, M., & Acm. (2016). *Reflecting on Reflective Writing Analytics: Assessment Challenges and Iterative Evaluation of a Prototype Tool*.
- Siadaty, M., Gasevic, D., & Hatala, M. (2016a). Associations between technological scaffolding and micro-level processes of self-regulated learning: A workplace study. *Computers in Human Behavior*, 55, 1007-1019. doi:10.1016/j.chb.2015.10.035
- Siadaty, M., Gasevic, D., & Hatala, M. (2016b). Measuring the impact of technological scaffolding interventions on micro-level processes of self-regulated workplace learning. *Computers in Human Behavior*, 59, 469-482. doi:10.1016/j.chb.2016.02.025

- Siemens, G. (2013). Learning Analytics: The Emergence of a Discipline. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1380-1400. doi:10.1177/0002764213498851
- Sigmund, T. (2017). STUDENTS AND ONLINE PRIVACY. In M. Houska, I. Krejci, M. Flegl, M. Fejfarova, H. Urbancova, & J. Husak (Eds.), *Proceedings of the 14th International Conference Efficiency and Responsibility in Education 2017* (pp. 381-387).
- Silius, K., Tervakari, A. M., Kailanto, M., & Ieee. (2013). Visualizations of User Data in a Social Media Enhanced Web-based Environment in Higher Education. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 893-899).
- Silva, C., & Fonseca, J. (2017). Educational Data Mining: A Literature Review. In A. Rocha, M. Serrhini, & C. Felgueiras (Eds.), *Europe and Mena Cooperation Advances in Information and Communication Technologies* (Vol. 520, pp. 87-94).
- Sinclair, J., & Kalvala, S. (2015). Engagement Measures in Massive Open Online Courses. In L. Uden, D. Liberona, & T. Welzer (Eds.), *Learning Technology for Education in Cloud, Ltec 2015* (Vol. 533, pp. 3-15).
- Sinclair, J., & Kalvala, S. (2016). Student engagement in massive open online courses. *International Journal of Learning Technology*, 11(3), 218-237. doi:10.1504/ijlt.2016.079035
- Singh, A. B., & Morch, A. I. (2018). An Analysis of Participants' Experiences from the First International MOOC Offered at the University of Oslo. *Nordic Journal of Digital Literacy*, 13(1), 40-64. doi:10.18261/issn.1891-943x-2018-01-04
- Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics: Ethical Issues and Dilemmas. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1510-1529. doi:10.1177/0002764213479366
- Slater, S., Joksimovic, S., Kovanovic, V., Baker, R. S., & Gasevic, D. (2017). Tools for Educational Data Mining: A Review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 42(1), 85-106. doi:10.3102/1076998616666808
- Slimani, A., Elouaai, F., Elaachak, L., Yedri, O. B., Bouhorma, M., & Sbert, M. (2018). Learning Analytics Through Serious Games: Data Mining Algorithms for Performance Measurement and Improvement Purposes. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 13(1), 46-64. doi:10.3991/ijet.v13i01.7518
- Smallhorn, M. (2017). The flipped classroom: A learning model to increase student engagement not academic achievement. *Student Success*, 8(2), 43-53. doi:10.5204/ssj.v8i2.381

- Soltanpoor, R., & Yavari, A. (2017). CoALA: Contextualization Framework for Smart Learning Analytics. In A. Musaev, J. E. Ferreira, & T. Higashino (Eds.), *2017 Ieee 37th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops* (pp. 226-231).
- Somasundaram, T. S., Kiruthika, U., Gowsalya, M., Hemalatha, A., Philips, A., & Ieee. (2015). Determination of Competency of Programmers by Classification and Ranking using AHP. In *2015 Ieee International Conference on Electro/Information Technology* (pp. 194-199).
- Song, E. G., Petrushyna, Z., Cao, Y. W., & Klamma, R. (2011). Learning Analytics at Large: The Lifelong Learning Network of 160,000 European Teachers. In C. D. Kloos, D. Gillet, R. M. G. Garcia, F. Wild, & M. Wolpers (Eds.), *Towards Ubiquitous Learning, Ec-Tel 2011* (Vol. 6964, pp. 398-411).
- Song, Y. J., & Kong, S. C. (2017). Investigating Students' Acceptance of a Statistics Learning Platform Using Technology Acceptance Model. *Journal of Educational Computing Research*, *55*(6), 865-897.  
doi:10.1177/0735633116688320
- Sorour, S. E., Abd El Rahman, S., Mine, T., & Ieee. (2016). Teacher Interventions to Enhance the Quality of Student Comments and their Effect on Prediction Performance. In *2016 Ieee Frontiers in Education Conference*.
- Sorour, S. E., Goda, K., & Mine, T. (2017). Comment Data Mining to Estimate Student Performance Considering Consecutive Lessons. *Educational Technology & Society*, *20*(1), 73-86.
- Sorour, S. E., Luo, J., Goda, K., & Mine, T. (2015). Correlation of Grade Prediction Performance with Characteristics of Lesson Subject. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 247-249).
- Sousa-Vieira, M. E., Lopez-Ardao, J. C., Fernandez-Veiga, M., Rodriguez-Perez, M., & Lopez-Garcia, C. (2017). Mining relationships in learning-oriented social networks. *Computer Applications in Engineering Education*, *25*(5), 769-784. doi:10.1002/cae.21835
- Spector, J. M. (2013). Emerging Educational Technologies and Research Directions. *Educational Technology & Society*, *16*(2), 21-30.
- Spikol, D., Avramides, K., Cukurova, M., & Acm. (2016). *Exploring the interplay between human and machine annotated multimodal learning analytics in hands-on STEM Activities*.
- Spikol, D., Ruffaldi, E., Landolfi, L., & Cukurova, M. (2017). Estimation of Success in Collaborative Learning based on Multimodal Learning Analytics Features. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, &

- R. Vasiu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 269-273).
- Spruit, M., & Sacu, C. (2015). DWCMM: The Data Warehouse Capability Maturity Model. *Journal of Universal Computer Science*, *21*(11), 1508-1534.
- Srilekshmi, M., Sindhumol, S., Chatterjee, S., & Bijlani, K. (2016). Learning Analytics to Identify Students at-risk in MOOCs. In V. Kumar, S. Murthy, & Kinshuk (Eds.), *2016 Ieee 8th International Conference on Technology for Education* (pp. 194-199).
- Stanca, L., & Felea, C. (2016a). Facebook Groups in Teaching English for Specific (Academic) Purposes - Active Learning Beyond the Classroom. In D. K. W. Chiu, I. Marenzi, U. Nanni, M. Spaniol, & M. Temperini (Eds.), *Advances in Web-Based Learning* (Vol. 10013, pp. 253-260).
- Stanca, L., & Felea, C. (2016b). Student Engagement Pattern in Wiki- and Moodle-Based Learning Environments-A Case Study on Romania. In Y. Li, M. Chang, M. Kravcik, E. Popescu, R. Huang, Kinshuk, & N. S. Chen (Eds.), *State-of-the-Art and Future Directions of Smart Learning* (pp. 165-171).
- Staubitz, T., Wilkins, C., Hagedorn, C., Meinel, C., & Ieee. (2017). The Gamification of a MOOC Platform. In *Proceedings of 2017 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 883-892).
- Stefan, L., Moldoveanu, F., & Gheorghiu, D. (2016). EVALUATING A MIXED-REALITY 3D VIRTUAL CAMPUS WITH BIG DATA AND LEARNING ANALYTICS: A TRANSVERSAL STUDY. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, *12*(2), 41-54.
- Steiner, C. M., Kickmeier-Rust, M. D., & Albert, D. (2015). *MAKING SENSE OF GAME-BASED USER DATA: LEARNING ANALYTICS IN APPLIED GAMES*.
- Stern, L., Burvill, C., Weir, J., & Field, B. (2016). Metrics to Facilitate Automated Categorization of Student Learning Patterns while using Educational Engineering Software. *International Journal of Engineering Education*, *32*(5), 1888-1902.
- Stogr, J. (2012). *BADGES FOR (LIFELONG) LEARNING - GAMIFICATION, ENHANCED VISIBILITY OF REACHED ACHIEVEMENTS AND CONTINUOUS BUILDING OF E-PORTFOLIO AS DATA SOURCE FOR LEARNING ANALYTICS*.
- Stohr, C., Demaziere, C., & Adawi, T. (2016). Comparing Student Activity and Performance in the Classroom and a Virtual Learning Environment. In J. Novotna & A. Jancarik (Eds.), *Proceedings of the 15th European Conference on E-Learning* (pp. 664-671).



- Strang, K. (2016). How student behavior and reflective learning impact grades in online business courses. *Journal of Applied Research in Higher Education*, 8(3), 390-410. doi:10.1108/jarhe-06-2015-0048
- Strang, K. D. (2016). Can online student performance be forecasted by learning analytics? *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 8(1), 26-47. doi:10.1504/ijtel.2016.075950
- Strang, K. D. (2017). Beyond engagement analytics: which online mixed-data factors predict student learning outcomes? *Education and Information Technologies*, 22(3), 917-937. doi:10.1007/s10639-016-9464-2
- Stylianidis, P., & Ieee. (2015). *Mobile Learning: Open Topics, Concept and Design of a Learning Framework*.
- Su, Y. S., Ding, T. J., & Lai, C. F. (2017). Analysis of Students Engagement and Learning Performance in a Social Community Supported Computer Programming Course. *Eurasia Journal of Mathematics Science and Technology Education*, 13(9), 6189-6201. doi:10.12973/eurasia.2017.01058a
- Su, Y. S., Huang, C. S. J., & Ding, T. J. (2016). Examining the Effects of MOOCs Learners' Social Searching Results on Learning Behaviors and Learning Outcomes. *Eurasia Journal of Mathematics Science and Technology Education*, 12(9), 2517-2529. doi:10.12973/eurasia.2016.1282a
- Sugimoto, A., Hayashi, Y., & Seta, K. (2017). *Multimodal Interaction Aware Platform for Collaborative Learning*.
- Sugiyama, I., Watanabe, Y., Kato, H., & Nishihara, A. (2016). TIME-OF-DAY ANALYSIS OF LEARNING ACTIONS IN WORKPLACE E-LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2016: 10th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 2781-2788).
- Suhonen, S. (2016). LEARNING ANALYTICS VIEW TO STUDENTS' HOMEWORK ACTIVITY IN ENGINEERING PHYSICS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Inted2016: 10th International Technology, Education and Development Conference* (pp. 3998-4005).
- Sun, G., Cui, T. R., Beydoun, G., Chen, S. P., Dong, F., Xu, D. M., & Shen, J. (2017). Towards Massive Data and Sparse Data in Adaptive Micro Open Educational Resource Recommendation: A Study on Semantic Knowledge Base Construction and Cold Start Problem. *Sustainability*, 9(6). doi:10.3390/su9060898
- Sun, J. C. Y., Lin, C. T., & Chou, C. (2016). *Applying learning analytics to explore the influence of online learners' motivation on their online learning behavioral patterns*.

- Sun, J. C. Y., Lin, C. T., & Chou, C. (2018). Applying Learning Analytics to Explore the Effects of Motivation on Online Students' Reading Behavioral Patterns. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 19(2), 209-227.
- Sun, Y., & Gao, L. (2016). In Internet Plus Era the Insight into the MOOC Development from the Perspective of Learning Analytics Based on the Student and Teacher Questionnaires on MOOC Application. In H. Zhang (Ed.), *2016 Issgbm International Conference on Information, Communication and Social Sciences* (Vol. 67, pp. 212-216).
- Sunar, A. S., Abdullah, N. A., White, S., & Davis, H. (2016). Personalisation in MOOCs: A Critical Literature Review. In S. Zvacek, M. T. Restivo, J. Uhomoihi, & M. Helfert (Eds.), *Computer Supported Education, Csedu 2015* (Vol. 583, pp. 152-168).
- Sundararajan, S. C., & Nitta, S. V. (2015). Designing engaging intelligent tutoring systems in an age of cognitive computing. *Ibm Journal of Research and Development*, 59(6). doi:10.1147/jrd.2015.2464085
- Sungkur, R. K., Santally, M. I., Peerun, S., Wah, Rfywt, & Ieee. (2016). *TrueSight Learning - An Innovative Tool for Learning Analytics*.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2016a). An Investigation of Learner's Actions in Problem-Posing Activity of Arithmetic Word Problems. In A. Micarelli, J. Stamper, & K. Panourgia (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems, Its 2016* (Vol. 9684, pp. 478-479).
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2016b). *Analysis of Steps in Posing Arithmetic Word Problem as Sentence-Integration on Interactive Learning Environment*.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., & Hirashima, T. (2017). An Investigation of Learner's Actions in Posing Arithmetic Word Problem on an Interactive Learning Environment. *Ieice Transactions on Information and Systems, E100D(11)*, 2725-2728. doi:10.1587/transinf.2017EDL8044
- Suzuki, S. V., Hirokawa, S., Mukoyama, S., Uehara, R., & Ogata, H. (2016). *Student Behavior in Computer Simulation Practices by Pair Programming and Flip Teaching*.
- Svanberg, M. (2017). *Using Feature Vector Representations To Identify Similar Projects In App Inventor*.
- Swacha, J. (2016). Graphical analysis of educational data using Python. *E-Mentor(2)*, 13-21.
- Tabuenca, B., Kalz, M., Drachsler, H., & Specht, M. (2015). Time will tell: The role of mobile learning analytics in self-regulated learning. *Computers & Education*, 89, 53-74. doi:10.1016/j.compedu.2015.08.004

- Tabuenca, B., Kalz, M., & Specht, M. (2015). Binding Daily Physical Environments to Learning Activities with Mobile and Sensor Technology. In M. Ebner, K. Erenli, R. Malaka, J. Pirker, & A. E. Walsh (Eds.), *Immersive Education, Eied 2014* (Vol. 486, pp. 73-84).
- Tahiri, J. S., Bennani, S., Idrissi, M. K., & Ieee. (2015). *Using an Analytical Formalism to Diagnostic and Evaluate Massive Open Online Courses*.
- Takata, R., Gotoda, N., Hayashi, T., Murai, H., Fujimoto, K., & Yaegashi, R. (2017). *Methods to Measure the Achievement of Learning Using Lecture Contents*.
- Tam, V., Fung, S. T., Yi, A., Lam, E. Y., & Ieee. (2013). Applying An Evolutionary Approach for Learning Path Optimization in the Next-Generation E-Learning Systems. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 120-122).
- Tam, V., & Gupta, M. (2017). Facilitating the Open Learning and Education Through Facial Analytics and Video Streaming. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasiu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 31-33).
- Tam, V., Lam, E. Y., Fung, S. T., Fok, W. W. T., Yuen, A. H. K., & Ieee. (2015). *Enhancing Educational Data Mining Techniques on Online Educational Resources with A Semi-Supervised Learning Approach*.
- Tam, V., Lam, E. Y., Huang, Y., & Ieee. (2014). *Facilitating A Personalized Learning Environment Through Learning Analytics on Mobile Devices*.
- Tamayo, J. L. R., Hernandez, M. B., & Gomez, H. G. (2018). Digital Data Visualization with Interactive and Virtual Reality Tools. Review of Current State of the Art and Proposal of a Model. *Revista Icono 14-Revista Cientifica De Comunicacion Y Tecnologias*, 16(2).  
doi:10.7195/ri14.v16i2.1174
- Tan, J. P. L., Yang, S., Koh, E., Jonathan, C., & Acm. (2016). *Fostering 21st century literacies through a collaborative critical reading and learning analytics environment: User-perceived benefits and problematics*.
- Taraghi, B., Frey, M., Saranti, A., Ebner, M., Muller, V., & Grossmann, A. (2015). Determining the Causing Factors of Errors for Multiplication Problems. In M. Ebner, K. Erenli, R. Malaka, J. Pirker, & A. E. Walsh (Eds.), *Immersive Education, Eied 2014* (Vol. 486, pp. 27-38).
- Taraghi, B., Saranti, A., Ebner, M., Grossmann, A., & Muller, V. (2014). Adaptive Learner Profiling Provides the Optimal Sequence of Posed Basic Mathematical Problems. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 592-+).

- Taraghi, B., Saranti, A., Ebner, M., Muller, V., & Grossmann, A. (2015). Towards a Learning-Aware Application Guided by Hierarchical Classification of Learner Profiles. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 93-109.
- Taraghi, B., Saranti, A., Ebner, M., & Schon, M. (2014). Markov Chain and Classification of Difficulty Levels Enhances the Learning Path in One Digit Multiplication. In P. Zaphiris & A. Ioannou (Eds.), *Learning and Collaboration Technologies: Designing and Developing Novel Learning Experiences, Pt I* (Vol. 8523, pp. 322-333).
- Taraghi, B., Saranti, A., Legenstein, R., Ebner, M., & Acm. (2016). *Bayesian Modelling of Student Misconceptions in the one-digit Multiplication with Probabilistic Programming*.
- Teasley, S. D. (2017). Student Facing Dashboards: One Size Fits All? *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 377-384. doi:10.1007/s10758-017-9314-3
- Temiyasathit, N., Punyabukkana, P., Suchato, A., & Ieee. (2016). Course Periodic Behavior Modelling and Its Application in LMS Activity Prediction. In *Proceedings of 2016 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1164-1173).
- Tempelaar, D., Rienties, B., Mittelmeier, J., & Nguyen, Q. (2018). Student profiling in a dispositional learning analytics application using formative assessment. *Computers in Human Behavior*, 78, 408-420. doi:10.1016/j.chb.2017.08.010
- Tempelaar, D. T., Rienties, B., & Giesbers, B. (2015a). In search for the most informative data for feedback generation: Learning analytics in a data-rich context. *Computers in Human Behavior*, 47, 157-167. doi:10.1016/j.chb.2014.05.038
- Tempelaar, D. T., Rienties, B., & Giesbers, B. (2015b). Understanding the Role of Time on Task in Formative Assessment: The Case of Mathematics Learning. In E. Ras & D. J. T. Brinke (Eds.), *Computer Assisted Assessment: Research into E-Assessment, Caa 2015* (Vol. 571, pp. 120-133).
- Tempelaar, D. T., Rienties, B., & Giesbers, B. (2016). Verifying the Stability and Sensitivity of Learning Analytics Based Prediction Models: An Extended Case Study. In S. Zvacek, M. T. Restivo, J. Uhomobhi, & M. Helfert (Eds.), *Computer Supported Education, Csedu 2015* (Vol. 583, pp. 256-273).
- Tempelaar, D. T., Rienties, B., & Nguyen, Q. (2017). Towards Actionable Learning Analytics Using Dispositions. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 10(1), 6-16. doi:10.1109/tlt.2017.2662679
- Teng, M., Considine, H., Nedic, Z., & Nafalski, A. (2016). Current and Future Developments in the Remote Laboratory NetLab. *International Journal of Online Engineering*, 12(8), 4-12. doi:10.3991/ijoe.v12i08.6034

- Teo, H. J., Johri, A., & Lohani, V. (2017). Analytics and patterns of knowledge creation: Experts at work in an online engineering community. *Computers & Education, 112*, 18-36. doi:10.1016/j.compedu.2017.04.011
- Tervakari, A., Kuosa, K., Koro, J., Paukkeri, J., Kailanto, M., & Ieee. (2014). *Teachers' learning analytics tools in a social media enhanced learning environment*.
- Tervakari, A. M., Silius, K., Kailanto, M., & Ieee. (2013). Students' Participation in a Social Media Enhanced Learning Environment Utilizing visualizations based on log data for evaluating students' participation. In *2013 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 871-879).
- Tervakari, A. M., Silius, K., Koro, J., Paukkeri, J., Pirttila, O., & Ieee. (2014). Usefulness of Information Visualizations Based on Educational Data. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 142-151).
- Thankachan, K., & Ieee. (2017). *Intelligent Tutoring System Adaptive Learning*.
- The, B., Mavrikis, M., & Acm. (2016). *A Study On Eye Fixation Patterns of Students in Higher Education Using an Online Learning System*.
- Thomas, M. (2016). LEARNING ANALYTICS IN ONLINE LANGUAGE LEARNING: CHALLENGES AND FUTURE DIRECTIONS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 7065-7065).
- Thomas, M., & Gelan, A. (2018). Special edition on language learning and learning analytics. *Computer Assisted Language Learning, 31*(3), 181-184. doi:10.1080/09588221.2018.1447723
- Thompson, G., & Cook, I. (2017). The logic of data-sense: thinking through Learning Personalisation. *Discourse-Studies in the Cultural Politics of Education, 38*(5), 740-754. doi:10.1080/01596306.2016.1148833
- Thompson, K., & Acm. (2013). *Using Micro-Patterns of Speech to Predict the Correctness of Answers to Mathematics Problems: An Exercise in Multimodal Learning Analytics*.
- Thompson, K., Ashe, D., Carvalho, L., Goodyear, P., Kelly, N., & Parisio, M. (2013). Processing and Visualizing Data in Complex Learning Environments. *American Behavioral Scientist, 57*(10), 1401-1420. doi:10.1177/0002764213479368
- Tibola, L. R., & Ieee. (2014). A Proposal of Engineering Education Architecture: Improve engineer's competencies through practice labs and 3D Virtual Worlds. In *2014 12th Ieee International Conference on Industrial Informatics* (pp. 791-794).
- Timmers, C. F., Walraven, A., & Veldkamp, B. P. (2015). The effect of regulation feedback in a computer-based formative assessment on information problem

- solving. *Computers & Education*, 87, 1-9.  
doi:10.1016/j.compedu.2015.03.012
- Timmis, S., Broadfoot, P., Sutherland, R., & Oldfield, A. (2016). Rethinking assessment in a digital age: opportunities, challenges and risks. *British Educational Research Journal*, 42(3), 454-476. doi:10.1002/berj.3215
- Tirado-Morueta, R., Maraver-Lopez, P., & Hernando-Gomez, A. (2017). Patterns of Participation and Social Connections in Online Discussion Forums. *Small Group Research*, 48(6), 639-664. doi:10.1177/1046496417710726
- Tlili, A., Essalmi, F., Ben Ayed, L. J., Jemni, M., & Kinshuk. (2017). A smart educational game to model personality using Learning Analytics. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasui (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 131-135).
- Tlili, A., Essalmi, F., Jemni, M., Kinshuk, & Chen, N. S. (2016). Role of personality in computer based learning. *Computers in Human Behavior*, 64, 805-813. doi:10.1016/j.chb.2016.07.043
- Tlili, A., Essalmi, F., Jemni, M., Kinshuk, & Chen, N. S. (2018). A Complete Validated Learning Analytics Framework: Designing Issues from Data Preparation Perspective. *International Journal of Information and Communication Technology Education*, 14(2), 1-16.  
doi:10.4018/ijicte.2018040101
- Tlili, A., Essalmi, F., Jemni, M., Kinshuk, & Ieee. (2015). *An Educational game for teaching computer Architecture: Evaluation using learning analytics*.
- Tobarra, L., Robles-Gomez, A., Ros, S., Hernandez, R., & Caminero, A. C. (2012). *Discovery of Interest Topics in Web-based Educational Communities*.
- Tobarra, L., Robles-Gomez, A., Ros, S., Hernandez, R., & Caminero, A. C. (2014). Analyzing the students' behavior and relevant topics in virtual learning communities. *Computers in Human Behavior*, 31, 659-669.  
doi:10.1016/j.chb.2013.10.001
- Tobarra, L., Ros, S., Hernandez, R., Robles-Gomez, A., Caminero, A. C., Pastor, R., & Ieee. (2014). *Integrated Analytic Dashboard for Virtual Evaluation Laboratories and Collaborative Forums*.
- Toetenel, L., & Rienties, B. (2016a). Analysing 157 learning designs using learning analytic approaches as a means to evaluate the impact of pedagogical decision making. *British Journal of Educational Technology*, 47(5), 981-992. doi:10.1111/bjet.12423
- Toetenel, L., & Rienties, B. (2016b). Learning Design - creative design to visualise learning activities. *Open Learning*, 31(3), 233-244.  
doi:10.1080/02680513.2016.1213626

- Toll, D., Olsson, T., Ericsson, M., & Wingkvist, A. (2016). Fine-Grained Recording of Student Programming Sessions to Improve Teaching and Time Estimations. *International Journal of Engineering Education*, 32(3), 1069-1077.
- Toussaint, B. M., Luengo, V., Jambon, F., & Tonetti, J. (2015). From Heterogeneous Multisource Traces to Perceptual-Gestural Sequences: The PeTra Treatment Approach. In C. Conati, N. Heffernan, A. Mitrovic, & M. F. Verdejo (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2015* (Vol. 9112, pp. 480-491).
- Traetteberg, H., Mavroudi, A., Giannakos, M., & Krogstie, J. (2016). Adaptable Learning and Learning Analytics: A Case Study in a Programming Course. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 665-668).
- Trausan-Matu, S., Dascalu, M., & Rebedea, T. (2014). PolyCAFe-automatic support for the polyphonic analysis of CSCL chats. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 9(2), 127-156.  
doi:10.1007/s11412-014-9190-y
- Tretola, B., Islam, K., & Bulskov, N. (2016). SOCIAL INFLUENCE IN REGISTRATION AND RETENTION IN AN ONLINE TECHNICAL COURSE. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 8639-8645).
- Treves, R., Viterbo, P., & Haklay, M. (2015). Footprints in the sky: using student track logs from a "bird's eye view" virtual field trip to enhance learning. *Journal of Geography in Higher Education*, 39(1), 97-110.  
doi:10.1080/03098265.2014.1003798
- Tsarpmpou, P., & Tambouris, E. (2015). Using learning analytics to enhance UML use case diagrams assimilation in a distance education course. *International Journal of Learning Technology*, 10(4), 274-290.  
doi:10.1504/ijlt.2015.074075
- Tscholl, M., Biswas, G., Goldberg, B. S., & Sottolare, R. A. (2016). *Detecting Metacognitive Strategies through Performance Analyses in Open-Ended Learning Environments*.
- Tzelepi, M., & Ieee. (2014). Personalizing learning analytics to support collaborative learning design and community building. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 771-773).

- Ullrich, C., Shen, R. M., Xie, W. K., & Ieee. (2013). Analyzing Student Viewing Patterns in Lecture Videos. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 115-117).
- Umezawa, K., Saito, T., Ishida, T., Nakazawa, M., & Hirasawa, S. (2017). An Electroencephalograph-based Method for Judging the Difficulty of a Task given to a Learner. In M. Chang, N. S. Chen, R. Huang, Kinshuk, D. G. Sampson, & R. Vasuu (Eds.), *2017 Ieee 17th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 384-386).
- Urrutia, M. L., Vazquez-Cano, E., & Meneses, E. L. (2017). MOOC learning analytics using real-time dynamic metrics. *Attic-Revista D Innovacio Educativa*(18), 38-47. doi:10.7203/attic.18.10022
- Utz, W., Reimann, P., Karagiannis, D., & Ieee. (2014). Capturing Learning Activities in Heterogenous Environments A Model-Based Approach for Data Marshalling. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 624-+).
- Vahdat, M., Carvalho, M. B., Funk, M., Rauterberg, M., Hu, J., & Anguita, D. (2016). Learning Analytics for a Puzzle Game to Discover the Puzzle-Solving Tactics of Players. In K. Verbert, M. Sharples, & T. Klobucar (Eds.), *Adaptive and Adaptable Learning, Ec-Tel 2016* (Vol. 9891, pp. 673-677).
- Vahdat, M., Oneto, L., Anguita, D., Funk, M., & Rauterberg, M. (2016). Can machine learning explain human learning? *Neurocomputing*, 192, 14-28. doi:10.1016/j.neucom.2015.11.100
- Vahdat, M., Oneto, L., Ghio, A., Donzellini, G., Anguita, D., Funk, M., & Rauterberg, M. (2014). A Learning Analytics Methodology to Profile Students Behavior and Explore Interactions with a Digital Electronics Simulator. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 596-+).
- Vahldick, A., Mendes, A. J., & Marcelino, M. J. (2017). Learning Analytics Model in a Casual Serious Game for Computer Programming Learning. In C. V. DeCarvalho, P. Escudeiro, & A. Coelho (Eds.), *Serious Games, Interaction and Simulation* (Vol. 176, pp. 36-44).
- Vaidhehi, V., & Suchithra, R. (2017). An Enhanced Framework to Design Intelligent Course Advisory Systems Using Learning Analytics. In S. C. Satapathy, V. Bhateja, & A. Joshi (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Data Engineering and Communication Technology, Icdect 2016, Vol 1* (Vol. 468, pp. 723-732).



- Valdiviezo-Diaz, P., Cordero, J., Reategui, R., Aguilar, J., & Ieee. (2015). A Business Intelligence Model for Online Tutoring Process. In *Frontiers in Education Conference* (pp. 2224-2232).
- Valentin, L. D., & Burgos, D. (2015). A4Learning: An Iterative Methodological Approach to Support Better Learning and Teaching. *Ieee Latin America Transactions*, 13(2), 483-489. doi:10.1109/tla.2015.7055568
- van der Schaaf, M., Donkers, J., Slof, B., Moonen-van Loon, J., van Tartwijk, J., Driessen, E., . . . Ten Cate, O. (2017). Improving workplace-based assessment and feedback by an E-portfolio enhanced with learning analytics. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 65(2), 359-380. doi:10.1007/s11423-016-9496-8
- van der Sluis, F., Ginn, J., van der Zee, T., & Acm. (2016). *Explaining Student Behavior at Scale: The Influence of Video Complexity on Student Dwelling Time*.
- van der Stappen, E., & Ieee. (2018). Workplace Learning Analytics in Higher Engineering Education. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 15-20).
- Van Helvert, J., Van Rosmalen, P., Borner, D., Petukhova, V., & Alexandersson, J. (2015). Observing, Coaching and Reflecting: A Multi-modal Natural Language-based Dialogue System in a Learning Context. In D. Preuveneers (Ed.), *Workshop Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent Environments* (Vol. 19, pp. 220-227).
- Van Hoecke, S., Petrov, P., Vanacker, T., & Van de Walle, R. (2015). LEARNING TCP PROTOCOL FUNDAMENTALS USING INNOVATIVE TCP FLOW TOOLBOX. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2015: 8th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 6731-6737).
- Van Horne, S., Curran, M., Smith, A., VanBuren, J., Zahrieh, D., Larsen, R., & Miller, R. (2018). Facilitating Student Success in Introductory Chemistry with Feedback in an Online Platform. *Technology Knowledge and Learning*, 23(1), 21-40. doi:10.1007/s10758-017-9341-0
- van Leeuwen, A., & Acm. (2016). *Learning analytics in a flipped University course*.
- van Leeuwen, A., Janssen, J., Erkens, G., & Brekelmans, M. (2014). Supporting teachers in guiding collaborating students: Effects of learning analytics in CSCL. *Computers & Education*, 79, 28-39. doi:10.1016/j.compedu.2014.07.007
- van Leeuwen, A., Janssen, J., Erkens, G., & Brekelmans, M. (2015a). Teacher regulation of cognitive activities during student collaboration: Effects of

- learning analytics. *Computers & Education*, 90, 80-94.  
doi:10.1016/j.compedu.2015.09.006
- van Leeuwen, A., Janssen, J., Erkens, G., & Brekelmans, M. (2015b). Teacher regulation of multiple computer-supported collaborating groups. *Computers in Human Behavior*, 52, 233-242. doi:10.1016/j.chb.2015.05.058
- van Staalduinen, J. P., Davis, D., & Topolovec, S. (2016). OPENING UNIVERSITY EDUCATION TO THE WORLD AND IMPROVING EDUCATION: USING MOOC-BASED RESEARCH AS A TOOL FOR INNOVATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 7336-7343).
- Vasic, D., Pinjuh, A., Kundid, M., & Seric, L. (2015). Predicting student's learning outcome from Learning Management system logs. In N. Rozic, D. Begusic, M. Saric, & P. Solic (Eds.), *2015 23rd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks* (pp. 210-214).
- Vazquez, M. M., Nistal, M. L., & Ieee. (2014). Design of the Monitoring System of a Learning Organizer. In *2014 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 235-242).
- Vazquez, M. M., Rodriguez, M. C., Nistal, M. L., & Ieee. (2015). Development of a xAPI Application Profile for Self-Regulated Learning Requirements for capturing SRL related data. In *Proceedings of 2015 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 358-365).
- Vazquez-Barreiros, B., Lama, M., Mucientes, M., Vidal, J. C., & Ieee. (2014). SoftLearn: A Process Mining Platform for the Discovery of Learning Paths. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 373-375).
- Vazquez-Barreiros, B., Ramos-Soto, A., Lama, M., Mucientes, M., Bugarin, A., & Barro, S. (2015). Soft Computing for Learner's Assessment in SoftLearn. In C. Conati, N. Heffernan, A. Mitrovic, & M. F. Verdejo (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2015* (Vol. 9112, pp. 925-926).
- Velampalli, S. (2015). Learning Analytics for Course Management in Computer Science Curriculum- A Novel Visualization and Summarization Approach. In V. Choppella, S. Iyer, & Kinshuk (Eds.), *2015 Ieee Seventh International Conference on Technology for Education* (pp. 81-82).
- Velazquez-Iturbide, J. A., Ferrero-Martin, B., Gonzalez-Gonzalez, C., Munoz-Merino, P. J., & Ortega-Cantero, M. (2016). *Panel: What are Limits of Educational Technologies?*

- Velmurugan, Raja, K., & Raja, S. M. (2016). CERTAIN INVESTIGATIONS ON BIG DATA APPROACHES IN EDUCATION AND LEARNING ANALYTICS. *Iioab Journal*, 7(9), 457-462.
- Velosa, J. D. E., Espildora, E. M., Castillo, F. J., & Gonzalez, A. (2016). DESIGN OF HYBRID LABS IN ENGINEERING: A PROPOSAL FOR STEM LEARNING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn16: 8th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 713-723).
- Venant, R., Vidal, P., & Broisin, J. (2016). Evaluation of Learner Performance during Practical Activities: an Experimentation in Computer Education. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 237-241).
- Vera, V. D. G. (2018). Learning analytics: a systematic literature review. *Cuaderno Activa*(10), 15-26.
- Verbert, K., Duval, E., Klerkx, J., Govaerts, S., & Santos, J. L. (2013). Learning Analytics Dashboard Applications. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1500-1509. doi:10.1177/0002764213479363
- Verbert, K., Govaerts, S., Duval, E., Santos, J. L., Van Assche, F., Parra, G., & Klerkx, J. (2014). Learning dashboards: an overview and future research opportunities. *Personal and Ubiquitous Computing*, 18(6), 1499-1514. doi:10.1007/s00779-013-0751-2
- Vidal, J. C., Lama, M., Vazquez, B., & Mucientes, M. (2014). Reconstructing IMS LD Units of Learning from Event Logs. In C. Rensing, S. DeFreitas, T. Ley, & P. J. MunozMerino (Eds.), *Open Learning and Teaching in Educational Communities* (Vol. 8719, pp. 345-358).
- Vidal, J. C., Rabelo, T., & Lama, M. (2015). Semantic description of the Experience API Specification. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 268-269).
- Vidal, J. C., Rabelo, T., Lama, M., & Amorim, R. (2018). Ontology-based approach for the validation and conformance testing of xAPI events. *Knowledge-Based Systems*, 155, 22-34. doi:10.1016/j.knosys.2018.04.035
- Vieira, C., Parsons, P., & Byrd, V. (2018). Visual learning analytics of educational data: A systematic literature review and research agenda. *Computers & Education*, 122, 119-135. doi:10.1016/j.compedu.2018.03.018
- Vilanova, R., Vicario, J., Prada, M. A., Barbu, M., Dominguez, M., Varanda, M. J., . . . Paganoni, A. (2017). SPEET: AN INTERNATIONAL COLLABORATIVE EXPERIENCE IN DATA MINING FOR

- EDUCATION. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *10th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 1648-1656).
- Villalba, S. M. (2018). Learning Analytics. The narrative of learning through data. *Pixel-Bit- Revista De Medios Y Educacion*(52), 249-250.
- Villamanc, M., Alvarez, A., Larranaga, M., & Ieee. (2018). Supporting Competence-based Learning with Visual Learning Analytics and Recommendations. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1572-1575).
- Villanueva, N. M., Costas, A. E., Hermida, D. F., Rodriguez, A. C., & Ieee. (2018). SIMPLIFY ITS An Intelligent Tutoring System based on Cognitive Diagnosis Models and spaced learning. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1703-1712).
- Virvou, M., Alepis, E., Sidiropoulos, S. C., & Ieee. (2015). *A learning analytics tool for supporting teacher decision.*
- Viswanathan, S. A., & VanLehn, K. (2018). Using the Tablet Gestures and Speech of Pairs of Students to Classify Their Collaboration. *Ieee Transactions on Learning Technologies*, 11(2), 230-242. doi:10.1109/tlt.2017.2704099
- Vivolo, J. (2014). *Pocket Data Analytics: An Introduction to Practical Applications of Course Analytics in Online Learning.*
- Voigt, C., Kieslinger, B., & Schafer, T. (2017). User Experiences Around Sentiment Analyses, Facilitating Workplace Learning. In G. Meiselwitz (Ed.), *Social Computing and Social Media: Applications and Analytics, Scsm 2017, Pt Ii* (Vol. 10283, pp. 312-324).
- Volaric, T., & Ljubic, H. (2017). Learner and Course Dashboards for intelligent learning management systems. In D. Begusic, N. Rozic, J. Radic, & M. Saric (Eds.), *2017 25th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks* (pp. 505-510).
- Volk, H., Kellner, K., & Wohlhart, D. (2015). Learning Analytics for English Language Teaching. *Journal of Universal Computer Science*, 21(1), 156-174.
- Vovides, Y., & Inman, S. (2016). Elusive Learning-Using Learning Analytics to Support Reflective Sensemaking of Ill-Structured Ethical Problems: A Learner-Managed Dashboard Solution. *Future Internet*, 8(2). doi:10.3390/fi8020026
- Vozniuk, A., Govaerts, S., Gillet, D., & Ieee. (2013). Towards portable learning analytics dashboards. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 412-416).

- Vozniuk, A., Rodriguez-Triana, M. J., Holzer, A., Govaerts, S., Sandoz, D., Gillet, D., & Ieee. (2015). Contextual Learning Analytics Apps to Create Awareness in Blended Inquiry Learning. In *2015 International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training*.
- Vu, D., Pattison, P., & Robins, G. (2015). Relational event models for social learning in MOOCs. *Social Networks*, *43*, 121-135.  
doi:10.1016/j.socnet.2015.05.001
- Wang, L. M., Xiao, J., Qi, Y. Y., & Yu, Y. (2016). Research on Visualized Design for Role-Based Online Learning Analytics. In Z. Gong, D. K. W. Chiu, & D. Zou (Eds.), *Current Developments in Web Based Learning, IcwL 2015* (Vol. 9584, pp. 173-185).
- Wang, S. M., & Ieee. (2014). A Module-Based Learning Analytics System for Facebook Supported Collaborative Creativity Learning. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 495-496).
- Wang, S. P., Cheng, X. L., Maher, C., & Kelly, W. (2017). *InVideo: An Automatic Video Index and Search Engine for Large Video Collections*.
- Wang, X., Wen, M. M., Rose, C. P., & Acm. (2016). *Towards triggering higher-order thinking behaviors in MOOCs*.
- Wang, Y., & Baker, R. (2018). Grit and Intention: Why Do Learners Complete MOOCs? *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, *19*(3), 20-42.
- Wang, Y., Ostrow, K., Beck, J., Heffernan, N., & Acm. (2016). *Enhancing the Efficiency and Reliability of Group Differentiation through Partial Credit*.
- Waters, A. E., Lan, A. S., Studer, C., & Ieee. (2013). SPARSE PROBIT FACTOR ANALYSIS FOR LEARNING ANALYTICS. In *2013 Ieee International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (pp. 8776-8780).
- Waters, A., Fronczyk, K., Guindani, M., Baraniuk, R. G., & Vannucci, M. (2015). A Bayesian nonparametric approach for the analysis of multiple categorical item responses. *Journal of Statistical Planning and Inference*, *166*, 52-66.  
doi:10.1016/j.jspi.2014.07.004
- Watson, C., Li, F. W. B., Godwin, J. L., & Ieee. (2013). Predicting Performance in an Introductory Programming Course by Logging and Analyzing Student Programming Behavior. In *2013 Ieee 13th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 319-323).
- Watson, C., Wilson, A., Drew, V., & Thompson, T. L. (2017). Small data, online learning and assessment practices in higher education: a case study of failure? *Assessment & Evaluation in Higher Education*, *42*(7), 1030-1045.  
doi:10.1080/02602938.2016.1223834

- Watson, R. J., & Christensen, J. L. (2017). Big data and student engagement among vulnerable youth: A review. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 18, 23-27. doi:10.1016/j.cobeha.2017.07.004
- Webb, S. (2017). Learning analytics explained. *Innovations in Education and Teaching International*, 54(6), 625-626. doi:10.1080/14703297.2017.1380692
- Weiss, D., Sacher, P., & Schiffner, D. (2016). IN-PLACE CONTENT MONITOR TO ENHANCE AND IMPROVE THE AUTHORING PROCESS OF A WEB BASED TRAINING. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *IcERI2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 892-899).
- Wells, M., Wollenschlaeger, A., Lefevre, D., Magoulas, G. D., Poulouvasilis, A., & Acm. (2016). *Analysing Engagement in an Online Management Programme and Implications for Course Design*.
- West, D., Heath, D., & Huijser, H. (2016). Let's Talk Learning Analytics: A Framework for Implementation in Relation to Student Retention. *Online Learning*, 20(2), 30-50.
- West, D., Huijser, H., & Heath, D. (2016). Putting an ethical lens on learning analytics. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(5), 903-922. doi:10.1007/s11423-016-9464-3
- West, D., Huijser, H., Heath, D., Lizzio, A., Toohey, D., Miles, C., . . . Bronnimann, J. (2016). Higher education teachers' experiences with learning analytics in relation to student retention. *Australasian Journal of Educational Technology*, 32(5), 48-60. doi:10.14742/ajet.3435
- West, D., Tasir, Z., Luzeckyj, A., Kew, S. N., Toohey, D., Abdullah, Z., . . . Price, R. (2018). Learning analytics experience among academics in Australia and Malaysia: A comparison. *Australasian Journal of Educational Technology*, 34(3), 122-139. doi:10.14742/ajet.3836
- Westera, W., Nadolski, R., & Hummel, H. (2014). Learning Analytics in Serious Gaming: Uncovering the Hidden Treasury of Game Log Files. In A. DeGloria (Ed.), *Games and Learning Alliance* (Vol. 8605, pp. 41-52).
- Westera, W., van der Vegt, W., Bahreini, K., Dascalu, M., & van Lankveld, G. (2016). Software Components for Serious Game Development. In T. Connolly & L. Boyle (Eds.), *Proceedings of the 10th European Conference on Games Based Learning* (pp. 765-772).
- Wheelus, C., Bou-Harb, E., & Zhu, X. Q. (2016). *Towards a Big Data Architecture for Facilitating Cyber Threat Intelligence*.
- Whyte, A., Nayak, P., Johnston, J., & Acm. (2016). *LAK16 Workshop: Extending IMS Caliper Analytics (TM) with Learning Activity Profiles*.

- Wilde, A., Urrutia, M. L., & White, S. (2016). TRACKING COLLECTIVE LEARNER FOOTPRINTS: AGGREGATE ANALYSIS OF MOOC LEARNER DEMOGRAPHICS AND ACTIVITY. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Iceri2016: 9th International Conference of Education, Research and Innovation* (pp. 1404-1413).
- Willcox, K. E., & Huang, L. W. (2017). Network models for mapping educational data. *Design Science*, 3. doi:10.1017/dsj.2017.18
- Williams, P. (2014). Squaring the circle: a new alternative to alternative-assessment. *Teaching in Higher Education*, 19(5), 565-577. doi:10.1080/13562517.2014.882894
- Williams, P. (2017). Assessing collaborative learning: big data, analytics and university futures. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 42(6), 978-989. doi:10.1080/02602938.2016.1216084
- Williamson, B. (2015). Governing software: networks, databases and algorithmic power in the digital governance of public education. *Learning Media and Technology*, 40(1), 83-105. doi:10.1080/17439884.2014.924527
- Williamson, B. (2016). Digital education governance: data visualization, predictive analytics, and 'real-time' policy instruments. *Journal of Education Policy*, 31(2), 123-141. doi:10.1080/02680939.2015.1035758
- Williamson, B. (2017). Computing brains: learning algorithms and neurocomputation in the smart city. *Information Communication & Society*, 20(1), 81-99. doi:10.1080/1369118x.2016.1181194
- Willis, J. E., Slade, S., & Prinsloo, P. (2016). Ethical oversight of student data in learning analytics: a typology derived from a cross-continental, cross-institutional perspective. *Etr&D-Educational Technology Research and Development*, 64(5), 881-901. doi:10.1007/s11423-016-9463-4
- Wilson, A., Watson, C., Thompson, T. L., Drew, V., & Doyle, S. (2017). Learning analytics: challenges and limitations. *Teaching in Higher Education*, 22(8), 991-1007. doi:10.1080/13562517.2017.1332026
- Wilson, M., Gochyyev, P., & Scalise, K. (2016). Assessment of Learning in Digital Interactive Social Networks: A Learning Analytics Approach. *Online Learning*, 20(2), 97-119.
- Winne, P. H. (2017). Leveraging Big Data to Help Each Learner and Accelerate Learning Science. *Teachers College Record*, 119(3).
- Winne, P. H., Nesbit, J. C., & Popowich, F. (2017). nStudy: A System for Researching Information Problem Solving. *Technology Knowledge and Learning*, 22(3), 369-376. doi:10.1007/s10758-017-9327-y

- Wintrup, J. (2017). Higher Education's Panopticon? Learning Analytics, Ethics and Student Engagement. *Higher Education Policy*, 30(1), 87-103. doi:10.1057/s41307-016-0030-8
- Wise, A. F., Cui, Y., Vytasek, J., & Acm. (2016). *Bringing Order to Chaos in MOOC Discussion Forums with Content-Related Thread Identification*.
- Wise, A. F., & Schwarz, B. B. (2017). Visions of CSCL: eight provocations for the future of the field. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, 12(4), 423-467. doi:10.1007/s11412-017-9267-5
- Wise, A. F., Vytasek, J. M., Hausknecht, S., & Zhao, Y. T. (2016). Developing Learning Analytics Design Knowledge in the "Middle Space": The Student Tuning Model and Align Design Framework for Learning Analytics Use. *Online Learning*, 20(2), 155-182.
- Wolff, A., Moore, J., Zdrahal, Z., Hlosta, M., Kuzilek, J., & Acm. (2016). *Data literacy for Learning Analytics*.
- Wong, G. K. W., & Li, S. Y. K. (2016). Academic Performance Prediction Using Chance Discovery from Online Discussion Forums. In S. Reisman, S. I. Ahamed, L. Liu, D. Milojicic, W. Claycomb, M. Matskin, H. Sato, & Z. Y. Zhang (Eds.), *Proceedings 2016 Ieee 40th Annual Computer Software and Applications Conference Workshops, Vol 1* (pp. 706-711).
- Wong, G. K. W., Li, S. Y. K., Elby, Wong, W. Y., & Ieee. (2016). *Analyzing Academic Discussion Forum Data with Topic Detection and Data Visualization*.
- Wong, T. L., Yu, Y. T., Poon, C. K., Xie, H., Wang, F. L., & Tang, C. M. (2017). *An Artificial Intelligence Approach to Identifying Skill Relationship*.
- Wood, D. (2013). PERSONALIZING THE LEARNING ENVIRONMENT FOR STUDENTS FROM DIVERSE BACKGROUNDS. In L. G. Chova, A. L. Martinez, & I. C. Torres (Eds.), *Edulearn13: 5th International Conference on Education and New Learning Technologies* (pp. 3735-3744).
- Wook, M., Yusof, Z. M., & Nazri, M. Z. A. (2017). Educational data mining acceptance among undergraduate students. *Education and Information Technologies*, 22(3), 1195-1216. doi:10.1007/s10639-016-9485-x
- Worsley, M., & Acm. (2012). *Multimodal Learning Analytics - Enabling the Future of Learning through Multimodal Data Analysis and Interfaces*.
- Worsley, M., Chiluiza, K., Grafsgaard, J. F., Ochoa, X., & Acm. (2015). *2015 Multimodal Learning and Analytics Grand Challenge*.
- Worsley, M., Johnston, M., Blikstein, P., & Acm. (2011). *OpenGesture: a Low-Cost Authoring Framework for Gesture and Speech Based Application Development and Learning Analytics*.



- Worsley, M., Scherer, S., Morency, L. P., Blikstein, P., & Acm. (2015). *Exploring Behavior Representation for Learning Analytics*.
- Wu, B. C., Zheng, L. W., & Gu, X. Q. (2017). *Discovering Teachers' In-Class ICT Usage With Frequent Closed Sequence Mining*.
- Wu, F. T., Huang, L. Y., & Zou, R. (2015). The Design of Intervention Model and Strategy Based on the Behavior Data of Learners: A Learning Analytics Perspective. In S. K. S. Cheung, L. F. Kwok, H. Yang, J. Fong, & R. Kwan (Eds.), *Hybrid Learning: Innovation in Educational Practices* (Vol. 9167, pp. 294-301).
- Wu, Y. H., Zhong, W., Zhou, C., & Ma, X. L. (2016). Construction on Learning Analytics Object for Sharing and Interoperation of Educational Big Data. In Z. Gong, D. K. W. Chiu, & D. Zou (Eds.), *Current Developments in Web Based Learning, Icwl 2015* (Vol. 9584, pp. 186-195).
- Wuttke, H. D., Hamann, M., & Henke, K. (2015). Integration of Remote and Virtual Laboratories in the Educational Process. *International Journal of Online Engineering*, 11(3), 62-67. doi:10.3991/ijoe.v11i3.4558
- Wuttke, H. D., Hamann, M., Henke, K., & Ieee. (2015a). Integration of Remote and Virtual Laboratories in the Educational Process. In *Proceedings of 2015 12th International Conference on Remote Engineering and Virtual Instrumentation* (pp. 157-162).
- Wuttke, H. D., Hamann, M., Henke, K., & Ieee. (2015b). Learning Analytics in Online Remote Labs. In *Proceedings of 2015 3rd Experiment at International Conference* (pp. 255-260).
- Xanthopoulos, S., Xinogalos, S., & Ieee. (2018). Opportunities and challenges of mobile location based games in education Exploring the integration of authoring and analytics tools. In *Proceedings of 2018 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 1797-1805).
- Xhafa, F., Garcia, D., Ramirez, D., & Caballe, S. (2015). *Performance Evaluation of a MapReduce Hadoop-based Implementation for Processing Large Virtual Campus Log Files*.
- Xhakaj, F., Aleven, V., & McLaren, B. M. (2017). Effects of a Dashboard for an Intelligent Tutoring System on Teacher Knowledge, Lesson Plans and Class Sessions. In E. Andre, R. Baker, X. Hu, M. M. T. Rodrigo, & B. DuBoulay (Eds.), *Artificial Intelligence in Education, Aied 2017* (Vol. 10331, pp. 582-585).
- Xi, J. F., Chen, Y. H., & Wang, G. (2018). Design of a Personalized Massive Open Online Course Platform. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 13(4), 58-70. doi:10.3991/ijet.v13i04.8470

- Xiao, X., Pham, P., Wang, J. T., & Acm. (2015). *AttentiveLearner: Adaptive Mobile MOOC Learning via Implicit Cognitive States Inference*.
- Xie, C., Zhang, Z. H., Nourian, S., Pallant, A., & Bailey, S. (2014). On the Instructional Sensitivity of CAD Logs. *International Journal of Engineering Education*, 30(4), 760-778.
- Xie, C., Zhang, Z. H., Nourian, S., Pallant, A., & Hazzard, E. (2014). Time Series Analysis Method for Assessing Engineering Design Processes Using a CAD Tool. *International Journal of Engineering Education*, 30(1), 218-230.
- Xie, K., Di Tosto, G., Lu, L., & Cho, Y. S. (2018). Detecting leadership in peer-moderated online collaborative learning through text mining and social network analysis. *Internet and Higher Education*, 38, 9-17.  
doi:10.1016/j.iheduc.2018.04.002
- Xie, K., Yu, C., & Bradshaw, A. C. (2014). Impacts of role assignment and participation in asynchronous discussions in college-level online classes. *Internet and Higher Education*, 20, 10-19. doi:10.1016/j.iheduc.2013.09.003
- Xie, S. T., Yuen, W. K., Huang, L. F., & Ng, V. T. Y. (2016). Student Engagement with Video-Watching and Flipped Class Behaviors. In X. Liu & G. Xu (Eds.), *Proceedings of the 2016 2nd International Conference on Economics, Management Engineering and Education Technology* (Vol. 87, pp. 262-266).
- Xing, W. L., Chen, X., Stein, J., & Marcinkowski, M. (2016). Temporal predication of dropouts in MOOCs: Reaching the low hanging fruit through stacking generalization. *Computers in Human Behavior*, 58, 119-129.  
doi:10.1016/j.chb.2015.12.007
- Xing, W. L., Guo, R., Eva, P., & Sean, G. (2015). Participation-based student final performance prediction model through interpretable Genetic Programming: Integrating learning analytics, educational data mining and theory. *Computers in Human Behavior*, 47, 168-181. doi:10.1016/j.chb.2014.09.034
- Xu, C., Holzemer, M., Kaul, M., Soto, J., & Markl, V. (2017). On Fault Tolerance for Distributed Iterative Dataflow Processing. *Ieee Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 29(8), 1709-1722.  
doi:10.1109/tkde.2017.2690431
- Xu, C., Zheng, Y. F., Hu, H. N., & Li, Y. Y. (2016). Measuring and Visualizing Individual Contributions in Online Collaborative Discussions. In J. M. Spector, C. C. Tsai, D. G. Sampson, Kinshuk, R. Huang, N. S. Chen, & P. Resta (Eds.), *2016 Ieee 16th International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 176-180).

- Xu, Y., & Li, P. S. (2017). Application of Learning Analytics Technology in Data Mining. In H. Zhang (Ed.), *2017 7th International Conference on Education and Sports Education* (Vol. 76, pp. 519-524).
- Yamada, M., Okubo, F., Oi, M., Shimada, A., Kojima, K., & Ogata, H. (2016). *Learning Analytics in Ubiquitous Learning Environments: Self-Regulated Learning Perspective*.
- Yamada, M., Yin, C. J., Shimada, A., Kojima, K., Okubo, F., & Ogata, H. (2015). Preliminary Research on Self-regulated Learning and Learning Logs in a Ubiquitous Learning Environment. In D. G. Sampson, R. H. Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 93-95).
- Yamamoto, T., Watanabe, M., & Okunuki, M. (2017). *Academic Writing as Corpus for Assessment of ePortfolio*.
- Yang, C. L., Huang, C. Y., Kao, Y. S., & Tasi, Y. L. (2017). Disaster Recovery Site Evaluations and Selections for Information Systems of Academic Big Data. *Eurasia Journal of Mathematics Science and Technology Education*, 13(8), 4553-4589. doi:10.12973/eurasia.2017.00951a
- Yang, S. J. H., & Huang, C. S. J. (2016). *Taiwan's Digital Learning Initiative and Big Data Analytics in Education Cloud*.
- Yang, T. Y., Brinton, C. G., Joe-Wong, C., & Chiang, M. (2017). Behavior-Based Grade Prediction for MOOCs Via Time Series Neural Networks. *Ieee Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 11(5), 716-728. doi:10.1109/jstsp.2017.2700227
- Yang, Y., Wu, H. Q., Cao, J. N., & Ieee. (2018). *SmartLearn: Predicting Learning Performance and Discovering Smart Learning Strategies in Flipped Classroom*.
- Yasmin. (2013). Application of the classification tree model in predicting learner dropout behaviour in open and distance learning. *Distance Education*, 34(2), 218-231. doi:10.1080/01587919.2013.793642
- Yassine, S., Kadry, S., Sicilia, M. A., & Ieee. (2016). A Framework for Learning Analytics in Moodle for Assessing Course Outcomes. In *Proceedings of 2016 Ieee Global Engineering Education Conference* (pp. 261-266).
- Yau, J. Y. K., & Hristova, Z. (2018). Evaluation of an Extendable Context-Aware "Learning Java" App with Personalized User Profiling. *Technology Knowledge and Learning*, 23(2), 315-330. doi:10.1007/s10758-017-9339-7
- Yen, C. H., Chen, I. C., Lai, S. C., & Chuang, Y. R. (2015). An Analytics-Based Approach to Managing Cognitive Load by Using Log Data of Learning Management Systems and Footprints of Social Media. *Educational Technology & Society*, 18(4), 141-158.

- Yin, C. J., & Atlantis, Press. (2017). How to Mine Student Behavior Patterns in the Traditional Classroom. In *Proceedings of the 2017 International Conference on Advanced Technologies Enhancing Education* (Vol. 68, pp. 103-106).
- You, J. W. (2016). Identifying significant indicators using LMS data to predict course achievement in online learning. *Internet and Higher Education*, 29, 23-30. doi:10.1016/j.iheduc.2015.11.003
- Youngs, B. L., Prakash, A., & Nugent, R. (2018). Statistically-driven visualizations of student interactions with a French online course video. *Computer Assisted Language Learning*, 31(3), 206-225. doi:10.1080/09588221.2017.1367311
- Yousef, A. M. F. (2017). *Personalized Links Recommendation Based on Learning Analytics in MOOCs*.
- Yousef, A. M. F., Chatti, M. A., Schroeder, U., Wosnitza, M., & Ieee. (2014). What Drives a Successful MOOC? An Empirical Examination of Criteria to Assure Design Quality of MOOCs. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 44-+).
- Yu, Q. L. (2015). Learning Analytics: The next frontier for computer assisted language learning in big data age. In Y. Q. Liu, H. J. Li, R. Z. Chen, & M. Tian (Eds.), *Icmetm 2015 - International Conference on Modern Economic Technology and Management* (Vol. 17).
- Yu, S. Y., Ma, X. N., & Jing, X. (2016). Big Data for Individual Education: an angel or a monster? In L. Huang, J. Cao, & J. Gao (Eds.), *Proceedings of the 1st International Conference on Information Technologies in Education and Learning* (Vol. 32).
- Yu, X. H., Guan, J. Q., & Leng, J. (2016). Using Learning Analytics to Support Personalized Learning and Quality Education: A Case Study of China's "Everyone Connected" Project. In Z. Gong, D. K. W. Chiu, & D. Zou (Eds.), *Current Developments in Web Based Learning, Icw 2015* (Vol. 9584, pp. 196-201).
- Zablith, F., & Acm. (2015). *Interconnecting and Enriching Higher Education Programs using Linked Data*.
- Zacharis, N. Z. (2015). A multivariate approach to predicting student outcomes in web-enabled blended learning courses. *Internet and Higher Education*, 27, 44-53. doi:10.1016/j.iheduc.2015.05.002
- Zadeh, A. H., Schiller, S., Duffy, K., & Williams, J. (2018). Big Data and The Commoditization of Analytics: Engaging First-Year Business Students with Analytics. *E-Journal of Business Education & Scholarship of Teaching*, 12(1), 120-137.
- Zakaria, R., & Zualkernan, I. A. (2015). Using Knowledge Space Theory to Personalize Teaching for Groups of Students. In D. G. Sampson, R. H.

- Huang, G. J. Hwang, T. C. Liu, N. S. Chen, Kinshuk, & C. C. Tsai (Eds.), *15th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 58-60).
- Zaldivar, V. A. R., Garcia, R. M. C., Burgos, D., Kloos, C. D., & Pardo, A. (2011). Automatic Discovery of Complementary Learning Resources. In C. D. Kloos, D. Gillet, R. M. G. Garcia, F. Wild, & M. Wolpers (Eds.), *Towards Ubiquitous Learning, Ec-Tel 2011* (Vol. 6964, pp. 327-+).
- Zaletelj, J., & Kosir, A. (2017). Predicting students' attention in the classroom from Kinect facial and body features. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*. doi:10.1186/s13640-017-0228-8
- Zeide, E. (2017). The Structural Consequences of Big Data-Driven Education. *Big Data*, 5(2), 164-172. doi:10.1089/big.2016.0061
- Zhang, H., Wang, W., & Anonymous. (2014). *The Effect of 3D Printing Technology on School Education*.
- Zhang, J. H., Zhang, Y. X., Zou, Q., & Huang, S. (2018). What Learning Analytics Tells Us: Group Behavior Analysis and Individual Learning Diagnosis based on Long-Term and Large-Scale Data. *Educational Technology & Society*, 21(2), 245-258.
- Zhang, J. H., & Zou, Q. (2016). A Visualization Analysis of Research Status of Learning Analytics during Past Five Years in China. In M. Pavlova & X. Y. Zeng (Eds.), *Proceedings of the 2016 International Conference on Education, E-learning and Management Technology* (Vol. 44, pp. 56-60).
- Zhang, J. H., Zou, Q., & Ieee. (2016). *Group Learning Analysis and Individual Learning Diagnosis from the Perspective of Big Data*.
- Zhang, J. J., Skryabin, M., & Song, X. W. (2016). Understanding the dynamics of MOOC discussion forums with simulation investigation for empirical network analysis (SIENA). *Distance Education*, 37(3), 270-286. doi:10.1080/01587919.2016.1226230
- Zheng, J., Dagnino, A., & Ieee. (2014). *An Initial Study of Predictive Machine Learning Analytics on Large Volumes of Historical Data for Power System Applications*.
- Zheng, L. Q., El-Bishouty, M. M., Pinnell, C., Bell, J., Kumar, V., & Kinshuk. (2015). A Framework to Automatically Analyze Regulation. In G. Chen, V. Kumar, Kinshuk, R. Huang, & S. C. Kong (Eds.), *Emerging Issues in Smart Learning* (pp. 23-30).
- Zheng, M., Bender, D., & Nadershahi, N. (2017). Faculty professional development in emergent pedagogies for instructional innovation in dental education. *European Journal of Dental Education*, 21(2), 67-78. doi:10.1111/eje.12180

- Zheng, Y. F., Xu, C., Li, Y. Y., & Su, Y. (2018). Measuring and Visualizing Group Knowledge Elaboration in Online Collaborative Discussions. *Educational Technology & Society*, 21(1), 91-103.
- Zheng, Y. L., Ruan, S. G., & Li, L. Y. (2015). A Conceptual Design Framework for Big Data Based Learning Analysis. In P. Chen & S. Zhang (Eds.), *Proceedings of the 2015 International Conference on Education, Management and Computing Technology* (Vol. 30, pp. 1480-1483).
- Zhou, Q., Han, X. B., & Yang, J. (2015). Learning Analytics of Cross-University Educational Resource Based on THEOL Course Union. In S. K. S. Cheung, L. F. Kwok, H. Yang, J. Fong, & R. Kwan (Eds.), *Hybrid Learning: Innovation in Educational Practices* (Vol. 9167, pp. 313-322).
- Zhou, X. K., Wu, B., & Jin, Q. (2015). *Open Learning Platform Based on Personal and Social Analytics for Individualized Learning Support*.
- Zhu, H. P., Zhang, X. H., Wang, X. H., Chen, Y., & Zeng, B. (2014). *A case study of learning action and emotion from a perspective of learning analytics*.
- Zhu, M. X., Bergner, Y., Zhang, Y., Baker, R., Wang, Y., Paquette, L., & Acm. (2016). *Longitudinal Engagement, Performance, and Social Connectivity: a MOOC Case Study Using Exponential Random Graph Models*.
- Zhuhadar, L., Yang, R., & Lytras, M. D. (2013). The impact of Social Multimedia Systems on cyberlearners. *Computers in Human Behavior*, 29(2), 378-385. doi:10.1016/j.chb.2012.09.009
- Zijlstra-Shaw, S., & Stokes, C. W. (2018). Learning analytics and dental education; choices and challenges. *European Journal of Dental Education*, 22(3), E658-E660. doi:10.1111/eje.12370
- Zorrilla, M., Alvarez, E., & Garcia-Saiz, D. (2015). A parametrizable method for measuring online attendance in e-learning tools. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 7(4), 289-308. doi:10.1504/ijtel.2015.074185
- Zotou, M., Tambouris, E., & Ieee. (2014). Data-driven blended Problem Based Learning towards enhancing transversal skills. In *2014 14th Ieee International Conference on Advanced Learning Technologies* (pp. 762-764).
- Zou, D., & Xie, H. R. (2018). Personalized Word-Learning based on Technique Feature Analysis and Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 21(2), 233-244.