

AIQUAV 2019

VI Convegno Nazionale dell'Associazione Italiana
per gli Studi sulla Qualità della Vita

Benessere Collettivo e Scelte Individuali

Fiesole (FI), 12-14 Dicembre 2019

Libro dei Contributi Brevi

a cura di

Leonardo Salvatore Alaimo, Alberto Arcagni, Enrico di Bella,
Filomena Maggino e Marco Trapani



Comitato Scientifico

Filomena Maggino – (*Università degli Studi di Roma “La Sapienza”*)

Adele Bianco – (*Università degli Studi “G. D’Annunzio” Chieti-Pescara*)

Giovanna Boccuzzo – (*Università degli Studi di Padova*)

Paolo Corvo – (*Università di Scienze Gastronomiche di Pollenzo*)

Enrico di Bella – (*Università degli Studi di Genova*)

Michela Gnaldi – (*Università degli Studi di Perugia*)

Marco Fattore – (*Università degli Studi di Milano-Bicocca*)

Matteo Mazziotta – (*ISTAT*)

Giampaolo Nuvolati – (*Università degli Studi di Milano-Bicocca*)

Comitato Organizzatore Locale

Enrico di Bella – (*Coordinatore – Università degli Studi di Genova*)

Leonardo Salvatore Alaimo – (*ISTAT e Università di Roma “La Sapienza”*)

Alberto Arcagni – (*Università degli Studi di Roma “La Sapienza”*)

Filomena Maggino – (*Università di Roma “La Sapienza”*)

Marco Trapani (*Servizi Editoriali – Università degli Studi di Firenze*)

Enrico Ivaldi (*Website manager – Università degli Studi di Genova*)

Cristiano Tessitore – (*Website manager – Eurostat*)

AIQUAV 2019

**VI Convegno Nazionale dell'Associazione Italiana
per gli Studi sulla Qualità della Vita**

Benessere Collettivo e Scelte Individuali

Fiesole (FI), 12-14 Dicembre 2019

Libro dei Contributi Brevi

a cura di

Leonardo Salvatore Alaimo, Alberto Arcagni, Enrico di Bella,
Filomena Maggino e Marco Trapani



è il marchio editoriale dell'Università di Genova



Associazione Italiana per gli Studi sulla Qualità della Vita

*Questo volume contiene contributi sottoposti a blind peer review
da parte del Comitato Scientifico del Convegno*

© 2019 GUP

Gli autori rimangono a disposizione per gli eventuali diritti sulle immagini pubblicate.
I diritti d'autore verranno tutelati a norma di legge.

Riproduzione vietata, tutti i diritti riservati dalla legge sul diritto d'autore

Realizzazione Editoriale
GENOVA UNIVERSITY PRESS
Piazza della Nunziata, 6 - 16124 Genova
Tel. 010 20951558
Fax 010 20951552
e-mail: ce-press@liste.unige.it
e-mail: labgup@arch.unige.it
<http://gup.unige.it>

ISBN: 978-88-94943-75-7 (versione a stampa)



(versione eBook)

ISBN: 978-88-94943-76-4 (versione eBook)

Finito di stampare novembre 2019



Stampato presso
Grafiche G7
Via G. Marconi, 18 A - 16010 Savignone (GE)
e-mail: graficheg7@graficheg7.it

Sommario

	Pag.
Prefazione	11
La prevenzione della salute in Italia: un indicatore di sintesi, <i>di: Federica Nobile e Giorgia Venturi</i> [Gruppi tematici: 2. Salute e stili di vita; 19. Costruzione indicatori e loro sintesi]	13
La questione generazionale. Un confronto tra i giovani in Europa, <i>di: Adele Bianco</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	19
La soddisfazione per le condizioni di lavoro in Italia, <i>di Nunzia Nappo</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	27
Conciliazione tra tempi di vita e di lavoro - le azioni positive negli Enti pubblici di ricerca, <i>di: Patrizia Grossi, Francesca Orecchini e Fabrizio Monteleone</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	39
Misura del benessere organizzativo, <i>di: Patrizia Grossi e Federico Schioppo</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	47
I molteplici sentieri verso la digitalizzazione, <i>di: Lino Codara e Francesca Sgobbi</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	55
I potenziali emotivi come leve di creatività e intelligenza collaborativa nella <i>smart organization</i> del futuro: tra benessere, partecipazione e resilienza per una felicità possibile, <i>di Luciano Pilotti</i> [Gruppo tematico: 3. Lavoro e politiche sociali]	63
Eligibility to Long-Term Care in Italy: a novel fuzzy approach and its implications on coverage, <i>di: Ludovico Carrino and Silvio Giove</i> [Gruppi tematici: 3. Lavoro e politiche sociali; 23. Qualità della vita e disabilità]	73
Come misurare l'efficacia dei sistemi di protezione sociale? Un approfondimento metodologico, <i>di: Maria Alessandra Antonelli e Andrea Salustri</i> [Gruppi tematici: 3. Lavoro e politiche sociali; 19. Costruzione indicatori e loro sintesi]	83
Microcredito e sostenibilità: un possibile parametro della qualità della vita, <i>di: Valentina Savini</i> [Gruppi tematici: 3. Lavoro e politiche sociali; 14. Economia della sostenibilità]	93

I big data in campo educativo: potenzialità e limiti, <i>di: Michela Gnaldi e Claudio Melacarne</i> [Gruppo tematico: 5. Istruzione, formazione e partecipazione culturale]	99
Il clima scolastico come indice di benessere nella scuola, <i>di: Barbara Bocchi e Giulia Cavrini</i> [Gruppo tematico: 5. Istruzione, formazione e partecipazione culturale]	107
NEET is unsustainable for the environment. A mixed-method comparative study on NEETs and their perceived environmental responsibility, <i>di: Andrea Bonanomi e Francesca Luppi</i> , [Gruppi tematici: 6. Ambiente e qualità della vita; 14. Economia della sostenibilità]	115
Analisi della Transizione Energetica in Italia, mediante l'indice ENEA ISPRED, <i>di: Emiliano Seri</i> [Gruppi tematici: 6. Ambiente e qualità della vita; 16. Sostenibilità della qualità della vita]	123
Madri che lottano per l'ambiente: il BES in trincea, <i>di: Carolina Facioni, Sabrina Spagnuolo e Serenella Stasi</i> [Gruppi tematici: 6. Ambiente e qualità della vita; 9. Qualità della vita e territorio]	133
Gestione delle risorse naturali e sostenibilità: a che punto siamo?, <i>di: Giovanna Tagliacozzo e Paola Ungaro</i> [Gruppi tematici: 6. Ambiente e qualità della vita; 14. Economia della sostenibilità; 16. Sostenibilità della qualità della vita]	139
Indice di Progresso Sociale Ampliato: inserendo la dimensione "felicità e soddisfazione personale", <i>di: Jacopo Niccolò Di Veroli</i> [Gruppi tematici: 6. Ambiente e qualità della vita; 19. Costruzione indicatori e loro sintesi]	147
Divari territoriali di benessere sociale ed economico tra generazioni, <i>di: Daniela Bonardo, Sara Casacci, Dario Ercolani</i> [Gruppo tematico: 9. Qualità della vita e territorio]	155
La qualità della vita dei nonni in Alto Adige, <i>di: Elisa Cisotto, Doris Kofler, Maria Herica La Valle e Giulia Cavrini</i> [Gruppo tematico: 9. Qualità della vita e territorio]	163
Servizi sociosanitari: sussidiarietà e normativa alleggerita in una gara di appalto sostenibile, <i>di: Claudia Razzauti, Silvia Grazzini e Alessandro Crielesi</i> [Gruppo tematico: 11. Diritto, regole, sostenibilità]	171
Anatomy of a government crisis. Political institutions, security, and consensus, <i>di: Francesca Greco and Alessandro Polli</i> [Gruppo tematico: 12. Qualità della vita e democrazia]	177

L'accoglienza dei richiedenti asilo: dal mero assistenzialismo ad una condizione ordinaria di attesa e confinamento, <i>di: Ivana Acocella</i> [Gruppi tematici: 13. Aspetti antropologici della qualità della vita; 11. Regole, diritti, sostenibilità]	185
L'Agenda 2030 in Italia: i principali andamenti degli indicatori di sviluppo sostenibile, <i>di: Barbara Baldazzi, Luigi Costanzo, Angela Ferruzza, Giovanna Tagliacozzo e Paola Ungaro</i> [Gruppi tematici: 14. Economia della sostenibilità; 16 Sostenibilità della qualità della vita]	197
Misurare il benessere: indici sintetici o intervalli di performance?, <i>di: Matteo Mazziotta e Adriano Pareto</i> [Gruppo tematico: 19. Costruzione indicatori e loro sintesi]	205
Il "Valore Umano": oltre il capitale, <i>di: Maria Barbato e Carlotta Pacifici</i> [Gruppi tematici: 19. Costruzione di indicatori e loro sintesi; 9. Qualità della vita e territorio]	213
A measure of intergenerational equality: introduction, <i>di: Demetrio Miloslavo Bova</i> [Gruppi tematici: 19. Costruzione indicatori e loro sintesi; 16. Sostenibilità della qualità della vita]	223
A new index of quality of life merging traditional and big data, <i>di: Francesca De Battisti and Elena Siletti</i> [Gruppi tematici: 19. Costruzione indicatori e loro sintesi; 20. Big data e misura e monitoraggio della qualità della vita]	233
The monitoring of cultural heritage in real time using Social Media, <i>di: Sandro Stancampiano</i> [Gruppi tematici: 20 Big data e misura e monitoraggio della qualità della vita; 27 Turismo e qualità della vita]	241
Sviluppo umano e Nuova Normale cinese: effetti della stagnazione sugli abitanti della Manciuuria, <i>di: Luca Bortolotti e Mario Biggeri</i> [Gruppo tematico: 26. Deprivazione Materiale e Sociale e sua Misurazione]	249
An example of "posetic" approach applied to the Argentinian context, <i>di: Andrea Ciacci, Enrico Ivaldi and Riccardo Soliani</i> [Gruppo tematico: 26. Deprivazione Materiale e Sociale e sua Misurazione]	257
Un indicatore non compensativo del turismo nelle province costiere italiane, <i>di: Andrea Ciacci ed Enrico Ivaldi</i> [Gruppo tematico: 27. Turismo e qualità della vita]	267
Matera 2019 Text Mining dei Social Network, <i>di: Sandro Stancampiano</i> [Gruppi tematici: 27 Turismo e qualità della vita; 20 Big data e misura e monitoraggio della qualità della vita]	277

Prefazione

Il Convegno Nazionale di AIQUAV giunge quest'anno alla sua sesta edizione.

Anche se “giovane” il Convegno, ogni anno sempre meno “giovane”, è ormai un evento atteso da parte di ricercatori e esperti a livello nazionale e internazionale. Lo testimonia il numero di partecipanti che continua a crescere di anno in anno.

La Qualità della Vita è un tema trasversale che tocca tanti interessi e discipline; una delle caratteristiche più apprezzate del Convegno è quella di facilitare la contaminazione tra culture e pensieri differenti. La centralità di questo tema anche a livello istituzionale è testimoniata dalla nascita della cabina di regia “Benessere Italia” presso la Presidenza del Consiglio dei Ministri, di cui la nostra presidente, la Prof.ssa Filomena Maggino, è responsabile e di cui molti membri della nostra associazione sono collaboratori. Questo è il frutto di anni di lavoro e di attenzione per temi spesso considerati di “nicchia” e che hanno trovato nell'annuale convegno AIQUAV il contesto che ha dato loro sempre maggiore visibilità e importanza. Il convegno è diventato occasione di incontro e confronto, sempre costruttivo, fra accademici e non appartenenti a campi e settori spesso lontani fra di loro, ma tutti accomunati dall'interesse per i differenti aspetti della Qualità della Vita.

Il fascino di AIQUAV e del suo convegno consiste proprio nel suo essere una grandissima opportunità di confronto sui temi della Qualità della Vita da parte di ricercatori, associazioni e parti sociali.

Questa raccolta di contributi, arrivata al secondo anno di pubblicazione, è un'ulteriore iniziativa finalizzata ad agevolare questa contaminazione e questo confronto. Il volume raccoglie 32 lavori, selezionati dopo un processo di referaggio anonimo. Già ad una semplice ispezione dei titoli dei contributi si evince la caratteristica del convegno AIQUAV, l'essere un contesto che favorisce il confronto fra mondi spesso diversi.

Il consistente numero di lavori presentati (due in più dello scorso anno) sembra confermare l'interesse e l'utilità di realizzare un volume come questo.

L'ordine dei contributi è stato deciso sulla base della successione delle aree tematiche di riferimento indicate dagli autori.

Vorremmo ringraziare tutti coloro che hanno collaborato alla realizzazione di questo volume: gli autori, i reviewer e tutto il personale della Genova University Press che ci ha affiancato nella realizzazione del volume.

Il Comitato Organizzatore
di AIQUAV 2019

I big data in campo educativo: potenzialità e limiti

Michela Gnaldi¹ e Claudio Melacarne²

Abstract *I big data in campo educativo aprono la strada allo studio del comportamento di apprendimento e possono rappresentare un cambiamento di rotta importante nella valutazione educativa in senso formativo. Le sequenze di azioni e comportamenti attivati dagli studenti ogni volta che interagiscono con un test o con una piattaforma di apprendimento somministrati in modalità elettronica portano infatti con sé grandi potenzialità informative, relative al processo che conduce ad un certo esito (risposta corretta/sbagliata), e possono assistere educatori e stakeholders nella individuazione di profili di studenti con esigenze di apprendimento diversificate. Benché l'affinamento di tecniche informatiche di (educational) data mining consenta oggi di estrarre i big data in campo educativo, essi risultano ancora scarsamente sfruttabili a fini informativi e di policy making. Per risultare tali, è necessario che le tecniche informatiche di data mining costruiscano legami forti con le scienze statistiche e dell'apprendimento. Ma il cammino è appena iniziato.*

Parole chiave: Big data in educazione, Educational data mining, Learning analytics.

Gruppo tematico: 5. Istruzione, formazione e partecipazione culturale.

1 Introduzione

Per anni gli statistici impegnati nella ricerca educativa e psicometrica sono stati abituati a misurare le competenze degli studenti attraverso test strutturati e standardizzati di profitto nei quali ciò che conta, cioè l'oggetto della misurazione, è l'esito finale del processo di apprendimento, in termini di correttezza o meno della risposta fornita dallo studente agli item che compongono il test, senza riguardo al processo che conduce a quella risposta. Nel 2012, il *Programme for International Student Assessment (PISA)* - una delle indagini internazionali più importanti per la valutazione delle competenze degli studenti su larga scala - ha introdotto per la prima volta il *problem solving creativo* tra le competenze da valutare, ovvero compiti che impegnano lo studente nella risoluzione di problemi complessi attraverso l'uso del computer. Questa novità ha reso disponibili, per gli oltre 40 Paesi coinvolti nell'indagine, log-data educativi, ovvero dati ricavati dall'interazione degli studenti col computer e contenenti informazioni preziosissime, altamente dettagliate e "sgranellate" riguardanti ogni singola azione intrapresa nel

¹ Università di Perugia, e-mail: michela.gnaldi@unipg.it

² Università di Siena, e-mail: claudio.melacarne@unisi.it

processo di risoluzione di un compito non elementare. Un'altra recente fonte d'impulso nella direzione della disponibilità di volumi importanti di dati in campo educativo proviene, oltre che dai sistemi di valutazione c.d. *computer-based*, anche dalle piattaforme on-line di apprendimento, o *Learning Management System* (LMS), ovvero sistemi software complessi che propongono vari contenuti didattici e l'organizzazione di percorsi formativi, e fungono da interfaccia di comunicazione tra docente e studente.

I log-data, ovvero i dati prodotti dagli studenti mentre interagiscono col computer nel risolvere compiti di varia natura, aprono la strada allo studio del comportamento di apprendimento e possono rappresentare un cambiamento di rotta importante nella valutazione educativa, fino ad oggi dominata dalla valutazione dei risultati in ottica sommativa. Infatti, mentre con i test standardizzati di valutazione tradizionali era possibile valutare prevalentemente i risultati finali del processo di apprendimento, nella forma di risposte corrette e sbagliate agli item di un test, i sistemi valutativi odierni di tipo *computer-based* e le piattaforme di apprendimento di tipo LMS possono darci informazioni importanti sul processo che conduce ad un certo esito (risposta corretta/sbagliata), nella forma di sequenze di azioni e comportamenti attivati dallo studente ogni volta che interagisce con un test o con una piattaforma di apprendimento somministrati in modalità elettronica.

Questi grandi volumi di dati educativi presentano quindi grandi potenzialità, perchè possono assistere educatori e *stakeholders* nell'individuazione di profili di studenti con esigenze di apprendimento diversificate e per questa via possono essere usati per guidare riforme istituzionali mirate in campo educativo. Attraverso l'analisi delle sequenze di comportamento e delle modalità di interazione con un compito è possibile misurare e valutare non solo l'*outcome* finale (corretto o scorretto) ma anche gli step precedenti, le singole azioni e i pattern (o insiemi) di azioni che conducono lo studente ad uno specifico risultato di apprendimento. I log-data consentono quindi non solo di rispondere alla domanda valutativa "Che cosa è stato appreso?", ma anche a quella del "Come si è appreso" e per questa via possono aprire una finestra nella scatola nera del processo cognitivo.

In questo contributo si intende chiarire in che modo le grandi basi di dati in ambito educativo possano costituire una importante potenzialità nella valutazione in campo psicologico e educativo, ma anche sottolineare come queste potenzialità non siano ancora sfruttate. Benché l'affinamento di tecniche informatiche di (educational) data mining consenta oggi di estrarre i big data in campo educativo, essi risultano ancora oggi scarsamente sfruttabili a fini informativi e di policy making. Per risultare tali, è necessario ridurre la complessità attraverso modelli appropriati diretti a identificare un numero inferiore di gruppi di comportamento simili e attribuire un significato a ciascuno di essi. E perché si possano ottenere questi ultimi due obiettivi, è indispensabile che le tecniche informatiche di data mining costruiscano legami forti con le scienze statistiche e dell'apprendimento.

2 I big data in ambito educativo e le discipline di studio emergenti

Un grande impulso alla diffusione di big data in campo educativo deriva dalla interazione degli studenti con piattaforme di apprendimento a distanza e computer-based. In particolare, è con l'affermarsi della seconda generazione del web, il web 2.0 - che porta

con sé nuove possibilità per il recupero e elaborazione di contenuti provenienti da diverse fonti - che si diffondono anche i cd. Learning Management Systems (LMS) ovvero sistemi per la pianificazione, distribuzione e gestione di tutti gli eventi legati all'apprendimento a distanza e che rappresentano una componente di supporto per studenti e insegnanti. In particolare, il LMS si occupa del/della:

- Gestione dei dati relativi ai discenti.
- Gestione dei corsi e del palinsesto delle lezioni.
- Verifica della preparazione di ogni studente attraverso strumenti per la valutazione.
- Monitoring e il tracking delle attività dei discenti.
- Gestione del reporting delle attività.

Il data mining nel settore educativo si è sviluppato gradualmente con l'aumento della disponibilità di ampie basi di dati emerse. Durante l'ultimo decennio, un altro settore, quello del Learning Analytics, è emerso come un'area di ricerca crescente. Nel 2010 questo campo di studi ha subito un'ulteriore spinta in avanti, grazie a George Siemens, che propone una prima sua definizione: "Il Learning Analytics è l'uso di dati intelligenti, di dati prodotti dallo studente e di modelli di analisi per cogliere informazioni e connessioni sociali, e per prevedere e migliorare l'apprendimento" [5]. La comunità del Learning Analytics nasce formalmente in occasione della prima conferenza internazionale su Learning Analytics del 2011, seguita in quello stesso anno dalla fondazione di SoLAR (Society for Learning Analytics Research).

La Learning Analytics viene talvolta collegata alla Academic Analytics e all'Educational Data Mining. Benchè questi tre filoni di ricerca nascano dall'esigenza comune di gestire grandi basi di dati per supportare le istituzioni scolastiche, pianificando soluzioni, migliorando la didattica e assicurando così il successo formativo [6], essi colgono tre sfide differenti [2]:

- l'Educational data mining coglie la sfida tecnica: studia dal punto di vista tecnico il modo in cui possiamo estrarre valore da questi grandi basi di dati relativi all'apprendimento.
- l'Academic Analytics si concentra sulle condizioni che consentono un miglioramento a livello di processo e di risultati di apprendimento, a livello nazionale e internazionale, al fine di potenziare l'efficacia delle istituzioni [7].
- la Learning Analytics si pone una sfida pedagogica/educativa e si focalizza sugli aspetti educativi, per ottimizzare le opportunità di apprendimento online.

Gli obiettivi più importanti della Learning Analytics possono essere sinteticamente ricondotti al

- Monitoraggio dei comportamenti e all'analisi degli aspetti del discente che possono concorrere/ostacolare il suo apprendimento.
- Previsione di risultati futuri.
- Valutazione e feedback: supporto all'autovalutazione e al feedback intelligente al fine di rivelare eventuali gap formativi necessari da colmare.
- Adattamento e personalizzazione del contesto di apprendimento al discente o ad un gruppo.

3 Un caso di studio

Nel 2017, nell'ambito di una convenzione tra Pearson Italia e l'Università degli Studi di Perugia è stato seguito il processo di pilot su circa 150 studenti di scuole secondarie di secondo grado di una piattaforma online di apprendimento della matematica sviluppata da Pearson, denominata MATHS RESULT (MR). La piattaforma consente allo studente di inserire direttamente l'esercizio e di svolgerlo on line attraverso i passaggi e le azioni che si rendono necessari per la sua conclusione.

MR è uno strumento diagnostico dinamico in grado di segnalare i concetti acquisiti e quelli che nel tempo si sono rimossi, proponendo le azioni opportune per il recupero. L'obiettivo della piattaforma è quindi il sostegno nell'apprendimento della matematica, conducendo lo studente a trovare le soluzioni corrette in tutti i passaggi eseguiti durante lo svolgimento degli esercizi assegnati dal docente. Il funzionamento della piattaforma si basa su una mappa delle competenze del curriculum di matematica del biennio composto da 135 Unità di Apprendimento e 640 skill corrispondenti agli aiuti proposti nel percorso di apprendimento dello studente.

Le azioni che uno studente può compiere in interazione con la piattaforma possono essere sinteticamente ricondotte a:

1. azione senza aiuti: lo studente ha già capito l'applicazione corretta di un concetto matematico
2. ripasso: lo studente ha scelto di dedicare un tempo extra esercizio per capire meglio la teoria consultando video-lezioni, lezioni interattive, video-esercizi, previste nella piattaforma
3. aiuti pronto uso nello specifico passaggio (livello 1: memo teoria; livello 2: ulteriori istruzioni)
4. "soluzione automatica" del passaggio chiesta a MR: lo studente non è in grado di inserire il passaggio clicca su "Non lo so fare".

Nello svolgimento degli esercizi con MR lo studente attiva le strategie di studio tramite sia la scelta del passaggio, sia le varie azioni che compie all'interno di ogni passaggio. Ogni azione (ad es., la richiesta di aiuti di primo e secondo livello) è collegata dalla piattaforma a una specifica skill della mappa delle competenze. In altri termini, per ogni esercizio, la tipologia di aiuti di 1° e 2° livello è impostata su/si riferisce a una mappatura delle competenze del curriculum di apprendimento della matematica nel biennio della scuola superiore. Questa mappatura costituisce il telaio, ovvero i "mattoni" dei concetti necessari per la progressione dell'apprendimento entro una "scala", un framework che indica le catene concettuali e le loro intersezioni: ogni stadio di apprendimento ha quindi mattoni prerequisiti e mattoni obiettivo che, quando appresi, diventano i prerequisiti dello/degli stadi successivi.

I dati che si ricavano dalla piattaforma contengono un potenziale informativo sulle strategie di risoluzione degli esercizi di matematica da parte degli studenti molto ricco, sia perché il livello di disaggregazione è molto alto (ad es., siamo in grado di verificare cosa ha fatto lo studente in ogni singolo passaggio e, all'interno di esso, di osservare ogni sua singola azione), sia perché le azioni svolte sono "traccate", cioè legate alle skill della mappa, dunque siamo in grado di restituire informazioni altrimenti non "visibili" non solo sul livello di apprendimento acquisito, ma soprattutto sul processo di interazione dello

studente con la matematica, sui problemi a livello di apprendimento in specifici argomenti che incontra e, all'interno di essi, di ogni singola skill.

La disponibilità di dati di pilot ci ha consentito di avanzare alcune prime ipotesi sui comportamenti degli studenti nell'attività di risoluzione degli esercizi. Per "comportamento" si intende un insieme (o pattern) di azioni che conducono ad un certo esito nella risoluzione di un esercizio. I comportamenti che uno studente attiva in interazione con la piattaforma possono essere sinteticamente ricondotti alle seguenti categorie:

1. azione corretta non preceduta da alcuna richiesta di aiuto
2. azione errata non preceduta da alcuna richiesta di aiuto
3. azione corretta preceduta da una richiesta di aiuto di I livello
4. azione errata preceduta da richiesta di aiuto di I livello
5. azione corretta preceduta da richiesta di aiuto di I e II livello
6. azione errata preceduta da richiesta di aiuto di I e II livello
7. tasto "NLSF" (Non lo so fare) preceduto da richiesta di aiuto di I e II livello
8. passaggio non terminato.

Ogni tipologia di comportamento attiva un "badge" con il suo punteggio, che restituisce (allo studente, al docente, al tutor) un profilo della modalità di studio, per singola skill, per argomento, o per il complesso delle attività svolte su MR, evidenziando punti di forza e di debolezza sia a livello di singolo studente che di intera classe.

La profilazione degli studenti, in questo specifico caso di studio come in altri casi, è quindi ottenuta verificando i pattern di comportamento degli studenti mentre interagiscono con la piattaforma. Più specificamente, la profilazione presuppone quattro diversi step a livello tecnico: 1. individuazione di tutte le possibili di azioni singole che può porre in essere lo studente nel momento in cui interagisce con la piattaforma 2. individuazione di tutti i possibili pattern di azioni, ovvero sequenze di azioni che conducono ad un certo esito (corretto o sbagliato); 3. semplificazione delle centinaia (e talvolta migliaia) di pattern attraverso metodi statistici opportuni di riduzione della complessità; 4. attribuzione di significato ai pattern di azioni, in termini di stili di apprendimento. Di questi step, il primo presuppone competenze prevalentemente informatiche, che ormai possono considerarsi acquisite con l'educational data mining, mentre gli altri richiedono – non necessariamente nell'ordine indicato - l'intervento "comunicante e interagente" di competenze di natura statistica e pedagogica, funzionali, appunto, all'individuazione di stili di apprendimento dotati di senso. Dalla ragionevolezza della profilazione degli studenti deriva la qualità della valutazione formativa, la quale costituisce il tratto distintivo delle piattaforme di apprendimento online.

4 Discussione

Il potenziale informativo legato alla possibilità di analizzare i processi comportamentali in ambito cognitivo, catturato nei log-file, è stato riconosciuto e apprezzato nella valutazione in campo psicologico e educativo fin dall'avvento dei computer [1]. Ma questo potenziale informativo è tanto apprezzato quanto infrequentemente sfruttato. A distanza di 20 anni da quell'iniziale impulso, Williamson, Mislevy and Bejar [8]

affermano che “l’informazione contenuta nei log-files ristagna dietro le aspettative iniziali” e rarissimi sono i casi di studi in questo ambito, tra cui quelli di Greiff (si veda, a titolo di esempio [5,6]).

Tale carenza è dovuta, almeno in parte, ad una serie di ostacoli associati allo studio di log-data, sia di natura tecnico/statistica sia di natura sostanziale. La prima fonte di complessità è legata alla gestione di grandi matrici di dati in cui le colonne non sono più occupate dai singoli item del test (per lo più dicotomici) ma dalle decine e decine di azioni che lo studente intraprende per risolvere ogni singolo passaggio di un problema più complesso. A titolo di esempio, si è osservato [9] che in un paio di minuti gli studenti possono produrre più di 60 azioni (e click) mentre risolvono un item. Un’altra fonte di complessità è legata al fatto che nell’analisi dei log-data l’attenzione non è più rivolta alla singola colonna o variabile, ma alla sequenza delle azioni (e dunque all’insieme delle variabili) che insieme definiscono i pattern che conducono ad un certo risultato di apprendimento. L’oggetto della misurazione nei log-data non è più l’esito corretto o sbagliato ai singoli item, ma gli esiti congiunti di azioni conseguenti organizzate in pattern di comportamento. Ad esempio, nelle piattaforme di apprendimento della matematica on line, un possibile pattern di comportamento è quello che individua una prima azione sbagliata, seguita da una richiesta di aiuto automatico (fornita dalla piattaforma) e infine da una azione conclusiva corretta.

Tuttavia, anche quando le più avanzate tecniche statistiche o di *educational data mining* consentano di individuare tutti i possibili pattern presenti in un log-data complesso, rimangono altri nodi di sostanza da sciogliere, come quello di semplificare centinaia di pattern in un numero più ristretto di pattern simili o assimilabili e quello di dare un significato concettuale ai pattern trovati e derivarne specifiche implicazioni. Ad esempio, si può supporre che un’azione errata seguita da decine di altre azioni errate individui il comportamento disfattista di chi non ha intenzione di impegnarsi nel compito richiesto, mentre un’azione errata seguita da altre azioni errate, e poi da una serie di richieste di aiuto e infine dalla risposta errata connoti un vero *gap* di apprendimento.

I big data in campo educativo - resi disponibili da sistemi valutativi di tipo computer-based e da piattaforme di apprendimento riconducibili a sistemi cd. Learning Management Systems (LMS) - aprono dunque la strada allo studio del comportamento di apprendimento, possono rappresentare un cambiamento di rotta importante nella valutazione educativa, e assistere educatori e stakeholders nella individuazione di profili di studenti con esigenze di apprendimento diversificate, guidando riforme educative mirate. Benché l’affinamento di tecniche informatiche di (educational) data mining consenta oggi di estrarre i big data in campo educativo, essi risultano ancora oggi scarsamente sfruttabili a fini informativi e di policy making. Per risultare tali, è necessario ridurre la complessità attraverso modelli appropriati diretti a identificare un numero inferiore di gruppi di comportamento simili e attribuire un significato a ciascuno di essi. Abbiamo infatti visto come la profilazione degli studenti nelle piattaforme di apprendimento presupponga diversi step, dei quali solo il primo (individuazione di tutte le possibili di azioni singole) richiede competenze esclusivamente informatiche consolidate mentre gli altri (individuazione di tutti i possibili pattern di azioni, loro semplificazione e attribuzione di senso) presuppongono l’intervento “comunicante e interagente” di competenze di natura statistica e pedagogica, funzionali all’individuazione di stili di apprendimento dotati di senso. Il ruolo di queste ultime competenze nel processo di profilazione degli studenti non è ancora adeguatamente riconosciuto, sviluppato e consolidato. Per questo motivo, le potenzialità delle piattaforme di apprendimento (e dei big data che producono) non sono ancora sfruttate.

Si tratta di un limite importante poiché dalla qualità della profilazione dipende la qualità della personalizzazione degli ambienti di apprendimento e dei contenuti formativi, che avviene proprio sulla base degli stili di apprendimento, e che dovrebbe costituire il punto di forza distintivo della learning analytics nell'ottica della valutazione formativa.

La disponibilità di log-data ha quindi spostato il baricentro della sfida valutativa in campo psicometrico dal *risultato* al *processo* di apprendimento. Ma il viaggio è appena iniziato.

Riferimenti bibliografici

- [1] Bunderson, V. C., Inouye, D. K., & Olsen, J. B. (1989). The four generations of computerized educational measurement. In R. L. Linn (Ed.), *Educational measurement* (3rd ed., pp. 367-407). New York, NY: Macmillan.
- [2] Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5), 304-317.
- [3] Greiff, S., Wüstenberg, S., & Avvisati, F. (2015). Computer-Generated Log-File Analyses as a Window into Students' Minds? A Showcase Study based on the PISA 2012 Assessment of Problem Solving. *Computers & Education*, 91: 92-105.
- [4] Greiff, S., Niepel, C., Sherer, R. & Martin, R. (2016). Understanding students' performance in a computer-based assessment of complex problem solving: An analysis of behavioral data from computer-generated log files. *Computers in Human Behavior*, 61: 36-46
- [5] Siemens, G. (2010) What Are Learning Analytics? Available online at: <http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/>
- [6] Siemens, G., Baker, R. S. (2012). Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration. *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*.
- [7] Siemens, G., Long, P. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *Educause Review*, 46(5), 30-32.
- [8] Williamson, D. M., Mislevy, R. J., Bejar, I. I. (2006). Automated scoring of complex tasks in computer-based testing. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- [9] Wüstenberg, S., Greiff, S., Funke, J. (2012). Complex problem solving e more than reasoning? *Intelligence*, 40: 1-14. [L1]
[SEP]

Leonardo Salvatore Alaimo è dottorando in Applied Social Sciences presso l'Università degli Studi di Roma "La Sapienza" e lavora in Istat. I suoi interessi di ricerca riguardano la misurazione dei fenomeni complessi, la sintesi di sistemi multi-indicatore, con particolare attenzione ai temi della sostenibilità e del benessere.

Alberto Arcagni è ricercatore in Statistica presso il Dipartimento MEMOTEF dell'Università degli Studi di Roma "La Sapienza". I suoi interessi di ricerca riguardano indici di ineguaglianza, modelli distributivi per caratteri trasferibili, reti complesse e insiemi parzialmente ordinati per sistemi multivariati di indicatori. Ha pubblicato tre pacchetti R sul CRAN (SBF, parsec e ineqJD).

Enrico di Bella è docente di Statistica Sociale presso l'Università degli Studi di Genova. I suoi interessi di ricerca riguardano la misurazione dei fenomeni sociali con particolare riferimento alla valutazione delle politiche sanitarie e l'uguaglianza di genere.

Filomena Maggino è docente di Statistica Sociale presso l'Università degli Studi di Roma "La Sapienza". È attualmente esperto presso l'Ufficio del Presidente del Consiglio dei Ministri e coordina le attività della cabina di Regia "Benessere Italia", organo di supporto tecnico-scientifico al Presidente del Consiglio nell'ambito delle politiche del benessere e della valutazione della qualità della vita dei cittadini.

Marco Trapani è docente a contratto presso l'Università degli Studi di Firenze. È esperto di tecnologie informatiche e della comunicazione per la formazione e sviluppo delle risorse umane.

La costruzione del benessere collettivo è un obiettivo che sempre più convintamente gli Stati perseguono sia al loro interno che nell'ambito di strategie internazionali. Il raggiungimento di questo obiettivo pone in primo piano il potenziale contrasto tra gli interessi individuali dei singoli cittadini o dei singoli paesi e l'interesse delle collettività nazionali e internazionali. La formalizzazione di obiettivi di sviluppo sostenibile, la sigla di protocolli d'intesa e le legislazioni nazionali hanno l'obiettivo di coordinare l'azione complessiva in modo tale da evitare che l'interesse individuale prevalga sull'interesse collettivo. Ciò nonostante, un'analisi del panorama internazionale mostra come il problema del free riding – il godimento di beni o servizi da parte di alcuni senza una contribuzione al loro pagamento, di cui si fa carico il resto della collettività – sia estremamente attuale. Il rapporto tra benessere collettivo e scelte individuali si presenta come un tema estremamente complesso, che ben si adatta ad un'analisi multidisciplinare tipica dei convegni AIQUAV.

Our societies are characterized by rapid changes that affect various aspects of well-being. Migration, urbanization, technologization of everyday life, environmental and climatic changes, demographic trends are all causes and consequences of more general phenomena typical of post-modernity such as globalization, increasingly individualized ways of living, the processes of secularization. The task of scholars is to monitor contemporary social, economic, cultural, political and environmental changes and, in the case of quality of life researchers, to estimate the extent to which social and economic well-being is affected by these changes, both from the point of view of theoretical conceptualization and with regard to methodological and analytical trajectories. The conference aims to share national and international experiences of research and intervention to assess the local effects of phenomena with global dimensions.

ISBN: 978-88-94943-76-4



9 788894 943764