

MOTIVATION IN LEARNING IN A DIGITAL ENVIRONMENT THROUGH ARTIFICIAL INTELLIGENCE - UBIQUITY PRESENCE DISTANCE

LA MOTIVAZIONE NELL'APPRENDIMENTO IN AMBIENTE DIGITALE ATTRAVERSO L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE - UBIQUITÀ PRESENZA DISTANZA

Luigi Piceci^a, Umberto Barbieri^a

^aHeracle Lab, Università degli Studi Niccolò Cusano - Telematica, Roma, Italia

^aHeracle Lab - Niccolò Cusano Net University, Rome, Italy

luigi.piceci@unicusano.it

umberto.barbieri03@gmail.com

Abstract

There are several factors that can be an active part in learning process in the educational field that seem to be analyzed vertically, without having a multidimensional vision. In learning context an important factor is the motivation which in turn depends on different scenarios. In scientific research, the use of artificial intelligence systems and in particular of machine learning is becoming more and more widespread in order to support data complex analyzes. This study analyzes what are the methods of approach in observation and quantification, laying the foundations for applying these methodologies to experimental research.

Esistono diversi fattori che possono essere parte attiva nell'apprendimento in ambito educativo che sembra siano analizzati in maniera verticale, senza che se ne abbia una visione multidimensionale. In ambito di apprendimento un fattore importante è la motivazione che dipende a sua volta è in relazione a diverse componenti. In ambito di ricerca scientifica si sta diffondendo sempre di più l'utilizzo di sistemi di Intelligenza artificiale ed in particolare di machine learning per poter supportare analisi complesse. Questo studio fa un'analisi di quali siano i metodi di approccio nell'osservazione e nella quantificazione, ponendo le basi per poter applicare tali metodologie alla ricerca sperimentale.

Keywords

Motivation; learning; Artificial Intelligence, Machine Learning; digital.

Motivazione; apprendimento; Intelligenza Artificiale, Machine Learning; digitale.

Introduzione

In letteratura esistono molte evidenze che tentano di riassumere il rendimento scolastico come prodotto di una serie di capacità, o abilità misurabili, interdipendenti.

L'intelligenza generale (g), per esempio, influenza il rendimento complessivo degli studenti (Kuncel, Hezlett e Ones, 2004) perché rappresenta un insieme di fattori specifici (Thurstone, 1938; Guilford, 1959; Carroll, 1993). Quindi, procedendo con questa linea teorica, basterebbe misurare e rendere più efficienti queste componenti per ottenere risultati accademici migliori. Eppure spesso migliori capacità mnemoniche, verbali, numeriche - per citarne alcune - non sono associate a migliori prestazioni scolastiche (Sandri & Brazzolotto, 2017).

Sembrerebbe che le differenze individuali degli studenti in materia di abilità e competenze non riescano a riassumere completamente la differenza di rendimento allora ci si interroga su quale dimensione, presa singolarmente, possa contribuire in modo importante nell'apprendimento in un contesto scolastico.

La motivazione risulta essere il costrutto più fortemente correlato al rendimento scolastico (Grabe, Latta, 1981) perché influenza direttamente l'impegno e la persistenza accademica; mantenendo una coerenza nel tempo tale che: rilevazioni di motivazione e impegno accademici generali precedenti riescono a prevedere, significativamente, la motivazione e l'impegno futuri e in tempo reale (Martin, Mansour & Malmberg, 2019).

1 La motivazione intrinseca in contesto formativo

La teoria, e gli studi empirici, indicano come sia la motivazione intrinseca a promuovere un coinvolgimento profondo e a permettere di aumentare i risultati accademici in misura significativamente maggiore rispetto al concentrarsi esclusivamente sul promuovere un coinvolgimento comportamentale (Froiland & Worrell, 2016).

Inoltre, gli studenti intrinsecamente motivati e profondamente coinvolti nelle situazioni di apprendimento ottengono risultati migliori e hanno maggiori probabilità di associare emozioni positive all'esperienza accademica (Ryan & Deci, 2000).

Gottfried (1990) in due studi, uno longitudinale e uno trasversale, ha sottolineato come per i bambini delle scuole elementari la motivazione intrinseca è inversamente correlata all'ansia e positivamente correlata al rendimento e alla percezione di competenza.

Se gli atteggiamenti, i comportamenti e il successo accademico degli studenti sono il prodotto della loro motivazione intrinseca all'apprendimento (Reeve, 2002); è anche vero che la motivazione rappresenta un continuum che va dall'amotivazione alla motivazione intrinseca (Ryan & Deci, 2000) e di conseguenza ogni studente può passare allo "step successivo" attraverso gli strumenti giusti: *«uno studente amotivato non sarebbe interessato a completare i compiti, quindi l'implementazione di un sistema di ricompensa contingente potrebbe aiutare lo studente a passare dall'amotivazione alla regolazione estrinseca, in modo tale da studiare abbastanza duramente per ottenere i premi o evitare conseguenze negative»* (Froiland, Oros, Smith & Hirschert, 2012).

Se la differenza di rendimento, quindi, può essere spiegata come differenza di motivazione tale per cui uno studente amotivato si impegnerà e persisterà meno di uno studente motivato (Grabe, Latta, 1981) allora un'ambiente di apprendimento che riesca a favorire e promuovere la motivazione intrinseca si tradurrà in un contesto formativo più efficace.

2 Il digitale come ambiente capace di aumentare la motivazione

Motivare gli studenti non è semplice e il solo sforzo degli insegnanti ed educatori non risulta efficace (Brophy, 2008).

Seguendo la trattazione teorica dell'autodeterminazione, tutte le persone sono spinte alla soddisfazione di tre bisogni psicologici intrinseci: Competenza, relazioni significative e autonomia. La soddisfazione di questi bisogni promuove la motivazione intrinseca (Deci, Vallerand, Pelletier & Ryan, 1991).

Ogni studente, di conseguenza, sentirà il bisogno di acquisire maggiore competenza nella materia di studio, instaurare relazioni significative nell'ambiente di apprendimento (Guay, Stupnisky, Boivin, Japel & Dionne, 2019) e sviluppare autonomia nell'avviare e gestire le proprie azioni.

Inoltre, seguendo il costrutto della Self-Regulation (Latham & Locke, 1991), lo studente non tenterà solo di definire degli obiettivi di apprendimento ma sarà alla continua ricerca di feedback in relazione agli obiettivi stessi (Lenne & Mann, 2020).

L'uso di ambienti digitali, e metodologie di E-learning, influenza le prestazioni cognitive e la motivazione: gli studenti che apprendono online sono più sicuri delle proprie capacità e più motivati ad apprendere (Tigowati Tigowati, Agus Efendi, Cucuk Budiyo, 2017).

Miyoshi (Miyoshi et al. 2012), in linea con quanto detto, ha posto l'accento sulle differenze tra l'apprendimento in ambiente tradizionale e digitale sottolineando come quest'ultimo:

1. Limita i problemi: permette di abbattere le barriere dello spazio e del tempo lasciando allo studente più autonomia.
2. Accresce le risorse di rete: ogni studente, con la sola connessione internet, è capace di acquisire una quantità illimitata di informazioni su qualsiasi argomento aumentando così la propria competenza.

L'apprendimento tradizionale mantiene la sua efficacia negli insegnamenti che richiedono lavoro pratico e di squadra (Lin & Chen, 2017) mostrandosi più funzionale a soddisfare il bisogno di relazioni.

Quindi, se, come dimostrato, L'apprendimento digitale mostra effetti positivi migliori sulla motivazione rispetto all'insegnamento tradizionale (Lin & Chen, 2017) è anche vero che una crasi tra E-learning e apprendimento tradizionale permette allo studente di ottenere non solo prestazioni accademiche migliori ma anche di vivere un'esperienza scolastica più appagante (Tayebnik & Puteh, 2013).

Vista la sua natura multifattoriale, la ricerca necessita di avvalersi di nuove metodologie per studiare, raccogliere dati e fornire previsioni sul rendimento scolastico degli studenti (Tanjung & Utomo, 2021). Per esempio, l'educazione 4.0 prevede che il processo di istruzione sia assistito dall'intelligenza artificiale con sensori intelligenti e dispositivi indossabili per l'apprendimento autoregolato, promuovendo learning analytics e algoritmi di machine learning per avere previsioni più efficaci (Ciolacu, Tehrani, Binder, Mugur Svasta, 2018).

3 Profili motivazionali per la previsione dell'apprendimento

L'ambiente di apprendimento non è tutto perché l'insegnante, le convinzioni degli studenti (Mary Hanrahan, 2007), le prestazioni autovalutate, l'assenteismo in classe, il comportamento di cittadinanza organizzativa, l'intenzione di lasciare l'università, la soddisfazione per la struttura scolastica (Schmitt, Oswald, Kim, Imus, Merritt, Friede & Shivpuri, 2007) e la componente emotiva (Putwain, Daly, 2013) come per esempio l'ansia sono solo alcuni dei fattori capaci di incidere, significativamente, sulla motivazione dello studente.

Controllare, separare o ridurre queste variabili potrebbe voler dire non guardare il quadro completo (Fong & Kim, 2021) quando la complessità e l'estensione dell'argomento richiederebbero un approccio multifattoriale e integrato.

La letteratura ci suggerisce che il modo migliore per derivare previsioni è un approccio centrato sulla persona che mira a identificare profili, utilizzando la cluster analysis (Vansteenkiste, Sierens, Soenens, Luyckx & Lens, 2009).

Quindi se volessimo effettuare previsioni sui risultati di un comportamento complesso, come l'apprendimento, fortemente influenzato dalla motivazione, non potremmo prescindere dall'identificazione di profili motivazionali (Valle, Núñez, Cabanach, Rodriguez, Rosario & Inglés, 2013) per comprendere in quale spazio del continuum di motivazione si trova lo studente e guidare così gli interventi con strumenti adeguati a dargli modo di progredire.

A livello individuale, l'analisi predittiva aiuta a identificare gli individui in crisi per intervenire con supporto emotivo, risorse psicoeducative e strategie di miglioramento. A livello di popolazione, gli algoritmi possono identificare i gruppi a rischio, o particolarmente dotati, che aiutano a informare la mobilitazione delle risorse, la riforma delle politiche e gli sforzi accademici.

Lo scopo di questo studio è provare a rendere esplicita l'equazione:

$$\text{Analisi più accurata} = \text{interventi più mirati}$$

Il problema è che con i Big data e le numerose variabili da considerare, la cluster analysis risulta troppo complessa per la mente umana anche quando supportata da strumenti statistici efficaci (Musacchio, Guaita, Ozzello, Pellegrini, Ponzani, Zilich, De Micheli, 2018).

Senza sottovalutare il fatto che gli studi passati, nella maggior parte dei casi, sono stati condotti con metodi statistici di base come semplici confronti di medie, percentuali e calcoli di coefficienti di correlazione che spostano il focus sui limiti di tali ricerche (Meleddu & Scalas, 2009).

L'intelligenza artificiale potrebbe rappresentare non più una valida alternativa ma la naturale evoluzione dell'analisi statistica. Gli studi hanno mostrato come un'integrazione tra AI e analisi predittiva risulti la più efficace soluzione nell'ottimizzazione dei dati e il rilevamento delle anomalie (Paul, Sadath, Madana, 2021).

4 L'utilizzo dell'AI nell'identificazione di profili motivazionali e nella previsione di comportamenti complessi

Nell'analisi dati utilizziamo una branca dell'AI denominata Machine Learning (ML).

«Il ML è un ramo in evoluzione di algoritmi computazionali progettati per emulare l'intelligenza umana imparando dall'ambiente circostante. Sono considerati il cavallo di battaglia nella nuova era dei cosiddetti big data» (El Naqa, Murphy, 2015).

Nella programmazione tradizionale troviamo dei Data (in input), una o più funzioni e l'obiettivo è ottenere degli output specifici. Il compito del programmatore risiede nel dover impostare le funzioni per far agire la macchina sui dati e ottenere i risultati desiderati.

$$y = f(x)$$

Lo scopo è ottenere "y"

Nel machine learning abbiamo a disposizione i dati, sappiamo quali sono i risultati da ottenere ma non conosciamo la funzione che è in grado di legarli. L'algoritmo confronterà i dati e gli output fino a quando non sarà capace di estrapolare la funzione capace di elaborare gli elementi in input per produrre quegli output specifici.

$$y = f(x)$$

Lo scopo è trovare "f"

In questo modo possiamo risolvere due tipi di problemi: regressione e classificazione.

Nella regressione gli input e gli output sono continui. Nella classificazione, di contro, sia gli input che gli output sono discreti.

L'aspetto più importante nel ML è quello di poter dividere il dataset in due parti: una di allenamento e l'altra di test. Questo permette di valutare l'efficacia di previsione dell'algoritmo e generalizzare la funzione (Zhang, 2010).

Il ML presenta vantaggi significativi rispetto alle analisi statistiche tradizionali perché identifica il modello più efficace per un dato set di dati ed è più adatto a elaborare combinazioni di dati complesse in relazione al numero e al tipo di

variabili. Tuttavia, le strategie di ML richiedono quantità di dati più grandi rispetto alle analisi tradizionali (El Naqa, Murphy, 2015).

«Il clustering è un metodo fondamentale di analisi dei dati. È ampiamente utilizzato per il riconoscimento di modelli, l'estrazione di caratteristiche, la quantizzazione vettoriale (VQ), la segmentazione dell'immagine, l'approssimazione delle funzioni e il data mining. Come tecnica di classificazione non supervisionata, il clustering identifica alcune strutture intrinseche presenti in un insieme di oggetti sulla base di una misura di similarità» (Du, 2010).

Utilizzare una rete neurale, capace di ottimizzare il processo di clustering, ci permette quindi di considerare un numero di variabili maggiore, oltre che il modo in cui queste variabili interagiscono, e avere analisi più accurate e dettagliate per guidare gli interventi. Un ulteriore vantaggio nell'uso del ML è la sua flessibilità: un algoritmo, una volta creato, può essere aggiornato con nuovi dati e adattarsi all'evoluzione del singolo individuo.

La ricerca si sta già muovendo in questa direzione dimostrando l'efficacia del ML nell'identificazione di profili motivazionali legati all'apprendimento e non solo.

Sharma et al. (2020) hanno dimostrato l'efficacia del metodo utilizzando la motivazione come predittore, l'apprendimento come risultato e il comportamento dello sguardo come variabile di mediazione. Dimostrando che il ML si conferma un metodo efficiente ed efficace nell'identificazione di profili altamente predittivi e capaci di migliorare il processo di apprendimento.

La necessità di implementare il ML all'interno della ricerca emerge quando ci rendiamo conto che il suo utilizzo può essere esteso anche alla psicologia clinica e nella previsione di comportamenti complessi come per esempio il suicidio (Fonseka, Bhat, Kennedy, 2019).

Conclusioni

Considerare la motivazione come misura di base in comportamenti complessi come l'apprendimento, il suicidio e l'attenzione profonda fa riflettere su quanto sia importante questo costrutto. I limiti delle analisi statistiche tradizionali hanno imposto ai ricercatori la necessità, per costi e tempo richiesti, di studiare la motivazione in relazione ad un particolare fenomeno (es. Impegno, persistenza).

La letteratura supporta l'ipotesi che le moderne tecnologie, ed in particolare l'Intelligenza Artificiale, siano adatte per poter analizzare i dati avendo potenzialmente un risultato che tenga conto di tutti i fattori.

Questo studio preliminare pone le basi per un lavoro futuro empirico nel quale ci si pone come obiettivo quello di affrontare il tema senza tralasciare i vari fattori che lo compongono effettuando un'analisi multidimensionale. Per fare ciò si ipotizza l'utilizzo di sistemi di AI ed in particolare il Machine Learning utilizzando algoritmi di rete neurale nell'identificazione di profili motivazionali centrati sulla persona al fine di creare un sistema capace di fornire un supporto predittivo verticale sull'individuo.

References

- Bråten, I., & Olaussen, B. S. (2005). Profiling individual differences in student motivation: A longitudinal cluster-analytic study in different academic contexts. *Contemporary Educational Psychology*, 30(3), 359–396. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2005.01.003>
- BROPHY, J. (2008). Developing Students' Appreciation for What Is Taught in School. *Educational Psychologist*, 43(3), 132–141. <https://doi.org/10.1080/00461520701756511>
- Carroll, J. B., & B, C. J. (1993). *Human Cognitive Abilities: A Survey of Factor-Analytic Studies*. Cambridge University Press.
- Ciolacu, M., Tehrani, A. F., Binder, L., & Svasta, P. M. (2018). Education 4.0 - Artificial Intelligence Assisted Higher Education: Early recognition System with Machine Learning to support Students' Success. *2018 IEEE 24th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)*, 23–30. <https://doi.org/10.1109/SIITME.2018.8599203>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2004). *Handbook of Self-determination Research*. University Rochester Press.

- Deci, E. L., Vallerand, R. J., Pelletier, L. G., & Ryan, R. M. (1991). Motivation and Education: The Self-Determination Perspective. *Educational Psychologist*, 26(3–4), 325–346. <https://doi.org/10.1080/00461520.1991.9653137>
- Du, K.-L. (2010). Clustering: A neural network approach. *Neural Networks*, 23(1), 89–107. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2009.08.007>
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What is machine learning? In *Machine learning in radiation oncology* (pagg. 3–11). Springer.
- Fong, C. J., & Kim, Y. W. (2021). A clash of constructs? Re-examining grit in light of academic buoyancy and future time perspective. *Current Psychology*, 40(4), 1824–1837. <https://doi.org/10.1007/s12144-018-0120-4>
- Fonseka, T. M., Bhat, V., & Kennedy, S. H. (2019). The utility of artificial intelligence in suicide risk prediction and the management of suicidal behaviors. *Australian & New Zealand Journal of Psychiatry*, 53(10), 954–964.
- Froiland, J. M., Oros, E., Smith, L., & Hirschert, T. (2012). Intrinsic Motivation to Learn: The Nexus Between Psychological Health and Academic Success. *Contemporary School Psychology: Formerly «The California School Psychologist»*, 16(1), 91–100. <https://doi.org/10.1007/BF03340978>
- Froiland, J. M., & Worrell, F. C. (2016). Intrinsic Motivation, Learning Goals, Engagement, and Achievement in a Diverse High School. *Psychology in the Schools*, 53(3), 321–336. <https://doi.org/10.1002/pits.21901>
- Goldman, Z. W., Goodboy, A. K., & Weber, K. (2017). College Students' Psychological Needs and Intrinsic Motivation to Learn: An Examination of Self-Determination Theory. *Communication Quarterly*, 65(2), 167–191. <https://doi.org/10.1080/01463373.2016.1215338>
- Gottfried, A. E. (1990). Academic intrinsic motivation in young elementary school children. *Journal of Educational Psychology*, 82(3), 525–538. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.82.3.525>
- Grabe, M., & Latta, R. M. (1981). Cumulative achievement in a mastery instructional system: The impact of differences in resultant achievement motivation and persistence. *American Educational Research Journal*, 18(1), 7–13.
- Guay, F., Stupnisky, R., Boivin, M., Japel, C., & Dionne, G. (2019). Teachers' relatedness with students as a predictor of students' intrinsic motivation, self-concept, and reading achievement. *Early Childhood Research Quarterly*, 48, 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.ecresq.2019.03.005>
- Hanrahan, M. (1998). The effect of learning environment factors on students' motivation and learning. *International Journal of Science Education*, 20(6), 737–753. <https://doi.org/10.1080/0950069980200609>
- Kettner, N. W., Guilford, J. P., & Christensen, P. R. (1959). A factor-analytic study across the domains of reasoning, creativity, and evaluation. *Psychological Monographs: General and Applied*, 73(9), 1–31. <https://doi.org/10.1037/h0093745>
- Kuncel, N. R., Hezlett, S. A., & Ones, D. S. (2004). Academic performance, career potential, creativity, and job performance: Can one construct predict them all? *Journal of personality and social psychology*, 86(1), 148.
- Latham, G. P., & Locke, E. A. (1991). Self-regulation through goal setting. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 212–247. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90021-K](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90021-K)
- Lenne, R. L., & Mann, T. (2020). Self-Regulation. In *The Wiley Encyclopedia of Health Psychology* (pagg. 623–630). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119057840.ch113>
- Lin, M. H., Chen, H. G. (2017). A Study of the Effects of Digital Learning on Learning Motivation and Learning Outcome. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 13(7), 3553–3564. <https://doi.org/10.12973/eurasia.2017.00744a>
- Martin, A. J., Mansour, M., & Malmberg, L.-E. (2020). What factors influence students' real-time motivation and engagement? An experience sampling study of high school students using mobile technology. *Educational Psychology*, 40(9), 1113–1135. <https://doi.org/10.1080/01443410.2018.1545997>
- Meleddu M., & Scalas L. F. (2009). Rendimento scolastico, fattori della personalità, processi motivazionali e sistema del sé: Una rassegna sullo sviluppo degli studi. *GiornaleDiPsicologia*, Vol. 3, No. 3, 2009. <http://www.psicotecnica.net/gdp/GiornaleDiPsicologia.2009.3.pdf#page=77>
- Miyoshi, M., Tsuboyama, K., Kasaoka Nobuyo, & Nishi, N. (s.d.). School-based «shokuiku» program in Japan: Application to nutrition education in Asian countries. *Asia Pacific Journal of Clinical Nutrition*, 21(1), 159–162. <https://doi.org/10.3316/ielapa.005020511473466>
- Musacchio, N. (2018). Artificial Intelligence and Big Data in Medicine: Scenarios, opportunities and critical issues. *The Journal of AMD*, 21(3), 204. <https://doi.org/10.36171/jamd18.21.3.04>
- Paul, L. R., Sadath, L., & Madana, A. (s.d.). Intelligenza artificiale nell'analisi predittiva di assicurazioni e banche. In *Intelligenza artificiale*.
- Putwain, D. W., & Daly, A. L. (2013). Do clusters of test anxiety and academic buoyancy differentially predict academic performance? *Learning and Individual Differences*, 27, 157–162. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2013.07.010>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Intrinsic and Extrinsic Motivations: Classic Definitions and New Directions. *Contemporary Educational Psychology*, 25(1), 54–67. <https://doi.org/10.1006/ceps.1999.1020>
- Sandri, P., & Brazzolotto, M. (2017). *Quando la plusdotazione non porta al successo scolastico*. 6.
- Schmitt, N., Oswald, F. L., Kim, B. H., Imus, A., Merritt, S., Friede, A., & Shivpuri, S. (2007). The use of background and ability profiles to predict college student outcomes. *Journal of Applied Psychology*, 92(1), 165–179. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.92.1.165>
- Sharma, K., Giannakos, M., & Dillenbourg, P. (2020). Eye-tracking and artificial intelligence to enhance motivation and learning. *Smart Learning Environments*, 7(1), 1–19. <https://doi.org/10.1186/s40561-020-00122-x>
- Shih, C.-C., & Gamon, J. (2001). Web-Based Learning: Relationships Among Student Motivation, Attitude, Learning Styles, And Achievement. *Journal of Agricultural Education*, 42(4), 12–20. <https://doi.org/10.5032/jae.2001.04012>

- Tanjung, F. Z., & Utomo, A. (2021). INVESTIGATING EFL STUDENTS' PERCEPTION ON ONLINE LEARNING AMIDST COVID-19 PANDEMIC. *International Journal of Indonesian Education and Teaching (IJIET)*, 5(1), 102–115.
- Tayebinik, M., & Puteh, M. (2013). Blended Learning or E-learning? *arXiv:1306.4085 [cs]*. <http://arxiv.org/abs/1306.4085>
- Thurstone, L. L. (1938). Primary mental abilities. *Psychometric Monographs*, 1, ix + 121-ix + 121.
- Tigowati, T., Efendi, A., & Budiyanto, C. (2017). The Influence of E-learning Use to Student Cognitive Performance and Motivation in Digital Simulation Course. *Indonesian Journal of Informatics Education*, 1(2), 127–134.
- Valle, A., Núñez, J. C., Cabanach, R. G., Rodríguez, S., Rosário, P., & Inglés, C. J. (2015). Motivational profiles as a combination of academic goals in higher education. *Educational Psychology*, 35(5), 634–650. <https://doi.org/10.1080/01443410.2013.819072>
- Vansteenkiste, M., Sierens, E., Soenens, B., Luyckx, K., & Lens, W. (2009). Motivational profiles from a self-determination perspective: The quality of motivation matters. *Journal of educational psychology*, 101(3), 671.
- Zhang, Y. (2010). *New Advances in Machine Learning*. BoD – Books on Demand.