



Glossaire

Auteur : Inaya El Alaoui, Céline Treuiller, Amal Ben Soussia, Anne Boyer

Nom de l'organisation : UL/Loria/CNRS

Date de création : 15-02-2022

Date de modification : 15-02-2022

Mots-clés : Learning Analytics, indicateurs



Table des matières

1	Que sont les Learning Analytics ?	3
2	Mesurer l'impact pédagogique grâce aux indicateurs	3



1 Que sont les Learning Analytics ?

Les learning analytics (LA) ou “analyse de l’apprentissage” est un champ d’étude qui vise à collecter, mesurer, analyser et exploiter des données d’un système d’apprentissage en ligne [1]. Le but est d’optimiser, améliorer pour les enseignants et apprenants les systèmes d’apprentissage en ligne, mais aussi de pouvoir fournir un retour ou réaliser des recommandations aux enseignants et apprenants.

Lorsqu’un apprenant interagit avec un environnement d’apprentissage virtuel (VLE : Virtual Learning Environment), celui-ci génère d’importantes données, appelées traces d’apprentissage. Ces traces d’apprentissage vont être collectées, analysées.

Les quatre axes d’analyses des LA sont les suivants [2] :

- L’analyse descriptive, qui représente une analyse et description simple des données d’apprentissage recueillis sur des VLE
- L’analyse diagnostique, qui représente un examen des données et des contenus d’apprentissage de manière à mieux comprendre l’état actuel d’un système d’apprentissage
- L’analyse prédictive, qui détermine les futurs possibles
- L’analyse prescriptive, qui détermine quelles actions recommander pour atteindre un objectif.

Les différents résultats obtenus vont notamment permettre d’évaluer, prédire, les potentielles situations d’échec, mais aussi de comprendre, d’optimiser et de personnaliser l’expérience (apprentissage et environnement dans lequel l’apprentissage se réalise) des apprenants en fonction de leurs besoins.

2 Mesurer l’impact pédagogique grâce aux indicateurs

Il est donc judicieux d’évaluer le positionnement et le comportement des apprenants en termes de performance, de charge de travail, d’engagement, etc. . .

Selon Iksal [3] : "Un indicateur est un observable signifiant sur le plan pédagogique, calculé ou établi à l’aide d’observés, et témoignant de la qualité de l’interaction, de l’activité et de l’apprentissage dans un EIAH (Environnement Informatique pour l’Apprentissage Humain). Il est défini en fonction d’un objectif d’observation et motivé par un objectif pédagogique."

Différents types d’indicateurs existent : algorithmiques, pédagogiques ou éthiques. Nous nous intéresserons ici aux indicateurs pédagogiques, de sorte à évaluer l’impact pédagogique des systèmes d’apprentissage. Ces indicateurs sont divers et dépendent de la base de données étudiée et des traces d’apprentissage à disposition. L’évaluation de ces indicateurs est dépendante des données disponibles en fonction de leur nature, leur variété et le format des traces d’apprentissage recueillis sur les VLE. L’évaluation de ces indicateurs et de l’impact pédagogique dépend donc des données comme évoqué ci-avant, mais également des objectifs d’étude fixés, des méthodes appliquées pour analyser les données et du type d’analyses réalisées, qu’elles soient descriptives, diagnostiques, prédictives ou encore prescriptives.



Les indicateurs pédagogiques d'intérêt ici sont donc les suivants, et se définissent de la sorte :

- **Engagement** : adoption d'un comportement engagé de la part de l'étudiant envers une tâche d'apprentissage [4]
- **Performance** : différentes notes, résultats obtenus par l'étudiant [5]
- **Réactivité** : rendus à temps des travaux et réactions/réponses aux événements liés aux cours [6]
- **Régularité** : fréquence de l'activité de l'étudiant sur la plateforme [7]
- **Curiosité** : motivation intrinsèque de l'étudiant [7]

La table 1, à la fin du document, rassemble des exemples de comment sont concrètement calculés ces indicateurs (sur différentes bases de données, donc différentes traces d'apprentissage)[7], [8].

Grâce à ce tableau récapitulatif, nous pouvons nous apercevoir que la définition et le calcul d'indicateur peut être différent d'une base de données à l'autre, comme évoqué précédemment.

Cela dépend également de la pertinence des résultats, de la réalité de ce que l'on obtient après analyse mais également de l'objectif de l'analyse. Effectivement, nous pouvons voir que les méthodes de calculs changent entre le jeu de données 1 et celles du jeu de données 2 . De plus, ces méthodes changent également selon les objectifs d'étude bien qu'une même base de données soit utilisée, ce qui est le cas de celui du jeu de données 2. En effet, d'une part les indicateurs servent à expliquer les données sous forme de personas et d'une autre part, les indicateurs vont permettre de pouvoir prédire une situation de réussite ou d'échec pour un étudiant.



Références

- [1] G. Siemens and P. Long, “Penetrating the fog : Analytics in learning and education.,” *EDUCAUSE review*, vol. 46, no. 5, p. 30, 2011.
- [2] G. Bonnin and A. Boyer, “Higher education and the revolution of learning analytics,” 2017.
- [3] S. Iksal, *Ingénierie de l’observation basée sur la prescription en EIAH*. PhD thesis, Université du Maine, 2012.
- [4] M. Hussain, W. Zhu, W. Zhang, and S. M. R. Abidi, “Student engagement predictions in an e-learning system and their impact on student course assessment scores,” *Computational intelligence and neuroscience*, vol. 2018, 2018.
- [5] K. E. Arnold and M. D. Pistilli, “Course signals at purdue : Using learning analytics to increase student success,” in *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, pp. 267–270, 2012.
- [6] M. S. Boroujeni, K. Sharma, Ł. Kidziński, L. Lucignano, and P. Dillenbourg, “How to quantify student’s regularity?,” in *European conference on technology enhanced learning*, pp. 277–291, Springer, 2016.
- [7] C. Treuillier and A. Boyer, “Identification of class-representative learner personas,” in *LA4SLE 2021-Learning Analytics for Smart Learning Environments*, vol. 3024, pp. 38–45, 2021.
- [8] A. Ben Soussia, A. Roussanaly, and A. Boyer, “An in-depth methodology to predict at-risk learners,” in *European Conference on Technology Enhanced Learning*, pp. 193–206, Springer, 2021.

	Jeu de données 1 : pour la création de personas	Jeu de données 2 : pour la création de personas (exploitabilité des données)	Jeu de données 2 : pour de la prédiction
Engagement	nombre de clics total sur toute la durée d'un cours + nombre de clic par activité	nombre de log total	nombre d'actions sur la plateforme + nombre d'interaction par type d'action + nombre d'interactions par jour de la semaine (chaque lundi, chaque mardi, etc. . .) + nombre d'action par type de composant, puis toute les combinaison possible entre les différentes actions, différentes composantes et différents jours de la semaine
Performance	notes	moyenne des notes	moyenne des notes + nombre de devoirs rendus
Réactivité	différence entre la date de rendu de l'élève et la date de rendu limite	délai entre la date d'inscription de l'élève et le jour où il rend son devoir	différence (en terme de jours) entre l'inscription de l'étudiant et sa première connexion + est ce que l'étudiant rend son devoir à temps (oui/non) comparaison de l'étudiant avec ses pairs
Régularité	nombre de jours actifs par type d'activité + nombre de jour actif total + moyenne de clics par jour sur différentes activités + total de toutes les activités confondues	nombre de log moyen par semaine + nombre de jours actifs + nombre de devoirs rendus + nombre de jours avant première connexion + 2 indicateurs relatifs (nombre de devoirs rendus + nombre de jours actifs)	est ce qu'il ya un progrès d'une semaine à l'autre sur les devoirs déposés (en quantité) + est ce qu'il y a un progrès en terme de nombre d'action et/ou d'interaction sur la plateforme d'une semaine à l'autre comparaison de l'étudiant l ui même dans le temps
Curiosité	nombre de type d'activités différentes consultées + nombre de ressources différentes consultées	nombre d'objets	

TABLE 1 – Calcul des indicateurs selon différentes bases de données.