



HAL
open science

Détection de la persévérance en milieu scolaire

Timothée Duron, Laurent Gallon, Philippe Aniorté

► **To cite this version:**

Timothée Duron, Laurent Gallon, Philippe Aniorté. Détection de la persévérance en milieu scolaire. EIAH 2023 - Atelier Education 4.0: caractérisation des facteurs humains dans les parcours pédagogiques, LIUPPA Pau, Jun 2023, Brest (France), France. hal-04313130

HAL Id: hal-04313130

<https://univ-pau.hal.science/hal-04313130>

Submitted on 29 Nov 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Détection de la persévérance en milieu scolaire

Timothée Duron¹, Laurent Gallon¹, Philippe Aniorté²

¹ Université de Pau et des Pays de l'Adour, E2S UPPA, LIUPPA, Mont-de-Marsan, France
{timothee.duron;laurent.gallon}@univ-pau.fr

² Institut National de Recherche en TIC, INDICATIC AIP, Panamá, Panamá
indicatic_director@senacyt.gob.pa

Résumé. L'objectif de nos travaux est de s'intéresser à la détection de la persévérance en milieu scolaire dans un contexte informatique. Peut-on trouver en temps réel, à partir des interactions de l'apprenant sur un EIAH, des indicateurs permettant de mesurer son état de persévérance ? Pour cela nous présenterons brièvement la méthodologie mise en place, ainsi que des résultats obtenus lors d'un cas d'étude sur l'utilisation d'un logiciel de programmation par bloc sur ordinateur avec souris.

Mots-clés : persévérance, souris, métrique, comportement, IHM

Abstract. The aim of our work is to look at the detection of perseverance in a school environment in an IT context. Is it possible to find, in real time, indicators of a learner's perseverance based on their interactions with a computer-based learning environment? To do this, we will briefly present the methodology used and the results obtained from a case study involving the use of block programming software on a computer equipped with a mouse in a primary school.

Keywords: perseverance, mouse, metrics, behaviour, HMI.

1 Introduction

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet PIA-2 PERSÉVÉRONNS, qui avait pour but d'étudier l'impact des outils numériques sur la motivation et la persévérance scolaire, et donc de diminuer le décrochage. La persévérance scolaire, dans sa définition académique, est une notion à long terme, c'est-à-dire le fait de ne pas décrocher/sortir de l'institution sans avoir obtenu le diplôme visé. Nous nous sommes plutôt intéressés à la persévérance en milieu scolaire, c'est-à-dire la « persévérance » appliquée au contexte scolaire, dans des temporalités plus courtes.

Il existe différentes théories autour de la motivation et de la persévérance [1], qui permettent de modéliser et de mieux en comprendre les mécanismes sous-jacents. En particulier, la théorie de l'autodétermination [2] affirme que la répétition de situations de réussite à des échelles de temps courtes et très courtes (par exemple réussir plusieurs fois à effectuer des exercices de mathématiques), améliorent la persévérance au niveau contextuel (l'école, les mathématiques). Aussi, toute perte de motivation, voire décrochage, au niveau situationnel peut avoir un effet néfaste sur la persévérance. Nos travaux tentent d'analyser les comportements des apprenants sur des temps courts pour détecter ces pertes de persévérance et décrochages.

La question que l'on se pose donc est la suivante : « Peut-on détecter dans les variations du comportement d'un apprenant via les interactions hommes-machines, un éventuel risque de décrochage, ou décrochage de l'activité pédagogique ? Et si oui, peut-on avoir une idée de la cause ? ». La réponse affirmative à ces questions permettrait de monitorer au plus proche l'apprenant, sans tenir compte des aspects didactiques, ou de son avancée (ou recul) vers la solution/réalisation de l'activité, en aidant l'enseignant à la prise de décision, et de mieux adapter le choix du prochain exercice (qui peut être réalisé automatiquement par le logiciel) pour multiplier les situations de réussite, renforcer l'engagement de l'élève, éviter les décrochages et améliorer sa persévérance.

Pour cela nous avons choisi de nous appuyer sur la théorie du flux [3], pour catégoriser les différents comportements caractérisant la persévérance. Cette théorie décrit les différents états par lesquels un individu (un apprenant dans notre cas) se trouve face à une situation à résoudre/accomplir, en fonction de ses capacités et du challenge proposé. En partant de l'hypothèse qu'un changement d'état de persévérance va modifier le comportement de l'apprenant [4], nous proposons un modèle à 5 états de persévérance pour classifier les comportements de l'apprenant (voir figure 1) : (i) état de travail (ii) risque de décrochage par difficulté (iii) risque de décrochage par désintérêt (iv) décrochage avéré dû à la difficulté (v) décrochage avéré par désintérêt. Ce modèle s'appuie en partie sur les travaux de [5].

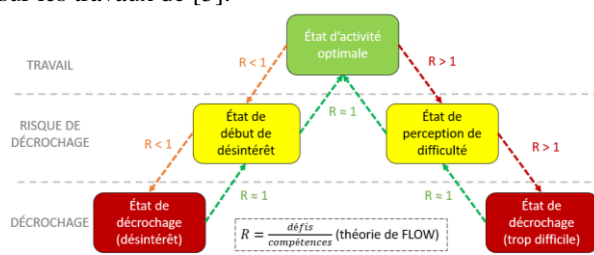


Fig. 1. Classification des comportements en 5 états de persévérance.

2 Méthodologie de détection et classification

La méthodologie de détection et de classification des comportements que nous avons proposée comporte 4 grandes étapes : la capture des données, la construction des règles de caractérisation des états, la pré-validation et la validation de ces règles.



Fig. 2. Méthodologie simplifiée

La capture des données permet de capturer les données fonctionnelles, c'est-à-dire celles que l'on utilise pour caractériser les comportements et les classifier (ex traces des interactions souris-clavier). Elle permet aussi de collecter les données de contrôles, plus facilement analysables par des experts humains, et qui permettent de construire les règles de détection, et de les valider (ex : enregistrement de l'écran et la webcam).

Vient ensuite la construction des règles de détection et classification. Ces règles sont déterminées par un groupe d'experts sur la base de l'analyse des données de contrôle issues de séances pédagogiques préalablement réalisées. Ce travail est long et fastidieux, car il demande beaucoup d'itérations. Cela commence par une analyse rapide de la séance pour avoir une idée du profil de l'élève (calme, relaxé, stressé etc...), ainsi que du contexte général de la séance en classe. Puis dans les itérations suivantes, on commence à noter les événements ou changements marquants dans le comportement de l'apprenant. Enfin, les dernières itérations permettent de détailler tous les événements à l'aide de métriques (indicateurs) liées aux données fonctionnelles (changement de vitesse du pointeur par exemple).

La 3^{ème} étape est la pré-validation des règles, c'est-à-dire tester ces règles sur les mêmes jeux de données que pour la construction, et vérifier que le taux de détection est suffisant (identique au taux de détection d'un expert humains). Si le résultat n'est pas satisfaisant, on retravaille les règles jusqu'à obtenir un taux satisfaisant.

La dernière étape est la validation des règles sur les données issues de séances non utilisées lors de la construction. Cette fois encore si le taux de détection n'est pas satisfaisant on peut retravailler les règles pour améliorer la détection et la classification.

Notons que la pré-validation et la validation peuvent être faites par un groupe d'experts différent que pour la construction. Dans ce cas, il est essentiel de qualifier chaque expert séparément pour pouvoir comparer ses performances avec celles du prototype.

3 Expérimentations et résultats

Nos expérimentations ont été réalisées lors de séances d'apprentissage de la programmation par bloc (site web code.org), dans des classes de CE2 à CM2, sur ordinateurs avec souris. Pour les données fonctionnelles, nous avons utilisé les traces souris et clavier (récupérées via un keylogger), ainsi que quelques infos issues du logiciel (nombre de blocs connectés, déplacement d'un bloc d'une zone à une autre...). Nous avons volontairement choisi de ne pas utiliser d'informations didactiques (avancée dans la résolution de l'exercice, ...) pour rester indépendant de l'évolution de l'élève dans le curriculum. Nous n'avons pas utilisé non plus la webcam pour les données fonctionnelles, afin de faciliter le déploiement de notre solution dans les classes (peu de webcams disponibles), et éviter les problématiques de vie privée et d'anonymats (ex : webcam), ou de données sensibles (ex : ceinture cardiaque).

Pour notre pré-validation nous choisis de changer de groupe d'experts entre la phase de construction et la phase de pré-validation. Le groupe pour la construction se composait des auteurs de cet article et de deux stagiaires de l'ENSC. Le groupe de validation se composait de cinq enseignants de classes primaires formés à enseigner la programmation par bloc. L'étape de construction a donné lieu à la création de 11 règles. Pour la pré-validation, nous avons dans un premier temps, analysé et qualifié le groupe et chaque expert. L'étude de la dispersion des avis des experts a montré que la disparité dans la caractérisation des comportements n'était pas négligeable. En effet leurs analyses sont très subjectives, et sont intimement liées à la perception que chacun a de la persévérance. De plus, les signaux de décrochage identifiés lors de la construction des

règles peuvent être considérés comme forts (comportements évidents) ou faibles (comportements susceptibles de caractériser un changement d'état de persévérance). Dans ce dernier cas, le taux de dispersion des avis des experts sera forcément plus grand.

Une étude de similitude entre les experts nous a permis de vérifier si un expert ne faisait pas apparaître trop de différence avec le reste du groupe. Nous avons aussi analysé et classifié les désaccords d'avis, ce qui a montré que les experts ont plus de facilité à être d'accord sur le degré de décrochage que la raison du décrochage. Suite à cela nous avons cherché à avoir une réponse de référence (réponse commune des experts) pour pouvoir y comparer le prototype, et la dispersion vue précédemment a été visible. Pour environ 30 % des points d'intérêt identifiés, aucune réponse commune n'est ressortie (moins de 3 experts sur 5 sont du même avis). Sur les 70% de points de référence restants, les performances du prototype sont similaires à celle des experts humains. De plus, 70% des désaccords correspondent à des signaux faibles, c'est-à-dire de désaccord sur la distinction entre l'état de travail (i) et les états de risque de décrochage (ii et iii).

Finalement, nous avons considéré le prototype comme un expert de plus dans le groupe et refait les mêmes analyses de qualification des experts, pour qualifier le profil de détection du prototype. Ce dernier diminue les cas de dispersions fortes des réponses et augmente le nombre de cas de dispersions faibles. Il obtient une similarité équivalente aux autres experts, un peu plus accentuée avec ceux qui sont le plus en accord avec le reste du groupe et un peu moins avec celui qui est le moins similaire au groupe. Le profil de classification des accords/désaccords est lui aussi similaire aux experts, avec cependant moins de cas de désaccords forts, mais un peu plus de cas de désaccords faibles (distinction entre l'état de travail et un risque de décrochage).

4 Conclusions et perspectives

Au vu des résultats présentés, nous concluons que notre méthodologie nous a permis de construire un ensemble de règles de détection des décrochages aux performances similaires à celle d'un expert humain. Une règle semble être un peu trop sensible, et nécessiterait d'être retravaillée (cela est prévu dans la méthodologie). L'étape de la validation n'a malheureusement pas pu être faite, car les expérimentations ont été interrompues à la suite du Covid19, empêchant d'avoir de nouveaux jeux de données.

Références

1. Philippe Carré et Fabien Fenouillet, *Traité de psychologie de la motivation*, Dunod, 2008.
2. R. J. Vallerand, N. Carbonneau, M.-A. Lafrenière, "La théorie de l'autodétermination et le modèle hiérarchique de la motivation intrinsèque et extrinsèque : perspectives intégratives," *Traité de psychologie de la motivation*, pp. 137–141, Dunod 2008
3. M. Csikszentmihalyi, "Flow and education," *Applications of Flow in Human Development and Education : The Collected Works of Mihaly Csikszentmihalyi*, pp. 129–151, 2014.
4. Y. M. Lim, A. Ayeshe, and M. Stacey, "Detecting cognitive stress from keyboard and mouse dynamics during mental arithmetic," in *2014 Science and Information Conference*, Aug 2014, pp. 146–152.
5. G. Denis and P. Jouvelot, "Motivation-driven educational game design : Applying best practices to music education," vol. 265, 2005, pp. 462–465