

Intégration d'explications dans un référentiel de compétences associé à une plateforme d'apprentissage de l'informatique

Esther Félix¹, Franck Amadieu², Rémi Venant³ et Julien Broisin¹

¹ IRIT, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, Toulouse, France
`{esther.felix, julien.broisin}@irit.fr`

² CLLE - Cognition, Langues, Langage, Ergonomie
`franck.amadieu@univ-tlse2.fr`

³ LIUM - Laboratoire d'Informatique de l'Université du Mans
`remi.venant@univ-lemans.fr`

Résumé. Cet article concerne le domaine de l'intelligence artificielle explicable appliquée à l'éducation, qui explore les explications destinées aux utilisateurs d'environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Nous proposons d'introduire des explications dans un référentiel de compétences d'une plateforme d'apprentissage de l'informatique et nous étudions l'impact de certaines caractéristiques des apprenants sur leur perception et leur consultation des explications. Nos résultats montrent que la perception des étudiants de leur capacité à réussir est corrélée positivement avec le nombre d'explications ouvertes et que les étudiants les plus actifs sur la plateforme sont aussi ceux qui accèdent le plus aux explications.

Mots-clés : Explicabilité, Apprentissage de l'informatique, EIAH, Personnalisation, Intelligence Artificielle.

Abstract. This paper concerns the field of explainable artificial intelligence applied to education, which explores explanations for users in Technology-Enhanced Learning Environments. We propose to introduce explanations into a competency profile of a computer science learning platform and study the impact of some learners' characteristics on their perception and consultation of explanations. Our results show that students' perception of their ability to succeed is positively correlated with the number of opened explanations and that the most active students on the platform are also the ones who access explanations the most.

Keywords: Explainability, Computer Education, TEL, Personalization, Artificial Intelligence.

1 Introduction

Les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH) sont souvent accompagnés de systèmes qui utilisent des méthodes d'intelligence artificielle pour interagir avec les apprenants ou les professeurs, par exemple en leur faisant des recommandations. Ces systèmes, peu transparents, peuvent bénéficier de l'ajout d'explications afin d'augmenter la confiance des utilisateurs en

améliorant leur compréhension des mécanismes sous-jacents à ces systèmes [2]. Pour être efficaces, les explications fournies doivent être adaptées au niveau d'expertise de l'utilisateur et plus généralement à des caractéristiques propres à l'utilisateur [7]. Nous proposons d'ajouter des explications à un référentiel de compétences intégré dans un environnement virtuel d'apprentissage de l'informatique. Une étude expérimentale menée avec des étudiants en informatique dans le supérieur nous permet de déterminer le lien entre certaines caractéristiques personnelles des étudiants et leur consultation des explications.

2 Travaux connexes

L'explicabilité des modèles d'intelligence artificielle appliqué à l'éducation est un domaine de recherche qui vise à améliorer la transparence, l'interprétabilité et la confiance envers les systèmes d'intelligence artificielle (IA) utilisés dans des contextes éducatifs [2]. Cela implique d'expliquer le fonctionnement interne de ces systèmes et leurs processus décisionnels aux utilisateurs finaux, tels que les étudiants, les enseignants ou encore les parents. Conati et al. ont par exemple proposé des conseils accompagnés d'explications dans un ITS (*Intelligent Tutoring System*) en se focalisant sur *pourquoi* une suggestion est utile et *comment* l'IA prend la décision de faire cette suggestion [3]. De plus, les explications peuvent être adaptées en fonction de différentes capacités, traits de caractère à long terme, états cognitifs et affectifs ou préférences des utilisateurs [4]. Des caractéristiques de ce type ont déjà été identifiées dans des domaines tels que la recommandation de musiques [5], mais n'ont à notre connaissance pas été clairement identifiées dans le domaine de l'éducation [4].

3 Méthodes

Outils utilisés L'expérimentation a été effectuée en s'appuyant sur la plateforme Lab4CE [1]. Ce système intègre différents outils et visualisations permettant la réalisation à distance de travaux pratiques d'informatique. Lab4CE offre à chaque apprenant un laboratoire virtuel personnel, et intègre des fonctionnalités permettant de collecter des données reflétant les différentes actions réalisées par chacun des apprenants. Lab4CE intègre également une approche par compétences [6] : un référentiel de compétences est associé au domaine informatique étudié, et le taux de maîtrise des apprenants pour chacun des items du référentiel est calculé automatiquement à partir des activités qu'ils réalisent sur la plateforme. L'algorithme responsable du calcul du taux de maîtrise de chacune des compétences analyse les commandes et scripts exécutés sur Lab4CE par l'apprenant. Plus précisément, chaque compétence est associée à une ou plusieurs expressions régulières et l'algorithme vérifie si des commandes ou des scripts écrits par les étudiants et exécutés sans erreur correspondent à ces expressions régulières. Ainsi, le taux de maîtrise d'une compétence augmente en fonction du nombre de correspondances trouvées avec les expressions régulières associées à cette compétence. Les explications portant sur les taux de maîtrise sont spécifiques à chaque compétence et s'obtiennent en cliquant sur les valeurs des taux

de maîtrise. Ces explications informent que le taux de maîtrise dépend de l'exécution correcte de commandes ou scripts liés à cette compétence. Dans le cas où le taux de maîtrise n'est pas nul, l'explication fournit également un extrait de code ayant contribué à faire monter le taux.

Expérimentation : données collectées et analyses Nous avons mené une expérimentation dans le contexte d'un module de programmation Shell pour lequel des séances de travaux pratiques hebdomadaires étaient organisées durant 5 semaines avec 100 étudiants d'IUT informatique. Deux groupes expérimentaux de 50 étudiants chacun ont été constitués aléatoirement avant la première séance. Les étudiants du premier groupe avaient accès aux explications portant sur la manière dont le taux de maîtrise était calculé, au contraire des étudiants du deuxième groupe (groupe contrôle). Nous avons ensuite collecté des données concernant toutes les interactions des étudiants avec le système. Nous avons également collecté les notes des étudiants à l'examen final du module, ainsi que leurs réponses à un questionnaire comprenant des items de Likert sur l'utilité perçue, la compréhension et la confiance des étudiants envers le référentiel de compétence. De plus, les trois caractéristiques personnelles des apprenants que nous avons pu mesurer avant le début du cours sont leur intérêt pour le thème du module étudié, leur perception de leur capacité à réussir le module, et leur niveau initial sur les connaissances théoriques du module. L'intérêt pour le thème du module et la perception de la capacité à réussir ont été mesurées avec plusieurs items de Likert. Le niveau initial est quant à lui représenté par la note au questionnaire de connaissances. L'analyse des données a ensuite été effectuée à l'aide des outils *jamovi* et *Jupyter Notebook* (lang. Python) avec les bibliothèques *numpy* et *pandas*. Des corrélations ont été effectuées entre le nombre d'ouvertures d'explications et, d'une part, les caractéristiques personnelles mesurées, et d'autre part les diverses données d'activité sur la plateforme, et les deux groupes expérimentaux ont été comparés sur leurs notes à l'examen final ainsi que sur leurs réponses aux questionnaires de perception du référentiel à l'aide d'analyses ANOVA.

4 Résultats

L'analyse de corrélations effectuée sur l'ensemble des étudiants ayant reçu des explications fait apparaître une corrélation positive significative entre la variable de perception de la capacité à réussir et le nombre d'ouvertures d'explications (r de Pearson = 0.219, $p < 0.05$). Cependant, on n'obtient pas de corrélation entre la variable d'intérêt pour le thème du cours ou la note au questionnaire de connaissances et les ouvertures d'explications. Nous avons également relevé des corrélations significativement positives entre le nombre de consultations d'explications et toutes les variables d'activité sur Lab4CE (nombre d'ouvertures d'un éditeur de code depuis le terminal de la plateforme, commandes exécutées et scripts exécutés). Enfin, les analyses ANOVA n'ont pas permis de relever de différences significatives entre les deux groupes concernant leurs résultats académiques ou leur perception du référentiel de compétences

(utilité perçue, compréhension et confiance).

5 Discussion et conclusion

Nous recommandons d'approfondir les recherches visant à personnaliser les explications dans les EIAH en évaluant et en prenant en compte la perception qu'ont les apprenants de leur capacité à réussir. Concernant les autres caractéristiques, ni l'intérêt pour le cours ni le niveau de connaissances avant le début du cours ne semblent avoir de lien significatif avec la consultation des explications. De plus, les étudiants qui consultent plus les explications sont ceux qui sont par ailleurs les plus actifs sur les autres aspects de l'environnement virtuel. Il semble donc que nos explications atteignent en premier lieu les apprenants impliqués et actifs dans l'utilisation de l'outil. Cela souligne le besoin d'explorer des variations sur la forme et le contenu des explications afin de mieux adapter les explications aux différents profils d'apprenants. On peut par exemple imaginer la possibilité de faire apparaître plus explicitement et régulièrement des signaux menant aux explications pour les étudiants qui ont peu de probabilité de les consulter.

Pour atteindre l'objectif de fournir des explications accessibles, utiles et attrayantes pour les étudiants de tous niveaux, il est nécessaire d'analyser plus en détail les besoins de différents groupes d'apprenants avec des méthodes qualitatives. De plus, les résultats obtenus soulignent le besoin d'examiner d'autres caractéristiques personnelles pouvant modifier l'intérêt porté aux explications, et de proposer des explications adaptées aux apprenants en fonction de ces caractéristiques. Une piste d'amélioration des explications fournies consiste à donner des retours aux apprenants sur des commandes n'ayant pas fonctionné.

Références

1. Broisin, J., Venant, R., Vidal, P. : Lab4ce : a remote laboratory for computer education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education* (2017)
2. Conati, C., Porayska-Pomsta, K., Mavrikis, M. : AI in Education needs interpretable machine learning : Lessons from Open Learner Modelling. *ArXiv* (2018)
3. Conati, C., Barral, O., Putnam, V., Rieger, L. : Toward personalized XAI : A case study in intelligent tutoring systems. *Artificial Intelligence* **298**, 103503 (2021)
4. Khosravi, H., Shum, S.B., Chen, G., Conati, C., Tsai, Y.S., Kay, J., Knight, S., Martinez-Maldonado, R., Sadiq, S., Gašević, D. : Explainable Artificial Intelligence in education. *Computers and Education : Artificial Intelligence* **3**, 100074 (Jan 2022)
5. Millecamp, M., Htun, N.N., Conati, C., Verbert, K. : To explain or not to explain : the effects of personal characteristics when explaining music recommendations. In : *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces*. pp. 397–407. IUI '19, Association for Computing Machinery (Mar 2019)
6. Sablayrolles, L., Guin, N., Lefevre, M., Broisin, J. : Conception et évaluation d'un processus de personnalisation fondé sur des référentiels de compétences. In : *10e Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain* (2021)
7. Tomsett, R.J., Braines, D., Harborne, D., Preece, A., Chakraborty, S. : Interpretable to Whom ? A Role-based Model for Analyzing Interpretable Machine Learning Systems. *ArXiv* (Jun 2018)