

Sticef

*Sciences et technologies de l'information et de la communication
pour l'éducation et la formation*

Volume 30, numéro 1, 2023

Varia



Sticef

Volume 30
numéro 1, 2023

varia

© ATIEF, 2023

ISBN 978-2-901384-08-3

DOI: 10.23709/sticef.30.1 en ligne sur www.sticef.org

Le Code de la propriété intellectuelle n'autorisant, aux termes des paragraphes 2 et 3 de l'article L. 122-5, d'une part, que les « *copies et reproductions strictement réservées à l'usage privé du copiste et non destinées à une utilisation collective* » et, d'autre part, sous réserve de mention du nom de l'auteur et de la source, que « *les analyses et les courtes citations justifiées par le caractère critique, polémique, pédagogique, scientifique ou d'information* », « *toute représentation ou reproduction totale ou partielle faite sans le consentement de l'auteur, ou de ses ayants droit ou ayants cause, est illicite* » (article L. 122-4). Une telle représentation ou reproduction, par quelque procédé que ce soit, constituerait donc une contrefaçon sanctionnée par les articles L. 335-2 et suivants du Code de la propriété intellectuelle.

Sommaire

Élise LAVOUÉ • Éditorial du numéro varia 7

ARTICLES DE RECHERCHE

Françoise POYET, Nadja ACIOLY-RÉGNIER, Jean-Claude RÉGNIER, Guillaume CLERE • Opportunités et libertés d'expérimentation dans les dispositifs hybrides de formation par alternance 10

Esther FÉLIX, Franck AMADIEU, Julien BROISIN • Caractéristiques personnelles et explications dans les EIAH : une étude exploratoire dans l'enseignement de l'informatique 31

Comités 60

Éditorial

Volume 30

Élise LAVOUÉ (Rédactrice en chef de STICEF)

1. COMPOSITION DU VOLUME

J'ai le plaisir d'introduire ce volume 30 (2023) de la revue STICEF, composé de deux numéros. Le premier, intitulé *varia*, contient deux articles de recherche publiés « au fil de l'eau », je les décris dans la partie suivante. Le second est un numéro spécial consacré aux dispositifs hybrides pour l'apprentissage et l'enseignement, coordonné par Chrysta Pélissier, Claire Peltier, Franck Silvestre et Stéphanie Fleck. Nous renvoyons à l'éditorial de ce numéro spécial pour une présentation des articles qu'il rassemble. Nous tenons à remercier très sincèrement les éditeurs de ce numéro spécial, le comité de lecture, ainsi que tous les relecteurs extérieurs pour la précieuse expertise qu'ils ont apportée pour l'ensemble de ce volume. Nous tenons également à remercier les auteurs pour les améliorations successives de leurs articles à l'aide des retours apportés par les relecteurs et les éditeurs.

2. VOLUME 30, NUMERO 1 (VARIA)

L'article de Françoise Poyet, Nadja Acioly-Régnier, Jean-Claude Régnier et Guillaume Clere présente un dispositif de réalité virtuelle pour lutter contre le harcèlement sexuel au travail, nommé « La traque ». Les auteurs s'interrogent sur la pertinence de ce type de dispositif pour créer un environnement propice à la sensibilisation et à l'éducation des individus relativement à ce phénomène, et plus particulièrement sur les émotions et l'empathie qu'il peut susciter chez les utilisateurs. Les résultats d'une étude exploratoire mettent en avant que l'utilisation de ce dispositif de réalité virtuelle semble favoriser une implication émotionnelle des utilisateurs, ceux-ci s'identifiant préférentiellement au personnage féminin. Il en ressort également un lien significatif entre chacune des trois variables que sont le sexe, le quotient émotionnel initial, le choix de l'identification à un personnage, et la nature du ressenti émotionnel des utilisateurs.

Esther Félix, Franck Amadiou et Julien Broisin s'intéressent à la problématique de l'explicabilité de l'intelligence artificielle intégrée aux environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH). Ils présentent une étude exploratoire menée dans le contexte d'un cours de programmation suivi par 98 étudiants en première année d'un Bachelor Universitaire de Technologie (BUT) informatique. Cette étude vise à identifier les caractéristiques individuelles susceptibles d'avoir un impact sur la consultation, la perception et la compréhension d'explications relatives au profil de compétences des apprenants, ainsi que les types d'explications susceptibles d'être les plus efficaces. À partir d'une combinaison d'analyses qualitatives et quantitatives, les résultats révèlent que les explications fournies ont principalement été consultées et comprises par les étudiants ayant une haute perception de leur capacité à réussir, qui sont performants, engagés et intéressés

par le fonctionnement interne du système utilisé. À l'inverse, les étudiants peu performants ou peu engagés dans la tâche d'apprentissage ont des difficultés à accéder aux explications et à les comprendre. Les auteurs fournissent un ensemble de recommandations pour la conception d'explications dans un système pour l'apprentissage qui s'appuie sur des algorithmes d'intelligence artificielle.

3. DU NOUVEAU POUR LA REVUE

Cela ne vous aura pas échappé, la revue STICEF a tout récemment changé de site web et de style. Le nouveau site web¹ permet d'exploiter au maximum les possibilités en *front-end* de la solution utilisée par la revue depuis près de 10 ans pour la gestion des soumissions. L'interface *responsive* permet la lecture sur de multiples dispositifs et la nouvelle arborescence des contenus a été pensée pour fluidifier la navigation. Les anciens volumes publiés par la revue restent consultables en ligne dans les « Archives² », avec un lien direct depuis le nouveau site web.

Du côté éditorial, les nouvelles feuilles de style proposées fin 2022 ont été appliquées par les auteurs de ce volume, leur simplification facilitant le travail de rédaction et de relecture éditoriale. Une autre évolution concerne la mise en page de ce volume annuel par des membres du comité de rédaction, et non par une éditrice professionnelle. Ce choix a été fait par souci de réduire les coûts liés à l'édition de la revue dans le budget de l'Association des Technologies de l'Information pour l'Éducation et la Formation (ATIEF), l'exigence de qualité étant par ailleurs moins forte pour un volume en ligne que pour des impressions papiers. Ce choix a permis, en contrepartie, de financer l'hébergement de la revue chez un hébergeur professionnel, ce qui garantit une pérennisation sur le long terme de son bon fonctionnement. Nous tenons à remercier très sincèrement l'ATIEF pour son soutien financier, sans lequel la revue ne pourrait fonctionner. STICEF et ATIEF collaborent depuis la création de la revue en 2003³ (faisant suite à la revue STE), avec comme objectifs communs la diffusion et la valorisation des travaux de recherche de la communauté EIAH francophone.

Par ailleurs, le comité de rédaction a acté la mise en place d'un mandat de 4 ans, renouvelable, avec possibilité de quitter le comité en cas de force majeure. Cette décision est motivée par la volonté d'un renouvellement régulier de ses membres afin d'apporter des idées et des initiatives nouvelles, ainsi que par le fort investissement attendu des membres du comité de rédaction durant leur mandat. À cette occasion, Éric Bruillard, Monique Grandbastien, Christophe Després, Richard Hotte et Pierre Jacoboni ont exprimé le souhait de « laisser la main » à de nouveaux membres après de nombreuses années au service de la revue. Monique Grandbastien a été rédactrice en chef de la revue Sciences et Techniques Éducatives (STE) publiée par Hermès de 1998 à 2003, jusqu'à ce que l'ATIEF décide de poursuivre et de renouveler son projet éditorial en novembre 2003 dans la revue STICEF, librement accessible sur Internet. La rédaction en chef a été confiée à Éric Bruillard, qui a assuré cette fonction jusqu'en 2015. Pierre Jacoboni a créé et maintenu à l'Université du Mans le site web de la revue depuis sa création, effectuant la mise en ligne des articles au fil de l'eau (en versions HTML et PDF), en relation avec l'équipe éditoriale. Christophe

¹ <https://sticef.org>

² <http://www.atief.fr/STICEF-archives>

³ <https://sticef.org/STICEF/historique>

Després a durant plusieurs années géré l'attribution des relecteurs, en coordination avec le rédacteur en chef, ainsi que les aspects plus techniques de la liste de diffusion et du mail de contact. Richard Hotte, quant à lui, a assuré le lien de la revue STICEF avec la communauté canadienne francophone. Nous tenons à les remercier tous les cinq très chaleureusement pour les responsabilités qu'ils ont assurées durant toutes ces années.

Nous accueillons de nouveaux arrivants, Gaëtan Temperman et Julien Broisin, qui ont accepté notre invitation à intégrer le comité de rédaction, bienvenue à eux. Les propositions d'intégration de nouveaux membres sont faites prioritairement parmi les membres du comité de lecture qui ont montré un investissement particulier pour la revue, que ce soit par plusieurs évaluations et/ou participation à la coordination de numéros spéciaux. Enfin, nous accueillons plusieurs membres au sein du comité de lecture : Michel Galaup, Valérie Psyché, et Luc Paquette, renforçant ainsi l'implication de la communauté internationale francophone.

Nous terminerons cet éditorial par un renouvellement des remerciements aux comités de la revue, tout particulièrement son comité de rédaction sans qui cette revue ne pourrait exister, ainsi qu'aux auteurs et relecteurs qui contribuent à en maintenir la qualité.

Un dispositif de réalité virtuelle pour lutter contre le harcèlement sexuel au travail : quels impacts sur les émotions et l'empathie des utilisateurs ?

Virtual reality and subjectivation: fostering empathy to fight against sexual harassment at work

Françoise POYET¹ ; Nadja ACIOLY-REGNIER² ; Jean-Claude REGNIER³ ; Guillaume CLERE⁴

¹ELICO, Lyon

²ECP, Lyon

³ICAR, Lyon Institution

⁴REVERTO, Lyon

Résumé. L'objectif de notre article est d'analyser l'impact de l'utilisation d'un dispositif de réalité virtuelle sur les émotions des utilisateurs dans le cadre de la lutte contre le harcèlement sexuel au travail. Notre recherche, de nature exploratoire, a été conduite en 2019 auprès de 25 étudiants de Master MEEF (Métiers de l'enseignement, de l'éducation et de la formation) du 1er ou du 2nd degré à l'INSPE de Lyon. En nous appuyant sur des traitements statistiques, nous mettons en évidence que les étudiants s'identifient majoritairement à la victime (64% des cas), l'identification se faisant plus facilement lorsqu'il n'y a pas de contradiction avec l'identité sexuelle de l'utilisateur, ce qui n'est pas surprenant pour les femmes. Nous montrons également que l'âge des étudiants n'influence pas la nature déclarée de leurs émotions. En revanche, il existe un lien significatif entre le sexe, leur quotient émotionnel initial, le choix de l'identification à un personnage avec la nature de leur ressenti émotionnel.

Mots-clés : réalité virtuelle, prévention du harcèlement sexuel, émotions, quotient empathique, identification

Abstract. *The objective of our article is to analyze the impact of the use of a virtual reality device on the emotions of users in the context of the fight against sexual harassment at work. Our research, exploratory in nature, was conducted in 2019 with 25 MEEF Master's students (Teaching, Education and Training Professions) from the first and 2nd degree at INSPE Lyon. Based on statistical processing carried out with SPAD, we show that the majority of students identify with the victim (64% of cases) and that their age does not influence the nature of their emotions. On the other hand, there is a significant link between the sex of the students, their initial emotional quotient, the choice of identification with a character and the nature of their emotional feelings.*

Keywords: *virtual reality, education against sexual harassment, emotions, empathy quotient, identification*

1. CONTEXTE ET OBJECTIFS DE L'ETUDE

Depuis plusieurs décennies, le développement des outils et des dispositifs numériques de nature immersive nous amène à repenser la place du sujet dans ses rapports émotionnels avec des personnes virtuelles en situation d'interactions sociales. En particulier, il apparaît intéressant de s'interroger sur les réactions humaines face à certaines situations virtuelles où des personnes peuvent être mises en danger physiquement ou moralement. L'objectif de notre article est d'analyser l'impact de l'utilisation d'un dispositif de réalité virtuelle¹ sur les émotions et l'empathie des utilisateurs dans le cadre de la lutte contre le harcèlement sexuel au travail. Le dispositif expérimenté est intitulé « la traque »². Nous en profiterons pour développer l'idée que ce dispositif permet de mettre en œuvre chez les utilisateurs des processus d'identification décrits dans d'autres contextes numériques (Lavoué et Rinaudo, 2012 ; Leveau et Camus, 2022). La recherche présentée ici s'inscrit dans le projet EMPRISE (EMPathie et Réalité vRtuElle) qui est né d'une collaboration avec l'entreprise REVERTO³.

Nous conjecturons que le ressenti émotionnel

des utilisateurs de « la traque » est dépendant d'un ensemble de facteurs parmi lesquels nous avons retenu le quotient empathique initial, le sexe, l'âge et le choix de s'identifier à certains personnages plus qu'à d'autres. Dans notre expérimentation, nous avons étudié sept émotions (Ekman *et al.*, 1972 ; Ekman, 1989) qui seront présentées un peu plus loin. Notre recherche présente un caractère exploratoire.

2. HARCELEMENT SEXUEL AU TRAVAIL AUJOURD'HUI : QUELQUES REPERES

Plus ou moins admises socialement selon les contextes culturels, les violences à caractère sexuel exercées auprès des femmes sont souvent tues. Toutefois, leur dénonciation devient de moins en moins taboue et désormais la question du harcèlement sexuel, en particulier dans la sphère professionnelle, est posée en termes juridiques, politiques, moraux et de santé publique. En France, la loi dans ce domaine est en train d'évoluer considérablement. Depuis 2012, le harcèlement sexuel a fait l'objet d'une nouvelle définition dans le code pénal spécifiant des situations qui correspondent à des catégories d'infractions distinctes (article 222-33)⁴. Ces situations mettent en œuvre des remarques salaces répétées, des avances sexuelles pressenties, ou bien dans les cas les plus violents, des exhibitions sexuelles qui peuvent aller jusqu'à des agressions sexuelles. Pour les victimes, les répercussions du harcèlement peuvent être très importantes et peuvent varier selon leur âge, leur fragilité et leur précarité sociale ou professionnelle.

Une recherche menée aux Etats-Unis (Thurston *et al.*, 2019) met en évidence que l'impact du harcèlement sexuel a un effet significatif sur la santé des femmes. Dans cette étude, 304 femmes, âgées de 40 à 60 ans (âge moyen de 54 ans) et non fumeuses, ont été interrogées. Elles déclarent avoir déjà subi un harcèlement sexuel au travail (19%), des violences sexuelles (22%) ou les deux (10%). Les chercheurs montrent qu'elles présentent davantage d'hypertension et de troubles du sommeil que les autres femmes. Quant aux violences

¹ En tant que produit d'une technique simulant un environnement en trois dimensions à l'aide d'un ordinateur.

² Pour la présentation du dispositif « la traque » : <https://video.lefigaro.fr/madame/video/la-traque-bande-annonce/>

³ <https://reverso.fr/qui-sommes-nous/>

⁴ https://www.legifrance.gouv.fr/codes/article_1c/LEGIARTI000037289662

sexuelles, elles étaient associées à davantage de symptômes dépressifs, d'anxiété et de troubles du sommeil.

En France, 20% des femmes disent avoir été victimes de harcèlement sexuel au travail⁵. Certaines études (Debauche *et al.*, 2017) montrent que la plupart du temps, les agresseurs sexuels sont des personnes connues, dans le monde du travail, « les violences sexuelles se produisent plus de 8 fois sur 10 entre pairs » (2017, p. 43).

Compte tenu de ces constats alarmants, combattre le harcèlement sexuel est une nécessité. Différentes actions de sensibilisation et de prévention sont actuellement envisagées. La piste que nous voulons explorer pour favoriser cette sensibilisation serait de construire des situations de formation propices au développement de l'empathie chez les individus non concernés directement par ce phénomène. L'objectif de stimuler le développement de l'empathie⁶ est une condition qui fonde notre supposition selon laquelle le fait de ressentir les émotions négatives de la personne harcelée pourrait constituer un frein au développement du harcèlement sexuel chez les individus qui ont une propension à en être auteurs. Pour créer un environnement propice à la sensibilisation et à l'éducation des individus relativement au phénomène de harcèlement, nous nous interrogerons ici sur l'apport des techniques de la réalité virtuelle dans ce cadre éducatif.

3. REALITE VIRTUELLE ET FORMATION : DEFINITION, APPORTS ET LIMITES EN FORMATION

Depuis plusieurs décennies, l'utilisation du numérique dans tous les secteurs de la société ne cesse de progresser. Appliqué à l'éducation et la formation, l'usage du numérique, en général, et de la réalité virtuelle, en particulier, génère de nombreuses problématiques éducatives centrées sur les questions du comment mieux sensibiliser, éduquer et former avec ces nouveaux dispositifs techniques.

Selon Tisseau et Nédélec (2003), l'expression anglo-saxonne *virtual reality* fut proposée pour la première fois en juillet 1989 lors d'un salon professionnel par Jaron Lanier, alors responsable de la société VPL Research. Cette appellation avait plus une visée marketing et publicitaire vis-à-vis de son entreprise qu'elle ne recelait une volonté de clarification. Cette notion de réalité virtuelle est apparue au carrefour de différents domaines tels que l'informatique graphique, la conception assistée par ordinateur, la simulation, la téléopération, l'audiovisuel... Dans ce cadre, l'informatique graphique y joue un rôle prépondérant (Tisseau et Nédélec, 2003). Simuler artificiellement une réalité que l'on ne connaît pas représente alors un enjeu important pour apprendre et découvrir des choses nouvelles ou périlleuses. On trouve d'ailleurs de nombreuses applications de la réalité virtuelle en formation qui ne sont pas forcément récentes, c'est le cas des simulateurs de vols numériques qui datent des années 1980.

Quelles peuvent être les répercussions de la réalité virtuelle sur notre perception ? Pour Vial (2013), l'utilisation des outils et des dispositifs numériques modifie nos structures de la perception dans la mesure où ils introduisent des ruptures spatio-temporelles en nous permettant d'être présents à distance. Ils permettent le développement d'environnements hybrides où le réel se trouve modifié par des objets virtuels ainsi que par l'apparition

⁵https://virage.site.ined.fr/fichier/s_rubrique/20838/doc.travail_2017_229_violences.sexuelles_enquete.virage_1.fr.pdf

⁶Dans une acception générale, l'empathie est comprise ici comme la capacité à se mettre à la place de l'autre. Nous en donnerons une définition plus précise un peu plus loin.

d'environnements complets en réalité virtuelle. Vial (2013 ; 2016) parle d'une nouvelle « ontophanie » pour désigner que quelque chose se montre à nous de manière radicalement différente aujourd'hui à cause du numérique, qu'il désigne par « ontophanie numérique ». Tous nos cadres perceptifs traditionnels sont perturbés à cause du caractère virtuel des objets numériques (Vial, 2013, p. 110), la technique apparaît alors comme « une structure générale de la perception qui conditionne a priori la manière dont les êtres apparaissent » (Vial, 2013, p. 111). Dans le cas de la réalité virtuelle, la technologie informatique simule la présence physique d'un utilisateur dans un environnement artificiellement généré par des logiciels. Pour Fuchs (1996, p. 12), « les techniques de la réalité virtuelle sont fondées sur l'interaction en temps réel avec un monde artificiel, à l'aide d'interfaces comportementales permettant l'immersion « pseudo-naturelle » de(s) l'utilisateur(s) dans cet environnement. Ce monde artificiel est imaginaire ou une simulation de certains aspects du monde réel ».

Selon Lourdeaux (2012, p. 3), un monde artificiel via la réalité virtuelle est constitué de plusieurs niveaux de réalisme que sont la crédibilité subjective, la reproduction de lois physiques, biologiques, physiologiques, la fidélité perceptive (comment l'utilisateur ressent la situation), la présence (illusion d'une certaine réalité) et enfin la fidélité psychologique. De plus, l'auteur souligne que ces environnements « permettent d'intégrer des aspects sensoriels importants dans de nombreux contextes » (Lourdeaux, 2001, p. 12) qui présentent un ensemble de limites pour la formation : la manipulation d'objets en environnement virtuel est une tâche difficile à cause des contraintes techniques, l'orientation des utilisateurs en environnement virtuel dépend des restitutions kinesthésiques et de la qualité visuelle de l'interface, les déplacements et la manipulation d'objets peuvent être perturbés par les temps de latence liés à la technique et enfin l'immersion peut être perturbée par le « mal du simulateur » à cause d'une contradiction auriculo-vestibulaire/vision et des problèmes de convergence.

Ce réalisme peut être également renforcé par une forme de personnification des utilisateurs de dispositifs de RV avec des avatars de telle sorte que ces derniers favorisent un sentiment de coprésence entre apprenants distants. C'est ce que mettent en évidence Leubou et al. (2021). Les chercheurs expliquent que la manière dont sont représentés des avatars dans un dispositif de formation à distance, utilisant des outils de réalité virtuelle, influencent les relations et les interactions sociales des utilisateurs. En particulier, ces avatars semblent renforcer chez eux un sentiment de coprésence et favoriser une forme de rapprochement social.

D'autres avantages de la réalité virtuelle en formation sont également évoqués par Lourdeaux (2001, p. 11) comme :

- « réaliser des tâches sans danger, faire des erreurs sans que la sécurité soit mise en cause car les erreurs sont formatrices,
- reconfigurer l'environnement (changement de terrain, conditions climatiques),
- modéliser des terrains d'entraînement inaccessibles (espace, terrains ennemis, voie ferrée très fréquentée),
- réaliser des scénarios impossibles à reproduire dans la réalité (accidents),
- simuler des scénarios et des conditions rares (incidents techniques, etc.) afin de mettre, par exemple, le stagiaire en situation de stress, embarrassante, imprévue et inattendue,
- être indépendant du temps et autres nécessités (disponibilités),
- utiliser un espace limité (par rapport à une maquette à l'échelle 1),
- utiliser le même équipement pour d'autres formations ».

De plus, Lourdeaux (2001) met en avant que la RV offre la possibilité de contraindre et de guider les apprenants dans des dispositifs de formation ainsi que celle de faire des retours

en arrière pour revenir sur des erreurs commises ou encore pour des changements de scénarios selon le niveau de l'apprenant.

4. EMPATHIE, REALITE VIRTUELLE, INTERACTIONS SOCIALES ET IDENTIFICATION

Avant de montrer en quoi la réalité virtuelle peut favoriser une meilleure prise en compte d'autrui, il apparaît judicieux de discuter du concept d'empathie. Selon Narme *et al.* (2010, p. 292), l'empathie se définit comme « la capacité à ressentir et comprendre les expériences affectives d'autrui ». Des recherches en neuropsychologie du comportement (Narme *et al.*, 2010) montrent que son rôle est central dans les interactions sociales et qu'elle implique à la fois une composante émotionnelle et une composante cognitive. « L'empathie émotionnelle désignant les réponses affectives de l'observateur (sa propre émotion) face à l'émotion d'autrui » est également appelée « contagion émotionnelle » ou « résonance affective » (Narme *et al.*, 2010, p. 293). Ainsi, l'individu comprend les émotions d'autrui en se mettant dans le même état mental que celui-ci afin de les simuler. Cette empathie émotionnelle serait possible à cause du système des neurones miroirs qui s'activerait lors de l'observation et de l'imitation d'actions ou d'émotions. D'une manière complémentaire, l'empathie cognitive se réfère « à la capacité d'adopter la perspective d'autrui ainsi qu'à des processus de régulation » (Narme *et al.*, 2010, p. 293). Faisant appel à des connaissances, à des intentions ou à des croyances, l'empathie cognitive permet la prise de recul à titre personnel, la conscience de soi, l'inhibition et la modulation du niveau d'empathie générale (Narme *et al.*, 2010). Cette séparation peut apparaître un peu simplificatrice dans la mesure où il existe également des aspects émotionnels dans les cognitions. Aussi, dans le cadre de ce travail et lors de l'interprétation de nos résultats, nous ne ferons pas de distinction entre empathie émotionnelle et empathie cognitive.

De plus, les chercheurs expliquent que, selon le contexte, le niveau empathique serait variable. Par exemple, « l'empathie serait supérieure envers des patients séropositifs jugés comme non responsables (contamination par transfusion sanguine) par rapport à des personnes en bonne santé et, inférieure pour des patients séropositifs jugés comme responsables (contamination à la suite d'une prise de drogue) » (Narme *et al.*, 2010, p. 295). Decety *et al.* (2006, cité dans Narme *et al.*, 2010, p. 295) ont proposé un modèle de l'empathie qui repose sur quatre composantes interagissant de manière dynamique : « la contagion émotionnelle, la conscience de soi, la prise de perspective subjective de l'autre et les processus de régulation ». Par conséquent, dans un premier temps, l'individu perçoit l'émotion d'une manière automatique et ensuite la prise de perspective subjective de l'autre permet d'introduire des phénomènes de régulation de cette empathie. Ces deux niveaux seraient étroitement connectés.

Concernant la réalité virtuelle et son impact sur les émotions, dès la fin des années 1990, certains travaux (Shubber, 1998) établissent un lien entre la perception d'un certain niveau de présence et un certain degré de stress dans des environnements non immersifs. Nous rappellerons ici la différence entre technologie immersive et non immersive : « une technologie de type immersive implique un affichage perçu à travers un casque en permettant d'avoir une vision stéréoscopique (vision en 3 dimensions), alors qu'une technologie non-immersive implique un affichage sur un écran (desktop display) et une perception tridimensionnelle grâce à des effets de perspectives » (Psocka, 1995, cité dans Shubber, 1998, p. 4). À travers l'exemple de jeux vidéo (course de véhicules futuristes), Shubber (1998, p. 54) montre que « plus la situation serait crédible pour les joueurs, plus ils l'évalueraient pertinente et difficile, et donc stressante pour eux ». Ainsi, plus la perception

de réalité est forte et plus le ressenti du stress est intense. De plus, il met en évidence que les joueurs expriment « des émotions "positives" (joie, satisfaction), et "négatives" (colère, irritation, frustration) » et que les « causes de la plupart de ces émotions sont dues à des événements se produisant au cours du jeu, comme [...] le fait de réussir à dépasser un concurrent ou alors le fait d'être dépassé par un concurrent » (Shubber, 1998, p. 54). Au regard de cet exemple, il apparaît clairement que ces environnements facilitent le ressenti d'émotions chez les utilisateurs à l'instar des situations réelles.

Vingt ans plus tard, Thurston *et al.* (2019) ont mené une enquête conséquente aux Etats-Unis financée par la National Science Foundation⁷ pour évaluer l'impact de la réalité virtuelle sur les interactions sociales des utilisateurs. Ils s'appuient sur la théorie de la facilitation et l'inhibition sociales étudiée en psychologie sociale selon laquelle il est plus facile d'effectuer plus rapidement des tâches simples en présence d'autres personnes (facilitation), mais, inversement, il est plus difficile d'effectuer des tâches complexes en présence d'autrui (inhibition). Ils mettent alors en évidence que cette théorie se vérifie également en présence d'une personne virtuelle (Thurston *et al.*, 2019, p. 11). Ils se sont ensuite intéressés au rôle du comportement non verbal dans la communication à partir des travaux de Ekman *et al.* (1969, cité dans Thurston, 2019, p. 4) faisant référence à la distance physique que les individus maintiennent lors des interactions sociales, ou distance intime.

En effet, les auteurs rappellent que depuis une quinzaine d'années de nombreuses recherches montrent que les utilisateurs ont tendance à suivre la même norme sociale avec des avatars et des agents virtuels qu'avec des humains. Thurston *et al.* (2019) ont eux-mêmes examiné des interactions de visage-à-visage sur un panel de 102 personnes où l'un des interactants est masqué par un contenu virtuel par comparaison avec un interactant réel. Leurs résultats suggèrent qu'une « interaction sociale où l'un des interactants est masqué par un contenu virtuel ne conduit pas à une réduction de l'attirance interpersonnelle, de la proximité perçue ou de la présence sociale par rapport à une interaction sociale où aucun des interactants n'est occulté par un contenu virtuel » (Thurston *et al.*, 2019, p.19). Ils concluent que leurs dispositifs expérimentaux fournissent des preuves pour les concepteurs de casques et d'applications de réalité virtuelle quant au fait que les agents virtuels dans ces environnements exercent une influence similaire à celle des humains tant au niveau des sensations physiques (déplacement, actions etc.) que des interactions sociales.

Encore plus récemment, Morriet (2021) questionne l'efficacité de la réalité virtuelle pour susciter de l'empathie. L'immersion est l'une des premières caractéristiques qui est mise en avant. En expérimentant des espaces virtuels simulant le réel, l'utilisateur a l'impression d'être dans un lieu réel. Bolter et Grusin (2000, cité dans Morriet, 2021, p. 172) nomment cette sensation de se trouver quelque part « *embodiment* », ainsi, cette immersion permet à l'utilisateur d'éprouver de l'empathie et des identifications. Ensuite, l'auteur explique que les propriétés immersives ne sont pas le seul argument, « l'interactivité serait également facteur de l'empathie » (Morriet, 2021, p. 173). De plus, la participation de l'utilisateur lui donne l'impression de vivre cette expérience comme si elle était réelle, précisent Shin et Biocca (2018, cité dans Morriet, 2021, p. 173). L'agentivité -c'est-à-dire sa propre capacité à agir sur le monde qui l'entoure- semble accentuée par la réalité virtuelle car ce qui domine c'est l'expérience utilisateur. De ce fait, plus l'utilisateur pourra agir de manière libre sur les événements et plus sa connexion empathique sera interpellée (Fisher, 2017, cité dans Morriet, 2021, p. 177). Un autre argument présenté en faveur du développement de l'empathie est celui du « point de vue » (POV) à la première personne : « le POV à la première personne en VR serait ainsi une façon d'expérimenter le vécu d'autrui » (Morriet,

⁷ <https://www.nsf.gov/>

2021, p. 175). Par conséquent, en expérimentant à la première personne, l'utilisateur participerait à une forme de jeu de rôle propice à l'exercice de l'empathie. Après les avoir présentés, Morriet (2021) nuancent ensuite ces différents constats. Selon lui, le POV à la première personne n'est pas totalement adapté lorsqu'il s'agit de la réalité virtuelle car l'utilisateur devrait avoir accès aux pensées intérieures de la personne qu'il incarne, ce qui est le cas lors de la lecture d'un roman à la première personne où le lecteur s'identifie au personnage principal en visitant ses pensées. En ce qui concerne l'interactivité, auparavant, Tan (1996) qui a analysé certains ressorts émotionnels liés aux structures narratives de films insiste sur le rôle passif du spectateur pour ressentir de l'émotion, ce qui entre en contradiction avec l'idée d'agir et d'être interactif pour ressentir de l'empathie.

Par conséquent, ces quatre propriétés (immersion, interactivité, point de vue à la première personne, agentivité) peuvent participer au développement de l'empathie dans des dispositifs de réalité virtuelle selon les contextes mais ne sont pas les seules à être mises en œuvre. D'après Morriet (2021), le rôle de l'imagination de l'utilisateur, son attitude personnelle, la scénarisation et le design du médium interviendraient également sur le développement de son empathie dans un dispositif de réalité virtuelle.

En synthèse, la mise en situation vécue comme réelle constitue l'un des leviers (sans être le seul) pour que l'utilisateur puisse se mettre à la place d'autrui (l'exemple du coureur automobile) et qu'il puisse ressentir des émotions (Shubber, 1998). De même, l'utilisation des avatars interviendrait aussi sur le sentiment de coprésence en jouant un rôle sur les relations sociales des utilisateurs d'un dispositif de formation à distance (Leubou *et al.*, 2021). Dans ces différentes situations, l'utilisateur expérimente le vécu d'une autre personne en prenant la place d'un autrui virtuel par identification à un personnage ou à un avatar. Pour Neyraut (1984), la notion d'identification est complexe ; elle est constituée de deux versants, c'est à la fois un lien transitoire, éphémère, immédiat et aussi le fondement de la personne et de sa personnalité.

Au regard de cette définition, être immergé dans une réalité virtuelle où l'utilisateur prend la place d'un personnage impose l'identification temporaire à l'un ou l'autre des personnages. Cette identification favoriserait une plus grande sensibilisation des utilisateurs aux contenus diffusés car ceux-ci vivraient les événements sur le plan psychique en mobilisant des émotions fortes liées à de nouveaux événements virtuels et à des événements antérieurs observés ou vécus. Dans le domaine journalistique, le recours à des dispositifs immersifs a pour principal objectif de créer « un effet empathique voulu par l'émetteur pour que le récepteur ressente des émotions qui lui permettront de comprendre la situation décrite » (Ferjoux et Ropert-Dupont, 2020, p. 88).

Ces différents constats nous amènent donc à conjecturer que l'utilisation d'un dispositif de réalité virtuelle où l'utilisateur est placé en immersion dans une situation de harcèlement sexuel produira des effets sur son ressenti émotionnel. Nous suggérons également que le dispositif immersif « la traque » favorise une identification au personnage central (Lucie, la victime) et que le ressenti émotionnel varie en fonction de la nature des identifications (Lucie, Mathias, Julien, Éric, etc.).

De plus, nous voulons savoir si le dispositif « la traque » aura des répercussions émotionnelles variables selon le degré d'empathie des utilisateurs évalué avec le questionnaire empathique développé par Baron-Cohen et Wheelwright de l'université de Cambridge⁸ (Lawrence *et al.*, 2004).

⁸ <https://psychology-tools.com/test/empathy-quotient>

5. DISPOSITIF « LA TRAQUE » : PRESENTATION

« La traque » est le titre d'un film en immersion à 360° de 7 minutes 24 secondes qui se visionne par l'intermédiaire d'un casque de réalité virtuelle. Ce film constitue l'outil central du dispositif. Il a été conçu de telle sorte que le téléspectateur incarne une victime de harcèlement sexuel au travail dénommée Lucie. Il s'agit d'une jeune recrue qui fait ses premiers pas dans une agence commerciale. Le patron, absent, la met sous la responsabilité de Mathias pour un projet important à rendre, où Lucie doit faire ses preuves. Mais Mathias va progressivement prendre l'ascendant et devenir un danger pour Lucie... Le film est structuré en huit séquences qui suivent une progression où la pression sexuelle est de plus en plus forte (tableau 1).

Tableau 1 : Présentation du scénario du film « La traque »

Séquence	Contenu de la séquence
Séquence 1.	Proposition d'aide de Mathias
Séquence 2.	Expression empathique de Mathias
Séquence 3.	Blague sexuelle de Mathias
Séquence 4.	Ordre poli de Mathias
Séquence 5.	Proposition sexuelle de Mathias « petit after »
Séquence 6.	Menace de Mathias et reproche sur son travail
Séquence 7.	Demande de rester le soir et menace
Séquence 8.	Proposition sexuelle, insultes « jupe d'allumeuse » et menace de « la virer »

Cette expérience immersive a été réalisée sur la base de témoignages réels, remis en scène avec des comédiens qui s'adressent à la caméra 360° (figure 1). Étant donné qu'il est parfois difficile de se construire des représentations vis-à-vis d'événements non vécus, la mise en scène sous la forme de la réalité virtuelle permettrait au téléspectateur de se confronter à des situations nouvelles et de l'inscrire dans son vécu émotionnel.



Figure 1 : extrait de la séquence 3 où Mathias fait une blague à caractère sexuel

6. METHODE DE CONSTRUCTION DES DONNEES

Vingt-cinq étudiants de Master MEEF (Métiers de l'enseignement, de l'éducation et de la formation) du 1er ou du 2nd degré à l'INSPE de Lyon, recrutés sur la base du volontariat, ont expérimenté le dispositif au premier trimestre 2019. Avant de commencer l'expérimentation, nous avons administré aux étudiants la version française du questionnaire

de mesure du quotient empathique de Baron-Cohen et Wheelwright (voir Lawrence *et al.*, 2004) afin d'évaluer leur niveau personnel d'empathie. Ce test consiste en une série de 60 affirmations (40 pour la version courte) pour lesquelles la personne répond en fonction de son degré d'accord avec un énoncé, selon l'échelle suivante « tout à fait d'accord », « plutôt d'accord », « plutôt pas d'accord » et « pas du tout d'accord ». Nous avons choisi la version complète. Sur les 60 questions, 40 sont reliées à l'empathie tandis que 20 sont des questions de contrôle. Voici, à titre d'exemple, l'un des énoncés reliés à l'empathie : « voir quelqu'un pleurer ne me touche pas vraiment ». Concernant les 40 questions d'empathie, chacune est affectée d'un score de 2, 1 ou 0 ce qui conduit à un score total dont la valeur maximale est de 80 et la valeur minimale 0. Ce score individuel est ensuite comparé à un barème étalonné différemment selon le sexe.

Ensuite, chaque individu a visualisé le film « la traque » par l'intermédiaire d'un casque du type mentionné plus haut. Enfin, par l'intermédiaire d'une enquête par questionnaire individuel, nous avons construit des données nous permettant d'étudier l'influence de ce dispositif sur leur état émotionnel. Nous avons préféré utiliser un questionnaire plutôt que de mener des entretiens pour que l'utilisateur puisse répondre rapidement après le visionnage du film de telle sorte qu'il n'y ait aucune interaction humaine entre le visionnage et la complétion du questionnaire. Ainsi, nous souhaitons que l'attention de l'utilisateur puisse être détournée le moins possible de lui-même et de ce qu'il venait de visionner. Avec le questionnaire, nous voulions répondre à la question centrale de notre problématique qui est de savoir et de mieux comprendre en quoi l'utilisation de la réalité virtuelle à des fins de sensibilisation au harcèlement sexuel a un impact sur le ressenti émotionnel. Nous souhaitons, entre autres, savoir s'il existait un lien, au moins de nature statistique, entre les variables suivantes :

- le niveau empathique (Quotient empathique) et le ressenti émotionnel,
- l'âge ou le sexe des utilisateurs et le ressenti émotionnel,
- l'identification des utilisateurs à un personnage et le ressenti émotionnel,
- l'identification des utilisateurs à un personnage et le niveau de responsabilité.

Ainsi, à propos de chaque séquence du film (8 fois au total), nous avons cherché à identifier chez chacun des sujets participant à l'enquête, la nature et l'intensité des émotions qu'ils avaient ressenties.

Pour le repérage des émotions susceptibles d'être mises en œuvre, nous avons testé le dispositif « la traque » auprès de 3 étudiants préalablement à notre recherche. Ces étudiants n'ont pas été retenus par la suite, lors de l'expérimentation, pour ne pas introduire de biais. Nous leur avons demandé de verbaliser, lors du visionnage de la vidéo, les émotions qui leur parvenaient spontanément. Nous avons pu recenser la peur, le dégoût et le mépris.

Pour enrichir notre palette d'émotions, nous avons utilisé la catégorisation de Ekman *et al.* (1972) reprise par Damasio (1999) et qui considère six émotions primaires : la joie, la tristesse, la peur, la colère, le dégoût et la surprise. Ekman (1989) a ensuite élargi à seize émotions la liste initiale avec des émotions dites secondaires que sont : l'amusement, la satisfaction, la gêne, l'excitation, la culpabilité, la fierté dans la réussite, le soulagement, le plaisir sensoriel, la honte et le mépris. Ne voulant pas alourdir notre dispositif expérimental, nous n'avons pas intégré l'ensemble des émotions secondaires. Néanmoins, nous avons ajouté le mépris à la catégorie initiale puisque cette émotion avait été évoquée lors de notre pré-test.

Pour évaluer l'intensité des émotions ressenties, nous avons eu recours à une échelle de Likert graduée de 1 (niveau le plus faible) à 10 (niveau le plus fort).

7. PRESENTATION DES RESULTATS DES TRAITEMENTS DES DONNEES

L'échantillon d'étude est constitué de 25 étudiants : 7 hommes et 18 femmes dont l'âge est compris entre 22 et 53 ans (âge moyen 30;5 ans). 24 étudiants sur 25 déclarent ressentir des émotions après avoir visionné le film sous la modalité de réalité virtuelle.

Tableau 2 : Croisement des variables Score Quotient Empathique (QE) et Sexe

	Intervalle de scores normaux de référence selon Baron-Cohen et Wheelwrigth	Intervalle des scores réalisés	Score moyen QE (écart-type)
Femmes	37-59	32-65	46,24 (8,66)
Hommes	26-51	21-60	40,75 (10,05)

Les scores moyens au Quotient Empathique respectivement aux deux groupes Femme/Homme sont dans l'intervalle des valeurs normales de référence c'est-à-dire que le score moyen se situe entre 37-59 points pour les femmes et entre 26-51 points pour les hommes (tableau 2). Toutefois, les intervalles des scores observés sur l'échantillon sont d'une amplitude supérieure à celle des intervalles de référence. En nous appuyant sur les traitements statistiques réalisés avec le logiciel SPAD 9,2⁹, il ressort qu'il n'y a pas de lien significatif entre l'âge et les scores au QE (Test de corrélation des rangs de Spearman $\rho = 0,292$, $\alpha = 0,05$). Il n'existe pas non plus de lien entre les scores au QE et le sexe (Test t de Student $t = 1,343$, $ddl = 23$, $\alpha = 0,05$), [présentation selon l'approche de Pearson-Neyman et non l'approche de Fisher].

En ce qui concerne la nature du ressenti émotionnel dominant, nous constatons qu'il varie selon les scènes (figure 2). Le calcul des émotions dominantes a été effectué sur la base des scores obtenus avec l'échelle de Likert de 1 à 10. Par exemple, pour la séquence 1, la moyenne des scores obtenus pour la joie est de 3,32 pour l'ensemble des 25 participants (tableau 3) et la joie est l'émotion évoquée par la majorité des participants (13 sur 25).

Les utilisateurs déclarent ressentir plutôt de la joie lors de la proposition d'aide de Mathias et lors de l'expression empathique de Mathias vis-à-vis de Lucie (séquences S1 et S2), puis du dégoût en réaction à la blague de Mathias (séquence S3) et lors de la proposition sexuelle « petit after », vient ensuite le mépris (séquence S4) lorsque Mathias lui donne un ordre et enfin la colère est présente dans les trois dernières séquences (S6, S7 et S8).

Pour la séquence 2, seuls 8 étudiants sur 25 ont sélectionné joie ou mépris à part égale (c'est pour cette raison que ces deux émotions figurent ensemble sur le graphique de la figure 2) car les autres utilisateurs n'ont rien sélectionné. Ce qui laisse à penser que les utilisateurs ont peut-être ressenti de la difficulté à comprendre l'intentionnalité de Mathias exprimant de l'aide vis-à-vis de Lucie tout en laissant transparaître une forme d'intérêt personnel.

⁹ COHERIS Département SPAD - 22 Quai de Gallieni 92150 Suresnes, en ligne : <https://ia-data-analytics.fr/logiciel-data-mining/>

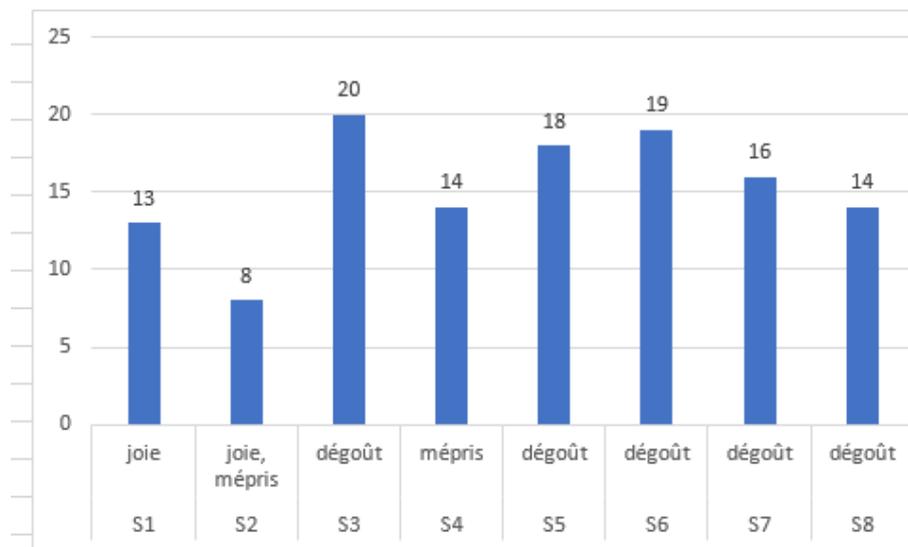


Figure 2 : Variation de la nature des émotions dominantes déclarée par les utilisateurs

Les résultats montrent une évolution croissante de l'intensité moyenne des émotions au cours du film. Cette intensité semble suivre la progression du niveau de harcèlement sexuel mis en scène au long des 8 séquences. Elle va de 3,32 avec un écart-type de 1,87 pour la séquence S1 à 9,32 avec un écart-type de 1,05 pour S8 relative à l'agression verbale (tableau 3).

Tableau 3 : Variation de la nature et de l'intensité des émotions déclarées par séquence

Ordre de sé-quence	Contenu de la séquence	Intensité moyenne (écart-type) des émotions provoquées par la scène	Émotions dominantes évoquées	Émotions jamais évoquées
Séq. S1.	Aide Mathias	<u>3,32</u> (1,87)	Joie	Colère, Tristesse, Dégoût
Séq. S2.	Expression Mathias	4,08 (2,06)	Joie, Mépris	Tristesse, Peur
Séq. S3.	Blague Mathias	5,96 (2,63)	Dégoût	Joie
Séq. S4.	Ordre Mathias	5,6 (2,43)	Mépris	Tristesse
Séq. S5.	Proposition Mathias	7,12 (2,01)	Dégoût	Joie, Tristesse
Séq. S6.	Menace Mathias	6,76 (2,89)	Dégoût	Joie, Tristesse
Séq. S7.	Demande soir Mathias	7,56 (2,89)	Dégoût	Joie
Séq. S8.	Insultes de Mathias	<u>9,32</u> (1,05)	Dégoût	Joie

Si nous analysons plus finement ces résultats en fonction du sexe des sujets nous constatons au tableau 4 que ce choix n'est pas lié au sexe de l'individu ($\chi^2 = 0,29$, ddl = 1, $\alpha = 0,05$, NS).

Tableau 4 : Émotions (joie et mépris) en fonction du sexe

Séquence 2	Joie	Mépris	Total
Femme	5	6	11
Homme	3	2	5
Total	8	8	16

En ce qui concerne les personnages auxquels s'identifient les utilisateurs, il ressort clairement que le personnage de Lucie est celui désigné majoritairement (tableau 5). Cet effet se produit dans une proportion de 16/25 soit 64% des cas. Cela confirme l'efficacité de la mise en scène où le dispositif suggère sa présence en laissant une chaise vide dans le but que la personne qui visionne le film puisse prendre sa place. On peut noter que ni le personnage de Mathias ni celui de Julien ne sont sujets d'identification. Pour confirmer cette tendance, il serait souhaitable, dans une recherche ultérieure, de comparer cette situation avec une modalité sans immersion à la première personne, et/ou sans immersion « casque ».

Tableau 5 : Personnages et identification

Personnages impliqués dans le film	Effectif	%
JULIEN : patron de start-up	0	0
MATHIAS : employé (harceleur)	0	0
LUCIE : employée en période d'essai (victime)	16	64
ERIC : employé	4	16
Aucun	5	20
Total	25	100

Cette fois, si nous analysons la détermination du choix d'identification en fonction du sexe (tableau 6), nous constatons la propension plus forte des femmes à s'identifier au personnage de Lucie que les hommes ($\chi^2 = 5,477$, ddl = 1, $\alpha = 0,05$, DS). En effet, 14 femmes sur 17 (82,4%) s'identifient à Lucie contre seulement 2 hommes sur 8 (25%) ».

Tableau 6 : Croisement Identification au personnage de Lucie et Sexe

		Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5		1		
Nombre de degrés de liberté		1		
Khi-2 (k)		7,767		
P-value		0,005		
Effectif		Ne s'identifie pas à Lucie	S'identifie à Lucie	Ensemble
% en ligne	% en colonne			
Femme		3	14	17
		17,6 %	82,4 %	100,0 %
		33,3 %	87,5 %	68,0 %
Homme		6	2	8
		75,0 %	25,0 %	100,0 %
		66,7 %	12,5 %	32,0 %
Ensemble		9	16	25
		36,0 %	64,0 %	100,0 %
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Concernant le niveau de responsabilité, la question était la suivante : « Qui est la personne la plus responsable de cette situation ? Pouvez-vous établir un classement de 1 à 5 (1 = le plus responsable et 5 = le moins responsable) au regard des choix suivants : Lucie, Mathias, Julien (le responsable de service), Éric (le collègue), autre... »

Avec le test W de Kendall au seuil $\alpha = 0,05$, le rangement significatif selon l'ordre décroissant de responsabilité est le suivant : Mathias, Julien, Éric, Lucie et « Autre ».

8. RETOUR SUR L'HYPOTHESE INITIALE ET DISCUSSION

Nous avons fait l'hypothèse que le ressenti émotionnel des utilisateurs du dispositif « la traque » est dépendant d'un ensemble de facteurs que sont leur quotient empathique initial, leur identité sexuelle, leur âge et leur choix de s'identifier à certains personnages plus qu'à d'autres. Nos résultats montrent qu'il n'y a pas de lien entre l'âge des utilisateurs et leur ressenti émotionnel. Quel que soit l'âge, les utilisateurs déclarent de manière homogène le type d'émotions ressenties lors des séquences. En revanche, il existe un lien significatif entre 1/leur ressenti émotionnel et le sexe des utilisateurs, 2/leur quotient empathique uniquement dans le cas de la surprise et 3/l'identification des utilisateurs à un personnage.

8.1 RESENTI EMOTIONNEL ET SEXE DES UTILISATEURS : QUELLES SITUATIONS ?

L'analyse statistique met en évidence un lien entre émotion et sexe dans trois situations. Lors de la séquence S4 où un ordre poli est formulé par Mathias à destination de Lucie pour aller à la photocopieuse, l'émotion de mépris est déterminée par l'identité sexuelle de l'utilisateur comme le montrent les données ci-dessous (tableau 7). Ce sont les hommes qui déclarent significativement plus l'émotion de mépris que les femmes ($\chi^2 = 6,8$, ddl = 1, $\alpha = 0,05$, DS). En effet 8 hommes sur 8 (100%) éprouvent du mépris contre seulement 6 femmes sur 17 (35,3%).

Tableau 7 : Croisement « mépris » et sexe – séquence 6

	Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5	2		
Nombre de degrés de liberté	1		
Khi-2 (k)	9,244		
P-value	0,002		
Effectif	Mépris non évoqué	Mépris évoqué	Ensemble
% en ligne			
% en colonne			
Femme	11 64,7 %	6 35,3 %	17 100,0 %
	100,0 %	42,9 %	68,0 %
Homme	0 0,0 %	8 100,0 %	8 100,0 %
	0,0 %	57,1 %	32,0 %
Ensemble	11 44,0 %	14 56,0 %	25 100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Lors de la séquence S6 dans laquelle une menace de Mathias est adressée à Lucie en lui reprochant de ne pas se concentrer, l'émotion de dégoût est aussi déterminée par l'identité sexuelle de l'utilisateur comme le montrent les données ci-dessous (tableau 8).

Tableau 8 : Croisement « dégoût » et sexe – séquence 7

	Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5	2		
Nombre de degrés de liberté	1		
Khi-2 (k)	4,575		
P-value	0,032		
Effectif	Dégoût non évoqué	Dégoût évoqué	Ensemble
% en ligne			
% en colonne			
Femme	10	7	17
	58,8 %	41,2 %	100,0 %
Homme	8	0	8
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
Ensemble	18	7	25
	72,0 %	28,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Ce sont les femmes qui déclarent plus fréquemment l'émotion de dégoût que les hommes. Aucun homme ne déclare (0/8) cette émotion. Si nous nous en tenons aux critères du test statistique χ^2 de Pearson (valeur observée du $\chi^2 = 2,76$ correction de Yates ddl = 1, $\alpha = 0,05$, NS), nous acceptons l'hypothèse de l'indépendance entre ces deux variables (sexe et dégoût). Sur l'échantillon, 41,2% (7/17) des femmes éprouve du dégoût contre 0% des hommes mais nous pouvons aussi remarquer que même chez les femmes l'expression de l'émotion de dégoût n'est pas majoritaire : 41,2% contre 58,8% (7 contre 10).

Tableau 9 : Croisement « peur » et sexe – séquence 7

	Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5	1		
Nombre de degrés de liberté	1		
Khi-2 (k)	5,536		
P-value	0,019		
Effectif	Peur non évoquée	Peur évoquée	Ensemble
% en ligne			
% en colonne			
Femme	9	8	17
	52,9 %	47,1 %	100,0 %
Homme	8	0	8
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
Ensemble	17	8	25
	68,0 %	32,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Si nous appliquons le test exact de Fisher, il ressort que la p-value est alors de 0,057, c'est la probabilité d'obtenir au moins 7 individus femmes ayant exprimé une émotion de dégoût sous l'hypothèse d'un tirage aléatoire des réponses. En appliquant le critère du seuil de risque $\alpha = 0,05$, nous pouvons en conclure qu'il n'existe pas de liaison (statistique) entre le sexe et l'expression de l'émotion du dégoût.

Lors de la séquence S7 où une demande de Mathias est formulée pour que Lucie reste le soir et où il exprime une menace pour garder son travail, l'émotion de peur est aussi déterminée par l'identité sexuelle de l'utilisateur comme le montrent les données ci-dessous (tableau 9). Ce sont les femmes qui déclarent plus fréquemment l'émotion de peur que les hommes. Et même aucun homme ne le déclare (0/8). Toutefois (valeur observée du $\chi^2 = 3,58$ correction de Yates ddl = 1, $\alpha = 0,05$, NS au regard de la valeur critique 3,87) ce lien statistique n'est pas significativement établi au seuil de risque $\alpha = 0,05$. Si nous appliquons le test exact de Fisher, il ressort que la p-value est alors de 0,026 ce qui nous conduirait à rejeter l'hypothèse d'indépendance au profit de celle de l'existence d'une liaison significative. Les femmes ont une propension plus forte à exprimer la peur face à la scène S7.

Dans les sections suivantes, nous discuterons de l'existence de liens entre le ressenti émotionnel des utilisateurs et leur score de quotient empathique dans trois situations.

8.2 RESSENTI EMOTIONNEL ET QUOTIENT EMPATHIQUE

Concernant le niveau empathique des utilisateurs évalué par le test de Simon Baron-Cohen, les résultats montrent que l'émotion surprise, pour la séquence S3-Blague de Mathias, n'est déclarée que par un sujet qui a un quotient empathique inférieur à la norme - Blague à caractère sexuel (tableau 10).

Tableau 10 : Croisement « surprise » et Score quotient empathique (QE) en relation à la norme – séquence 3

Nombre de cases d'effectif théorique < 5	5		
Nombre de degrés de liberté	2		
Khi-2	11,979		
P-value	0,003		
Effectif	N'évoque pas la surprise	Evoque la surprise	Ensemble
% en ligne			
% en colonne			
A - Score QE strictement inférieur à la norme	1 50,0 %	1 50,0 %	2 100,0 %
	4,2 %	100,0 %	8,0 %
B- Score QE dans la norme	20 100,0 %	0 0,0 %	20 100,0 %
	83,3 %	0,0 %	80,0 %
C - Score QE strictement supérieur à la norme	3 100,0 %	0 0,0 %	3 100,0 %
	12,5 %	0,0 %	12,0 %
Ensemble	24 96,0 %	1 4,0 %	25 100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Lors de la séquence S5 – Proposition de Mathias (tableau 11), l'émotion de surprise a été choisie par deux personnes qui ont un score quotient empathique supérieur à la norme et également deux qui sont dans la norme.

Tableau 11 : Croisement « surprise » et Score QE en relation à la norme – séquence 5

Nombre de cases d'effectif théorique < 5	5		
Nombre de degrés de liberté	2		
Khi-2	6,647		
P-value	0,036		
Effectif			
% en ligne	N'évoque pas la surprise	Evoque la surprise	Ensemble
% en colonne			
A - Score QE strictement inférieur à la norme	2	0	2
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
	9,5 %	0,0 %	8,0 %
B- Score QE dans la norme	18	2	20
	90,0 %	10,0 %	100,0 %
	85,7 %	50,0 %	80,0 %
C - Score QE strictement supérieur à la norme	1	2	3
	33,3 %	66,7 %	100,0 %
	4,8 %	50,0 %	12,0 %
Ensemble	21	4	25
	84,0 %	16,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Lors de la séquence S7-demande de Mathias pour que Lucie reste le soir (tableau 12), nous avons des résultats comparables aux précédents, à savoir l'émotion de surprise a été choisie par une personne qui a un score QE supérieur à la norme.

Tableau 12 : Croisement « surprise » et Score QE en relation à la norme – séquence 7

Nombre de cases d'effectif théorique < 5	5		
Nombre de degrés de liberté	2		
Khi-2	7,639		
P-value	0,022		
Effectif			
% en ligne	N'évoque pas la surprise	Evoque la surprise	Ensemble
% en colonne			
A-Score QE inférieur strictement à la norme	2	0	2
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
	8,3 %	0,0 %	8,0 %
B-Score QE dans la norme	20	0	20
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
	83,3 %	0,0 %	80,0 %
C- Score QE supérieur strictement à la norme	2	1	3
	66,7 %	33,3 %	100,0 %
	8,3 %	100,0 %	12,0 %
Ensemble	24	1	25
	96,0 %	4,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

En résumé, l'émotion de surprise se distingue des autres émotions au regard du niveau empathique personnel des utilisateurs (quotient empathique supérieur, dans la norme ou inférieur à la norme, voir tableaux 10, 11 et 12).

8.3 RESSENTI EMOTIONNEL ET IDENTIFICATION AUX PERSONNAGES

Nos résultats font apparaître qu'il n'y a pas d'association significative entre la nature de l'émotion et l'identification à aucun personnage au seuil $\alpha = 0,05$. Si nous appliquons le test exact de Fisher (p-value de 0,091), lors de la séquence S3-Blague à caractère sexuel de

Mathias, il ressort que les deux variables « sentiment de tristesse » et « identification à aucun des personnages » sont indépendantes (tableau 13).

Tableau 13 : Croisement « tristesse » et identification à aucun – séquence 3

		Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5		3		
Nombre de degrés de liberté		1		
Khi-2 (k)		4,640		
P-value		0,031		
Effectif/poids		Ne reconnaît pas cette modalité	Identifié à aucun personnage	Ensemble
% en ligne	% en colonne			
Séquence S3: n'évoque pas la tristesse		19	3	22
		86,4 %	13,6 %	100,0 %
		95,0 %	60,0 %	88,0 %
Séquence S3: évoque la tristesse		1	2	3
		33,3 %	66,7 %	100,0 %
		5,0 %	40,0 %	12,0 %
Ensemble		20	5	25
		80,0 %	20,0 %	100,0 %
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

Tableau 14 : Croisement « dégoût » et identification à Lucie – séquence 6

		Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5		2		
Nombre de degrés de liberté		1		
Khi-2 (k)		5,469		
P-value		0,019		
Effectif/poids		S'identifie à un personnage autre que Lucie	S'identifie à Lucie	Ensemble
% en ligne	% en colonne			
Séquence S6 : n'évoque pas le dégoût		9	9	18
		50,0 %	50,0 %	100,0 %
		100,0 %	56,3 %	72,0 %
Séquence S6 : évoque le dégoût		0	7	7
		0,0 %	100,0 %	100,0 %
		0,0 %	43,8 %	28,0 %
Ensemble		9	16	25
		36,0 %	64,0 %	100,0 %
		100,0 %	100,0 %	100,0 %

En revanche, il existe un lien entre l'identification à un personnage et l'évocation d'émotions. Plus précisément, nous retenons l'existence d'un lien significatif entre l'identification à Lucie et l'émotion de dégoût lors de la séquence S6-Menace de Mathias à Lucie (tableau 14). Si nous appliquons le test exact de Fisher, il ressort que la p-value est de 0,026 ce qui nous conduit à rejeter l'hypothèse d'indépendance au profit de celle de l'existence d'une liaison significative entre ces deux variables : identification à Lucie et dégoût.

Les résultats (tableau 15) ne font pas apparaître une association significative au seuil de risque $\alpha = 0,05$ entre l'identification au collègue Éric et le sentiment de colère lors de la

séquence S7-Demande de rester le soir et menace. La valeur de la p-value du test exact de Fisher étant de 0,095, nous considérons qu'il n'y a pas de liaison significative entre ces deux variables : colère et identification à Éric.

Tableau 15 : Croisement « colère » et identification au collègue Éric – séquence 7

	Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5	2		
Nombre de degrés de liberté	1		
Khi-2 (k)	4,396		
P-value	0,036		
Effectif	Ne s'identifie pas au collègue Eric	S'identifie au collègue Eric	Ensemble
% en ligne			
% en colonne			
Séquence S7: n'évoque pas la colère	12	0	12
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
	57,1 %	0,0 %	48,0 %
Séquence S7: évoque la colère	9	4	13
	69,2 %	30,8 %	100,0 %
	42,9 %	100,0 %	52,0 %
Ensemble	21	4	25
	84,0 %	16,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

En synthèse, l'utilisation de la réalité virtuelle semble favoriser une implication émotionnelle des utilisateurs qui expriment tous avoir ressenti des émotions au cours du visionnage du film. Nous avons vu que ces émotions ont varié au cours des séquences à la fois par leur nature passant de la joie à la colère et par leur intensité moyenne de 3,32 à 9,32 sur une échelle de 10. Comme cela a été suggéré dans le scénario initial, l'objectif était que l'utilisateur devait être conduit à s'identifier préférentiellement à Lucie. Globalement ceci a été majoritairement le cas (64%) pour les deux sexes.

Toutefois les hommes ont eu une propension à moins choisir le personnage de Lucie que les femmes. C'est le personnage d'Éric qui a été significativement plus choisi par les hommes comme le montre le tableau 16. D'ailleurs, aucune femme ne s'est identifiée à ce personnage. Ce constat peut être rapproché de conclusions antérieures sur les jeux vidéo (Lignon, 2013). L'auteur met en évidence que, lors du choix de leurs avatars, les utilisateurs s'orientent davantage vers des personnages du même sexe qu'eux et qu'ils valorisent des qualités conventionnellement plus masculines chez les garçons (la force arrive en première position) et plus féminines chez les filles (l'apparence en première position). En conséquence, il n'est pas surprenant que l'utilisateur du dispositif « la traque » s'identifie implicitement à un personnage qui lui ressemble pour mieux adhérer au scénario.

Aucun sujet ne s'est identifié au personnage de l'agresseur Mathias ni au personnage de Julien. Rappelons que les personnages identificatoires étaient les mêmes pour tous les sujets, mais, les femmes (14/17) se sont plus identifiées à Lucie que les hommes (2/8), cela pourrait sans doute s'expliquer par le fait que l'identification se fait plus facilement lorsqu'il n'y a pas de contradiction avec son identité sexuelle forgée à partir d'identifications successives depuis l'enfance comme nous l'avons évoqué précédemment lorsque nous avons défini le concept d'identification. Nous pouvons également rappeler ici les travaux de Lignon (2013) qui convergent avec ce dernier résultat (voir ci-dessus).

Tableau 16 : Sexe et identification au personnage du collègue Eric

	Standard		
Nombre de cases d'effectif théorique < 5	2		
Nombre de degrés de liberté	1		
Khi-2 (k)	10,119		
P-value	0,001		
Effectif			
% en ligne	Ne s'identifie pas au collègue Eric	S'identifie au collègue Eric	Ensemble
% en colonne			
Femme	17	0	17
	100,0 %	0,0 %	100,0 %
	81,0 %	0,0 %	68,0 %
Homme	4	4	8
	50,0 %	50,0 %	100,0 %
	19,0 %	100,0 %	32,0 %
Ensemble	21	4	25
	84,0 %	16,0 %	100,0 %
	100,0 %	100,0 %	100,0 %

Par ailleurs, dans le processus d'identification, nous mettons en évidence une résonance émotionnelle différente selon les sujets. Nous avons vu que le niveau empathique initial de l'utilisateur (quotient empathique en dessous ou au-dessus de la norme, ou égal à la norme) et le choix de l'émotion surprise sont liés statistiquement selon les séquences, ce qui n'est pas le cas pour les autres émotions. Il semblerait donc qu'il y ait une appropriation subjective de la situation de harcèlement en fonction de sa propre capacité à se mettre à la place d'autrui mise en évidence au regard de la nature de certaines émotions évoquées et selon les séquences. Pourquoi n'existe-t-il pas de lien entre le quotient empathique et les autres émotions ? Nous ne pouvons répondre directement à cette question, elle pourrait faire l'objet d'une recherche plus spécifique sur la nature même des émotions. Est-ce que toutes les émotions peuvent être partagées de la même manière par un processus d'empathie ? Qu'est-ce qu'une émotion empathique ? En quoi la surprise pourrait faire intervenir moins ou plus d'empathie chez la personne qui la reçoit par comparaison avec la joie ou la tristesse ?

Selon la nature des identifications, l'utilisateur ressentira certaines émotions plutôt que d'autres ; c'est le cas, si l'utilisateur s'identifie à Lucie, il ressentira particulièrement du dégoût. S'il ne s'identifie à personne ce sera de la tristesse ou encore de la colère, s'il est observateur de la situation comme collègue (Éric). Comme précédemment, ce résultat pourrait être discuté dans la mesure où nous n'avons expérimenté dans « la traque » qu'un seul scénario composé de 8 séquences (voir tableau 1). Il serait intéressant de poursuivre ce travail en envisageant d'autres scénarios à forte valeur émotionnelle mettant en œuvre ces mêmes personnages afin de confirmer ou non ces premiers résultats.

Enfin, nous avons constaté d'une manière empirique que des étudiantes ayant eu des expériences personnelles vis-à-vis du harcèlement sexuel, manifestaient le besoin de verbaliser, après le visionnage de la vidéo, leurs souvenirs traumatiques qui resurgissent lors du visionnage du film.

9. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cette recherche a mis en évidence que l'implication émotionnelle des sujets est particulièrement active lors de l'utilisation d'un dispositif de réalité virtuelle comme celui mis en œuvre dans cette recherche. Cela nous a permis de mieux comprendre que le fait de s'identifier à un personnage virtuel peut mobiliser chez les utilisateurs des processus psychiques actifs dans des situations de la vie réelle, comme l'identification. D'ailleurs, nous

avons pu observer que les utilisateurs ont éprouvé des émotions de nature empathique à l'égard du préjudice subi par Lucie, la victime, en ressentant de la colère.

Malgré ces premiers résultats encourageants notre recherche présente un certain nombre de faiblesses méthodologiques relativement à la construction des données, ce qui limite les possibilités de les généraliser de manière contrôlée à une population plus ample. En particulier, la taille réduite de notre échantillon (25 étudiants) qui nous expose à un biais de défaut de couverture, et son mode de construction, qui ne permet pas de contrôler les biais de représentativité, nous amènent à rappeler que cette recherche en reste à un niveau exploratoire. Un des biais est apparu a posteriori : en s'identifiant préférentiellement à un personnage du même sexe, les femmes n'ont pas d'autre alternative que de s'identifier à Lucie dans la mesure où tous les autres protagonistes sont de sexe masculin. Il serait donc souhaitable de corriger le biais de couverture, dans la poursuite de ce travail, et d'expérimenter ce dispositif sur un effectif plus important en faisant intervenir d'autres personnages féminins.

De plus, le scénario pourrait être enrichi avec davantage de séquences basées sur des émotions prescrites en amont par les concepteurs afin d'explorer la convergence des émotions exprimées par les utilisateurs et l'intentionnalité des concepteurs.

Nous pouvons également nous interroger sur la plus-value de la réalité virtuelle dans ce type de situation qui n'a pas été testée avec une approche comparative. Il serait intéressant par la suite d'établir une comparaison entre ce dispositif et un support non immersif pour mieux mesurer les apports de la réalité virtuelle appliquée à ce type de contexte.

En somme, beaucoup de perspectives restent ouvertes dans les années à venir pour étudier l'impact de la réalité virtuelle à des fins pédagogiques.

REMERCIEMENTS

Nous adressons nos sincères remerciements à Antoine Pellerin, étudiant en Master 2. Audiovisuel, médias interactifs, jeux – Écritures interactives à l'Université Lyon 3 qui a contribué à la saisie des données de cette recherche lors du traitement statistique.

REFERENCES

- Damasio, A. (1999). *Le Sentiment même de soi. Corps, émotions, conscience*. Odile Jacob.
- Debauche, A., Lebugle, A., Brown, E., Lejbowicz, T., Mazuy, M., Charruault, A., Dupuis, J., Cromer, S. et Hamel, C. (2017). *Présentation de l'enquête Virage et premiers résultats sur les violences sexuelles*. [Documents de travail 229]. https://virage.site.ined.fr/fichier/s_rubrique/20838/doc.travail_2017_229_violences_sexuelles_enquete.virage_1.fr.fr.pdf
- Ekman, P., Friesen, W.V. et Ellsworth, P. (1972). *Emotion in the human face*. Pergamon Press.
- Ekman, P. (1989). The argument and evidence about universals in facial expressions of emotion. Dans H. Wagner et A. Manstead (dir.), *Handbook of Social Psychophysiology* (p. 143-164). John Wiley & Sons.
- Ferjoux C. et Ropert-Dupont, E. (2020). Journalisme immersif et empathie : l'émotion comme connaissance immédiate du réel. *Knowledge of Reality*, 28, 73-99.
- Fuchs, P. (1996). *Les interfaces de la réalité virtuelle*. AJIIMD, Presses de l'École des Mines de Paris.

- Lavoué, É. et Rinaudo, J-L. (2012). Individualisation, personnalisation et adaptation des environnements informatiques pour l'apprentissage. *Éditorial. STICEF*, 19. http://sticef.univ-lemans.fr/num/vol2012/sticef_2012_edito_individualisation.html
- Lawrence, E.J., Shaw, P., Baker, D., Baron-Cohen, S. et David, A.S. (2004). Measuring empathy – reliability and validity of the empathy quotient. *Psychological Medicine*, 34, 911-920.
- Leubou, N.R, Trestini, M. et Crespini, B. (2021). Réalité virtuelle et formation à distance : impact de la représentation des avatars sur la coprésence des apprenants dans un environnement virtuel collaboratif. Dans *Actes de la 10^{ème} conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain (EIAH 2021)* (p. 154-165).
- Leveau, P.H. et Camus, S. (2022, mai). *Le rôle de l'incarnation dans les émotions suscitées lors des visites touristiques en réalité virtuelle* [communication]. 9^{ème} conférence de l'Association française de management du tourisme (AFMAT), Angers, France.
- Lignon, F. (2013). Des jeux vidéo et des adolescents : À quoi jouent les jeunes filles et garçons des collèges et lycées ? *Le Temps des médias*, 21, 143-160.
- Lourdeaux, D. (2001). *Réalité virtuelle et formation : conception d'environnements virtuels pédagogiques. Interface homme-machine* [Thèse de doctorat en informatique, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, France]. <https://pastel.hal.science/tel-00006475v1/document>
- Lourdeaux, D. (2012). Réalité virtuelle et formation, Technologies de l'information, le traitement du signal et ses applications [Dossier complet, Techniques de l'Ingénieur].
- Morriet, O. (2021). La réalité virtuelle, une machine à empathie ? *Cinemas*, 29(2), 169-193.
- Narme, P., Mouras, H., Loas, G., Krystkowiak, P., Roussel, M., Boucart, M. et Godefroy, O. (2010). Vers une approche neuropsychologique de l'empathie. *Revue de neuropsychologie*, 4(2), 292 – 298. <https://doi.org/10.1684/nrp.2010.0098>
- Neyraud, M. (1984). L'identification. Pour une introduction. *Revue française de psychanalyse*, 48(2), 509-514.
- Shubber, Y. (1998). *Étude exploratoire de la présence dans un environnement virtuel non-immersif* [Mémoire du diplôme d'études supérieures en sciences et technologies de l'apprentissage et de la formation (STAF), TECFA, Genève, Suisse]. <https://tecfa.unige.ch/tecfa/mal/tt/memoire/Schubber1998.pdf>
- Tan, E.S. (1996). *Emotion and the structure of narrative film. Film as an emotion machine*. Lawrence Erlbaum.
- Thurston, R.C., Chang, Y., Matthews, K.A., Von Känel, R. et Koenen, K. (2019). Association of sexual harassment and sexual assault with midlife women's mental and physical health. *JAMA Intern Med.*, 179(1), 48–53.
- Tisseau, J. et Nédélec, A. (2002). Réalité virtuelle : un contexte historique interdisciplinaire. Protohistoire de la réalité virtuelle (1963-1989). *Revue internationale de CFAO et d'informatique graphique*, 17(3-4), 263-278.
- Vial, S. (2013). *L'être et l'écran : comment le numérique change la perception*. Presses Universitaires de France. <https://doi.org/10.3917/puf.vials.2013.01>
- Vial, S. (2016). Voir et percevoir à l'ère numérique : théorie de l'ontophanie. Dans M. Carbone, A. C. Dalmasso et J. Bodini (dir.), *Vivre par(mi) les écrans* (p. 63-85). Les presses du réel.

Caractéristiques personnelles et explications dans les EIAH : une étude exploratoire dans l'enseignement de l'informatique

Personal Characteristics and Explanations in TEL Environments: an Exploratory Study in Computer Science Education

Esther FÉLIX¹; Franck AMADIEU²; Julien BROISIN¹

¹IRIT - Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, Toulouse, France

²CLLE - Cognition, Langues, Langage, Ergonomie, CNRS, Toulouse, France

Résumé. L'intelligence artificielle explicable dans l'éducation est devenue une préoccupation majeure. Dans cet article, nous introduisons des explications dans un système à base de compétences, dans le contexte de l'apprentissage de l'informatique. Notre objectif global est d'accroître la compréhension par les apprenants des niveaux de maîtrise de leurs compétences qui sont calculés automatiquement, et ainsi augmenter leur confiance dans le système. En particulier, nous étudions quelles caractéristiques personnelles des étudiants affectent la consultation et la compréhension des explications, et quels sont les impacts de ces explications sur leur perception et leur comportement au sein du système. Notre étude porte sur 98 étudiants de première année en informatique dans l'enseignement supérieur. Les analyses quantitatives montrent que les étudiants qui ont une faible perception de leur capacité à réussir sont moins susceptibles d'accéder aux explications et de les comprendre, et que les étudiants peu engagés et peu performants sont moins susceptibles de comprendre les explications. Les analyses qualitatives, quant à elles, nous aident à identifier certains besoins des apprenants en termes de contenu, forme et temporalité des explications.

Mots-clés : explicabilité, apprentissage de l'informatique, eiah, intelligence artificielle

Abstract. *Explainable artificial intelligence in education recently became a major concern. In this paper, we introduce explanations in a competency profile, in the context of computer education. Our overall objective is to increase learners' understanding and trust in the system. In particular, we are interested in studying which students' personal characteristics affect the consultation of explanations, and what are the impacts of these explanations on their perception of and their behavior within the system. Our study involves 98 first-year students from a computer science degree. Our quantitative analyses show that students with a low perception of their ability to succeed are less likely to access and understand explanations, and also that low-engaged, low-performing students are less likely to understand explanations. Qualitative analyses, meanwhile, help us to identify certain learner needs in terms of content, form and timing of explanations.*

Keywords: *explainability, computer education, tel, artificial intelligence*

1. INTRODUCTION

La recherche sur l’intelligence artificielle explicable, ou *xAI* (*eXplainable Artificial Intelligence*), vise à rendre les systèmes fondés sur l’intelligence artificielle (IA) plus transparents et compréhensibles par les humains. Jusqu’à présent, ce domaine était principalement destiné aux experts en IA, mais des recherches récentes montrent la nécessité d’adresser des explications à des utilisateurs non experts afin d’améliorer leur compréhension et ainsi renforcer leur confiance dans les systèmes qu’ils utilisent (Kraus *et al.*, 2020).

Les environnements informatiques pour l’apprentissage humain (EIAH) sont aujourd’hui souvent soutenus par des méthodes d’IA pour interagir avec les apprenants ou les enseignants. Pour améliorer la compréhension et la transparence de ces mécanismes intelligents pour les utilisateurs, et ainsi favoriser l’adoption des EIAH munis d’IA, une solution consiste à ajouter des explications (Conati *et al.*, 2018). Pour être efficaces, les explications fournies doivent être adaptées au niveau d’expertise de l’utilisateur et plus généralement aux caractéristiques individuelles qui lui sont propres (Tomsett *et al.*, 2018). Notre objectif à long terme vise donc à personnaliser les explications fournies aux utilisateurs dans les EIAH. Toutefois, pour atteindre ce but, un objectif intermédiaire qui fait l’objet de cet article est d’identifier les caractéristiques individuelles susceptibles d’avoir un impact sur la consultation, la perception et la compréhension des explications, ainsi que les types d’explications susceptibles d’être les plus efficaces (Khosravi *et al.*, 2022). Des caractéristiques ont déjà été identifiées dans des domaines tels que la recommandation musicale (Millecamp *et al.*, 2019), mais à notre connaissance, elles n’ont pas été identifiées dans le domaine de l’éducation (Khosravi *et al.*, 2022). Dans cet article, nous visons donc à répondre aux questions de recherche suivantes :

- **QR1** : Quelles caractéristiques personnelles sont corrélées avec la consultation, la compréhension et la perception de l’utilité des explications ?
- **QR2** : Comment les caractéristiques personnelles des apprenants influencent-elles leur perception du système (QR2.1), et dans quelle mesure la consultation, la compréhension et la perception de l’utilité des explications affectent-elles cette perception du système (QR2.2) ?

Pour répondre à ces questions, nous menons une étude exploratoire en contexte d’apprentissage réel à partir d’explications relatives au profil de compétences des apprenants. Ces explications sont intégrées dans une plateforme d’apprentissage de l’informatique. Nous étudions l’influence des explications selon six caractéristiques personnelles d’apprenants de première année de Bachelor Universitaire de Technologie (BUT) informatique.

La section suivante présente un état de l’art des notions d’IA explicable pour l’éducation et de personnalisation des explications dans le contexte des EIAH. La section 3 décrit l’expérimentation que nous avons menée et la section 4 détaille les analyses des données quantitatives et qualitatives. Les résultats de ces analyses sont présentés dans la section 5 et discutés dans la section 6. Les conclusions de l’étude et les orientations futures de nos travaux terminent cet article.

2. ÉTAT DE L’ART

2.1. INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EXPLICABLE DANS LE DOMAINE DE L’ÉDUCATION

L’explicabilité des modèles d’IA est un domaine de recherche qui a pris de l’ampleur ces dernières années en raison de la nécessité de comprendre comment les algorithmes prennent leurs décisions. L’objectif de l’IA explicable est de rendre les systèmes plus transparents et

d'accroître la confiance des utilisateurs dans leur fonctionnement et dans les résultats qu'ils produisent (Kraus *et al.*, 2020).

L'idée de fournir des explications à des utilisateurs non experts n'a commencé à être explorée que récemment dans le monde de la recherche en IA, où de telles explications étaient initialement conçues par et pour des experts en IA cherchant à mieux comprendre leurs algorithmes afin d'en améliorer le fonctionnement. En 2019, Arya *et al.* ont conçu une taxonomie des différentes techniques d'explicabilité en IA pour répondre à la nécessité d'adapter les explications à un public d'utilisateurs plus large que les experts, avec l'exemple d'un algorithme d'attribution de crédit pour une banque devant être expliqué de manière transparente aux clients. Les méthodes d'explicabilité peuvent être classées en différentes approches (Barredo Arrieta *et al.*, 2020 ; Gilpin *et al.*, 2018) selon qu'elles expliquent l'ensemble du modèle lui-même (approches globales) ou un résultat individuel (approches locales), et selon que le modèle s'explique de lui-même ou que ses résultats doivent être expliqués par la suite avec des explications post-hoc (Arya *et al.*, 2019 ; Khosravi *et al.*, 2022). Ribera distingue trois rôles d'utilisateurs qui nécessitent différents types d'explications : les développeurs et chercheurs en IA, les experts du domaine, et les utilisateurs profanes (Ribera et Lapedriza, 2019). Les experts et chercheurs en IA sont susceptibles d'avoir besoin d'explications concernant le modèle lui-même dans le but de le tester et l'améliorer, avec par exemple des modélisations intermédiaires (*proxy models*) qui se comportent de manière similaire au modèle original mais qui sont plus simples à expliquer (Gilpin *et al.*, 2018). Les méthodes visant à décomposer les réseaux de neurones en arbres de décisions (Sato et Tsukimoto, 2001) sont des exemples d'explications de ce type. Pour les autres rôles d'utilisateurs non spécialistes en IA, en particulier les utilisateurs profanes, des explications locales et post-hoc sont préconisées, qui n'expliquent pas le modèle entier mais plutôt comment un résultat particulier a été obtenu (Keane *et al.*, 2021). Ces explications sont à favoriser pour ces types d'utilisateurs car elles sont plus proches du mode de fonctionnement humain (Lipton, 2018) et contiennent une quantité plus restreinte d'informations, ce qui facilite leur compréhension (Wachter *et al.*, 2017). Les explications post-hoc peuvent être divisées en plusieurs familles (Barredo Arrieta *et al.*, 2020) qui comprennent les explications textuelles (Bennetot *et al.*, 2019), les explications visuelles (Krause *et al.*, 2016 ; Lipton, 2018), les explications fondées sur l'importance des variables ou *feature relevance explanations* (Lundberg et Lee, 2017), ou encore les explications par l'exemple, comme les explications contrefactuelles (Wachter *et al.*, 2017).

Il est important de noter que le terme « explicabilité » en IA fait généralement référence aux techniques d'explicabilité qui s'appliquent à des modèles de type « boîte noire » (algorithmes de *machine learning* et *deep learning*). Cependant, selon Rizzo *et al.* (2023), l'explicabilité est plutôt un gradient allant des modèles complètement boîte noire aux modèles complètement transparents, sans seuils précis. Ils soutiennent que la différence entre ces modèles réside principalement dans le niveau de difficulté à concevoir des explications les concernant, et que la clé pour déployer des modèles explicables est d'intégrer les humains dans la boucle de conception de l'explicabilité. Leur notion de difficulté est définie par la complexité interne du modèle, qui est liée à la charge cognitive que l'utilisateur peut supporter. Par conséquent, les techniques d'explicabilité post-hoc utilisées pour les modèles à boîte noire peuvent également servir à expliquer des modèles considérés comme transparents, et le type d'explication requis dépend du niveau d'expertise de l'utilisateur et de ses objectifs. De plus, bien que la notion d'explicabilité en tant qu'*explainable AI* soit récente, des tentatives d'explication des systèmes d'IA basés sur des règles à leurs utilisateurs ont été faites depuis le développement de ce type de système. Par opposition à l'IA numérique, ces systèmes mettent en œuvre une IA symbolique, c'est-à-dire des algorithmes qui visent à re-

produire le raisonnement humain. Pour ces systèmes également, il y a toujours eu une volonté de fournir aux utilisateurs des informations qui les aident à comprendre comment le système fonctionne et pourquoi il produit un résultat donné, afin d'améliorer la confiance dans le système. Toutefois, dans ces cas, le terme « explicabilité » n'est pas explicitement utilisé. Les chercheurs soulignent plutôt la nécessité pour les systèmes d'IA d'avoir la « capacité d'expliquer leur (ligne de) raisonnement » (Clancey, 1983a; Leake & Mcsherry, 2005). Lacave et Diez (2004, p.134) ont proposé une définition de ce qu'une explication devrait être : selon eux, « expliquer consiste à exposer quelque chose de manière **compréhensible** pour le destinataire de l'explication, afin d'améliorer ses connaissances sur l'objet de l'explication, et **satisfaisante**, au sens où l'explication répond aux attentes du destinataire ». Lacave et Diez donnent des recommandations sur ce que les explications doivent inclure dans les systèmes experts heuristiques (par exemple, l'adaptation à l'utilisateur, la compréhensibilité et l'accent mis sur la causalité) et ont fait une revue de ces systèmes capables de fournir ce type d'explications. En particulier, un système d'explications a été intégré à un ITS (*Intelligent Tutoring System*) sous le nom de GUIDON (Clancey, 1983b). Ce tuteur utilisait le dialogue avec les étudiants pour les aider à résoudre leurs problèmes, et était capable de justifier ses règles auprès des étudiants en fonction de leurs connaissances et de leurs intérêts.

Les systèmes basés sur des règles sont donc de bons candidats pour fournir des explications sur leur raisonnement (Hayes-Roth, 1985). Ainsi, dans notre étude, **nous nous intéressons en particulier à l'explicabilité au sens « capacité à expliquer le raisonnement » d'un système à des utilisateurs non experts**, plutôt qu'au sens « *explainable AI* » couramment utilisé pour évoquer les dernières techniques permettant de comprendre le fonctionnement des algorithmes de *machine learning* « boîtes noires » les plus modernes. Nous avons choisi de générer les explications à l'aide de méthodes d'explicabilité post-hoc : les explications fournies sont **locales**, car les travaux antérieurs montrent qu'elles sont bien adaptées aux utilisateurs novices (Lipton, 2018); elles s'appuient également sur des **exemples** (*example-based*), et elles exposent aux apprenants pourquoi et comment le système a produit le résultat proposé.

Appliqué à l'éducation, le domaine de l'IA explicable vise ainsi à améliorer la transparence des systèmes d'IA utilisés dans les contextes éducatifs afin de renforcer la confiance des utilisateurs (Khosravi *et al.*, 2022). Il s'agit d'expliquer le fonctionnement interne de ces systèmes et leurs processus décisionnels aux utilisateurs finaux, tels que les étudiants, les enseignants ou les parents. Les recherches proposant des explications sur les systèmes d'IA dans le domaine de l'éducation sont encore peu nombreuses. Par exemple, Conati *et al.* (2021) ont proposé des conseils accompagnés d'explications dans un système de tutorat intelligent (*Intelligent Tutoring System*, ITS) en mettant l'accent sur *pourquoi* une suggestion est utile et *comment* l'IA prend la décision de faire cette suggestion. L'application de l'explicabilité au domaine de l'éducation se distingue par le fait que son objectif est de fournir des explications *actionnables* (Khosravi *et al.*, 2022). La notion d'actionnabilité est définie comme se rapportant à des « données permettant d'établir une procédure corrective, ou une boucle de feedback, pour un ensemble d'actions » (Jørnø et Gynther, 2018). Les explications dans le domaine de l'éducation doivent donc, en plus d'expliquer comment certains résultats sont calculés, être associées à une forme de feedback incitant à s'engager dans une réflexion ou une action (Winne, 2021).

Ainsi, certains travaux en EIAH cherchent à fournir des explications actionnables menant par exemple à des recommandations explicables de ressources d'apprentissage (Abdi *et al.*, 2020; Barria-Pineda *et al.*, 2021; Palominos *et al.*, 2019), à l'utilisation optimale du temps des enseignants pour examiner le travail des étudiants (Darvishi *et al.*, 2020), à l'apport d'un

soutien aux apprenants qui en ont le plus besoin (Khosravi *et al.*, 2021), à des recommandations d'actions pédagogiques à effectuer en fonction de prédictions fournies (Pardo *et al.*, 2016), à l'amélioration de l'auto-régulation des apprenants (Afzaal *et al.*, 2021), ou encore à une meilleure compréhension du feedback donné sur du contenu de cours (Ali *et al.*, 2012). Les notions d'explication actionnable et de feedback sont donc liées et il apparaît important de tenir compte des recherches portant sur les feedback dans l'éducation, en particulier dans les EIAH, afin d'intégrer efficacement des explications actionnables dans ces environnements.

2.2. FEEDBACK ET BESOINS DE PERSONNALISATION DANS LES EIAH

En 1995, Winne et Butler définissent le feedback comme une « information qui permet à un apprenant de confirmer, d'ajouter, d'écraser, d'ajuster ou de restructurer de l'information en mémoire, qu'il s'agisse de connaissances du domaine, de connaissances métacognitives, de croyances sur soi et sur les tâches, ou de stratégies cognitives » (Butler et Winne, 1995, p.275). Hattie et Timperley (2007), dans leur revue de littérature devenue une référence sur la notion de feedback, proposent un modèle du feedback et évaluent son efficacité selon différents aspects. Ils définissent le feedback comme une information fournie par un agent (par exemple un professeur, un parent, un pair) concernant la performance ou la compréhension d'un individu. L'objectif du feedback est de réduire l'écart entre, d'une part, la compréhension et la performance d'un apprenant atteintes à un moment donné (« là où il se trouve ») et, d'autre part, les objectifs fixés à atteindre (« là où il veut aller »). Cet objectif n'est cependant pas évident à atteindre, car le feedback peut être inadapté, rejeté ou mal interprété et donc ne pas avoir l'impact désiré. D'après Hattie et Timperley (2007), le feedback, pour être efficace, doit ainsi répondre aux questions suivantes : *Quels sont mes objectifs ?* (« *feed-up* », il s'agit de comparer la situation actuelle à l'objectif visé) ; *Quel est mon avancement actuel ?* (« *feed-back* », c'est l'analyse de la progression qui a été effectuée) ; *Quelle est la prochaine étape ?* (« *feed-forward* » : la réponse à cette question doit fournir une explication de l'objectif ciblé à partir de l'état d'avancement actuel, en donnant des informations sur ce qui est compris et sur ce qui ne l'est pas). C'est ce qui mène à une adaptation de l'apprentissage, à l'élaboration de nouvelles stratégies, et aide au processus d'auto-régulation. De plus, le feedback peut être différencié selon plusieurs niveaux : le feedback au niveau de la tâche, qui permet d'indiquer si une tâche précise a été bien accomplie ou comprise ; le feedback au niveau du processus, qui donne un retour sur les stratégies de résolution qui ont été mises en place par l'apprenant ; le feedback au niveau de l'auto-régulation, qui est focalisé sur la régulation par l'apprenant de ses stratégies ; et enfin le feedback sur la personne, qui consiste en un retour sur l'apprenant mais pas sur la tâche en elle-même.

Narciss *et al.* ont proposé un cadre conceptuel qui apporte un autre degré de précision en distinguant trois catégories principales de feedback dans les EIAH (Narciss, 2008 ; Narciss *et al.*, 2002) : la connaissance des résultats (KR, *Knowledge of Result*), la connaissance de la réponse correcte (KCR, *Knowledge of Correct Response*) et le feedback élaboré (EF, *Elaborated Feedback*). Keuning *et al.* (2018) ont adapté ce cadre et détaillé différents types de feedback élaboré dans le domaine de l'enseignement de l'informatique : la connaissance des erreurs (KM, *Knowledge of Mistakes*) qui concerne les échecs des tests, les erreurs de compilation ou les problèmes de performance ; la connaissance de la manière de procéder (KH, *Knowledge on How to proceed*) pour les conseils liés aux étapes de traitement des tâches ; et la connaissance de la métacognition (KMC) pour le feedback sur les stratégies métacognitives. La plupart des outils de feedback pour l'enseignement de l'informatique utilisent le feedback de type KM. Nous avons également étudié l'effet du feedback métacognitif sur les changements de stratégies des apprenants dans une plateforme d'apprentissage de l'informa-

tique, mais n'avons pas trouvé d'effet significatif (Félix *et al.*, 2022) ; nous avons néanmoins observé que les programmeurs novices sont à la recherche d'un feedback au niveau de la tâche qui soit directement et plus facilement exploitable pour eux. Dans le présent papier, notre étude propose aux étudiants des explications qui peuvent être considérées comme une forme de feedback (Khosravi *et al.*, 2022). Ce feedback fourni est un feedback élaboré de type « connaissance de la manière de procéder » selon le cadre de Narciss *et al.* (Narciss, 2008 ; Narciss *et al.*, 2002), et au niveau du processus d'après la classification de Hattie et Timperley (2007). Comme conseillé par Hattie et Timperley, notre feedback comporte des informations concernant le niveau de l'apprenant sur les compétences à acquérir (« *Quel est mon avancement actuel ?* », information utile à l'auto-évaluation), donne une explication sur comment ce niveau de compétence a été calculé de manière à les aider à comprendre les attendus du module (« *Quels sont mes objectifs ?* », information utile à l'auto-régulation), et donne un conseil pour améliorer leur manière de travailler (« *Quelle est la prochaine étape ?* », information également utile à l'auto-régulation).

De plus, une récente étude souligne « le besoin de développer des explications exploitables ("actionable") et personnalisées » comme l'un des cinq domaines majeurs pour favoriser l'adoption des systèmes éducatifs munis d'IA (Khosravi *et al.*, 2022, p.19). Plus précisément, les auteurs soulignent la nécessité d'identifier : « les types d'explications dont les différents utilisateurs finaux ont besoin » ; « comment les explications devraient être fournies » ; et « si ces facteurs peuvent dépendre de différences individuelles » telles que les capacités, les traits de personnalités, ou encore les états cognitifs et affectifs. Kouki *et al.* (2019) soulignent également la nécessité de prendre en compte les différences individuelles dans la recherche visant à identifier les types d'explications requises par divers utilisateurs et la manière dont les explications doivent être fournies pour être acceptables. Au-delà du niveau d'expertise et des objectifs, des recherches récentes montrent que des explications adaptées à d'autres caractéristiques personnelles d'un utilisateur (Putnam, 2020), telles que les traits de personnalité (Millecamp *et al.*, 2019), le style de prise de décision (Naveed *et al.*, 2018) et les capacités cognitives (Riefler *et al.*, 2022), peuvent moduler la perception et l'effet des explications. Cependant, les travaux portant sur les caractéristiques des utilisateurs qui influencent la compréhension des explications des systèmes d'IA sont, à notre connaissance, rares. L'effet des caractéristiques personnelles sur la perception d'explications a été étudié dans certains cas particuliers tels que les recommandations musicales (Millecamp *et al.*, 2019), mais très peu à notre connaissance dans les EIAH (Khosravi *et al.*, 2022), même si certains chercheurs de la communauté ont commencé à étudier cette question dans le but de fournir un enseignement personnalisé aux apprenants en fonction de leurs besoins, de leurs états et de leurs capacités (Conati *et al.*, 2021).

Afin d'apporter des premiers éléments de réponse concernant l'importance des caractéristiques des individus sur leurs utilisation, compréhension et perception des explications dans les EIAH, nous proposons d'introduire des explications sur les résultats d'un algorithme utilisé dans notre plateforme d'apprentissage de l'informatique. Le choix de se concentrer sur les résultats est fondé sur les recommandations de Ribera et Lapedriza (2019) pour les utilisateurs non experts en IA. Notre étude explore, dans le contexte d'un cours de programmation destiné à des étudiants en première année de BUT, les questions de recherche **QR1** et **QR2** qui concernent respectivement les caractéristiques personnelles qui peuvent influencer la consultation, la compréhension et l'utilité perçue des explications, et le rôle de ces caractéristiques personnelles et de l'utilisation des explications dans la perception du système.

3. MÉTHODES

3.1. OUTILS ET CONTEXTE EXPÉRIMENTAL

3.1.1. La plateforme Lab4CE

L'expérimentation a été réalisée à l'aide de la plateforme Lab4CE (Broisin *et al.*, 2017), dédiée aux travaux pratiques en informatique. Elle intègre divers outils et visualisations permettant des sessions d'activités pratiques à distance. Lab4CE fournit à chaque apprenant un laboratoire virtuel personnel, et collecte les données d'interaction des apprenants (par exemple, l'exécution d'une commande ou d'un script, la modification du code source d'un programme, ou encore l'accès à une visualisation spécifique). Toutes ces actions sont contextualisées temporellement.

3.1.2. Le système à base de compétences

Lab4CE intègre également une approche fondée sur les compétences : un ensemble de compétences est associé à la discipline étudiée par les apprenants, et le niveau de maîtrise des apprenants pour chaque compétence est calculé automatiquement sur la base de leurs activités sur la plateforme. Les apprenants peuvent aussi sélectionner une ou plusieurs compétences et demander des recommandations de matériel d'apprentissage portant sur ces compétences. L'interface dédiée au **système à base de compétences** est illustrée dans la figure 1. Elle est accessible à partir d'un bouton de la barre de menu de Lab4CE. La partie de gauche montre le **profil de compétences** d'un apprenant, la partie à droite est consacrée au **système de recommandation**.

Le profil de compétences. Ce profil est affiché sous la forme d'une structure arborescente qui représente l'ensemble des compétences associées à la discipline étudiée. Les compétences de la figure 1 sont les compétences impliquées dans un cours de programmation Shell, qui est le sujet de notre expérimentation. Pour ce thème, les enseignants ont défini un ensemble de 55 compétences, dont certaines sont composées de compétences de granularité plus fine. Par exemple, la compétence générale « *Répéter des instructions* » comprend les compétences « *Connaître la syntaxe de l'instruction while* » et « *Connaître la syntaxe de l'instruction for* ».

Extrait de code 1 : Algorithme de calcul du niveau de maîtrise

```

1 listeCompetencesGranulariteFine, listeCompetencesGenerales
2 profilCompetencesEtudiant, tracesEtudiant
3 for each competence in listeCompetencesGranulariteFine do
4     maitrise <- 0
5     for each regex in competence do
6         resultatsCorrespondances <-
7             TrouverCorrespondances(regex, tracesEtudiant)
8         evalRegex <- EvaluerRegex(regex, resultatsCorrespondances)
9         maitrise <- Maximum(0, Minimum(1, maitrise + evalRegex))
10    profilCompetencesEtudiant[competence].maitrise <- maitrise
11
12 for each competence in listeCompetencesGenerales do
13     maitrise <- MoyenneMaitrisesSousCompetences(competenceGenerale)
14     profilCompetencesEtudiant[competenceGenerale].maitrise <- maitrise
15
16 Fonction EvaluerRegex(regex, resultatsCorrespondances) :
17     nbExecutionsCorrectes <- 0
18     nbExecutionsErreurs <- 0
19     ppos <- regex.poidsPositif
20     pneg <- regex.poidsNegatif

```

```

21     nbMaxCorrectes <- regex.nbMaxCorrectes
22     nbMaxErreurs <- regex.nbMaxErreurs
23     for each correspondance in resultatsCorrespondances do
24         if VerifierExecutionCorrecte(correspondance) == "correct" then
25             nbExecutionsCorrectes <- nbExecutionsCorrectes + 1
26         else
27             nbExecutionsErreurs <- nbExecutionsErreurs + 1
28     return ppos x Minimum(nbMaxCorrectes, nbExecutionsCorrectes) -
29           pneg x Minimum(nbMaxErreurs, nbExecutionsErreurs)
30
31 Fonction TrouverCorrespondances(regex, tracesEtudiant):
32     # Renvoie la liste des correspondances trouvees dans les commandes
33     # et les scripts de letudiant pour la regex donnee en entree.
34
35 Fonction MoyennesMaitrisesSousCompetences(competence):
36     # Renvoie la moyenne des maitrises des sous-competences comprises
37     # dans la competence generale donnee en entree.
38
39 Fonction VerifierExecutionCorrecte(correspondance):
40     # Verifie si la correspondance (commande ou script)
41     # donnee en entree produit une erreur a l'execution ou non.

```

Pour chaque apprenant, le niveau de maîtrise de chacune des compétences est calculé de manière automatique par le système. Ce niveau de maîtrise est compris entre 0 et 1, et résulte d'un algorithme qui s'appuie sur des règles d'analyse des commandes et des scripts exécutés sur la plateforme Lab4CE par l'apprenant. Chaque compétence est associée à une ou plusieurs expressions régulières déterminées par des experts, et l'algorithme vérifie si les commandes ou les scripts écrits par les étudiants correspondent à ces expressions régulières. Plus précisément, chaque expression régulière à deux couples de valeurs (poids et nombres maximum d'occurrences) : le premier couple contient un **poids positif** p_{pos} , un **poids négatif** p_{neg} , et le deuxième comprend un **nombre maximal d'occurrences correctes** $nbMaxCorrectes$ et un **nombre maximal d'occurrences incorrectes** $nbMaxErreurs$. Pour obtenir le niveau de maîtrise d'une compétence d'un apprenant, l'algorithme cherche dans les traces de cet apprenant les correspondances avec les différentes expressions régulières associées à la compétence, et pour chaque correspondance trouvée, le niveau de maîtrise augmente de p_{pos} , dans une limite de $nbMaxErreurs$ augmentations possibles pour une même expression régulière (cf. la fonction `EvaluerRegex` dans Extrait de code 1). De plus, la valeur du taux de maîtrise est plafonnée à 1 et ne peut pas descendre en-dessous de 0.

Par exemple, la compétence « *Connaître les variables spéciales* » est associée à 7 expressions régulières correspondant aux variables spéciales `$#`, `$-`, `$?`, `$$`, `$!`, `$0` et `$*` (cf. Extrait de code 2 qui détaille cet exemple de structure `Compétence`), avec pour chacune un poids positif de 0,15 et un nombre maximal d'occurrences correctes de 1. Ainsi, si un étudiant utilise l'une de ces expressions dans un script ou une commande qui s'exécute correctement, le niveau de maîtrise de la compétence augmente de 0,15. Cependant, même si une variable spéciale est trouvée plusieurs fois, le niveau de maîtrise n'augmente que pour la première correspondance détectée. Les étudiants sont donc obligés d'utiliser au moins une fois chaque variable spéciale pour valider complètement la compétence.

Extrait de code 2 : Expressions régulières, nombres maximaux d'occurrences et poids associés à la compétence « *Connaître les variables spéciales* »

```

1     {
2         "competencyName": "Connaitre_les_variables_speciales",
3         "regexList": [
4             {

```

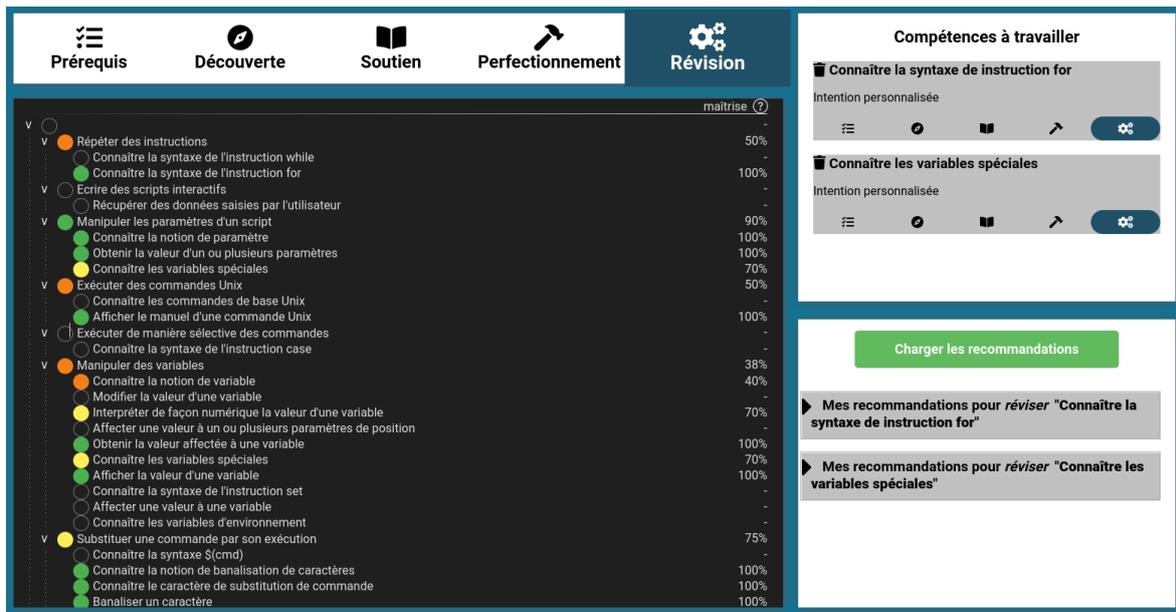


Figure 1 : Le profil de compétences et le système de recommandations d'un apprenant

```

5      "regex": ".*\\$#.*",
6      "poids": {0.15, 0.08},
7      "nombreMaxOccurrences": {1,1}
8    },
9    {
10     "regex": ".*\\$\\-.*",
11     "poids": {0.15, 0.08},
12     "nombreMaxOccurrences": {1,1}
13   },
14   {
15     "regex": ".*\\$\\?.*",
16     "poids": {0.15, 0.08},
17     "nombreMaxOccurrences": {1,1}
18   },
19   {
20     "regex": ".*\\$\\$.*",
21     "poids": {0.15, 0.08},
22     "nombreMaxOccurrences": {1,1}
23   },
24   {
25     "regex": ".*\\$!.*",
26     "poids": {0.15, 0.08},
27     "nombreMaxOccurrences": {1,1}
28   },
29   {
30     "regex": ".*\\$0.*",
31     "poids": {0.15, 0.08},
32     "nombreMaxOccurrences": {1,1}
33   },
34   {
35     "regex": ".*\\$\\*.*",

```

```

36         "poids": {0.15, 0.08},
37         "nombresMaxOccurrences": {1,1}
38     }
39 ]
40 }
```

Un autre exemple est la compétence « *Connaître la syntaxe de l'instruction for* », qui ne comprend qu'une seule expression régulière (`. *for.*in.*do.*done.*`) d'un poids de 0,5 et d'un nombre maximal d'occurrences de 2. Pour valider complètement cette compétence, un apprenant doit donc utiliser au moins deux fois la syntaxe d'une boucle `for` dans des scripts s'exécutant correctement.

Si des correspondances d'expressions régulières sont trouvées dans des scripts ou des commandes qui ne se sont pas exécutés correctement, le niveau de maîtrise de la compétence associée **baisse** de p_{neg} , dans une limite de $nbMaxErreurs$ baisses de niveau. Si p_{neg} n'est pas spécifié, il vaut par défaut la moitié de p_{pos} , et si $nbMaxErreurs$ n'est pas spécifié, il est par défaut égal à $nbMaxCorrectes$.

Le niveau de maîtrise est ensuite converti en pourcentage et affiché dans la colonne **maîtrise** (voir figure 1). Le cercle de couleur associé à chaque compétence reflète la valeur du niveau de maîtrise de l'apprenant pour cette compétence. La couleur verte correspond à une maîtrise supérieure à 75 %, la couleur jaune à une maîtrise comprise entre 50 et 75 %, la couleur orange à une maîtrise comprise entre 25 et 50 %, la couleur rouge à une inférieure à 25 %, et la couleur noire correspond à une compétence qui n'a pas encore été travaillée ou pour laquelle aucune correspondance avec une expression régulière n'a été trouvée.

Le système de recommandation. Le système de recommandation correspond à la partie droite de la figure 1. Chaque compétence du profil d'un étudiant peut être glissée et déposée dans la partie *Compétences à travailler*, et une intention de travail peut être spécifiée : Prérequis, Découverte, Soutien, Révision ou Perfectionnement. L'intention Prérequis consiste à travailler sur des compétences qui sont des prérequis des compétences sélectionnées. L'intention Découverte permet aux étudiants de travailler sur les compétences pour la première fois. L'intention Soutien propose des contenus pour travailler des compétences déjà étudiées mais non maîtrisées. L'intention Révision suggère des ressources pédagogiques qui aident à réviser pour un examen. L'intention Perfectionnement consiste à travailler sur des compétences qui sont des complexifications des compétences ciblées. Une fois que l'étudiant a sélectionné les compétences à travailler, il peut demander des recommandations en cliquant sur le bouton *Charger les recommandations*. Les recommandations apparaissent alors dans un menu déroulant (voir figure 2) et correspondent à des exercices ou des rappels de cours adaptés au profil de compétences de l'apprenant, aux compétences à travailler et aux intentions de travail. L'algorithme de recommandation est décrit dans (Sablayrolles *et al.*, 2021).



Figure 2 : Menu déroulant des recommandations associées à la compétence « *Connaître les variables spéciales* »

3.1.3. Explications relatives au calcul du niveau de maîtrise des compétences.

Contenu. Les explications que nous avons conçues visent à expliquer aux apprenants comment leur niveau de maîtrise, pour chaque compétence de leur profil, est calculé. Nous avons choisi de fournir des explications locales, car ce type d'explication a été mis en œuvre avec succès dans des travaux antérieurs dans des contextes similaires à notre expérimentation (Conati *et al.*, 2021). Ces explications s'appuient sur les productions des apprenants. Nous avons distingué trois cas : un niveau de maîtrise supérieur à 0,75 ; inférieur à 0,75 et supérieur à 0 ; égal à 0. Dans les cas 1 et 2, l'explication est personnalisée et composée de quatre parties (voir figure 3a) :

1. Le libellé de la compétence.
2. Un message textuel associé au niveau de maîtrise de la compétence (dans le cas 1, le message est « Bravo, vous avez une bonne maîtrise de cette compétence car vous avez utilisé dans votre code suffisamment d'instructions correctes correspondant à cette compétence. » ; dans le cas 2, le message est « Bravo, vous commencez à maîtriser cette compétence car vous avez utilisé de manière correcte certaines commandes ou instructions dans votre code. »). Ce message contient un compliment envers l'accomplissement d'une tâche : dans un feedback, c'est ce type de compliment qui permet d'augmenter l'auto-efficacité, au contraire des compliments dirigés vers la personne (Hattie et Timperley, 2007).
3. Un extrait de code issu des productions de l'étudiant qui a contribué à élever le niveau de maîtrise.
4. Un message encourageant l'apprenant à continuer à s'entraîner pour mieux maîtriser la compétence. Lorsque le niveau de maîtrise est à 0 (cas 3), l'explication contient 2 parties (voir figure 3b) :
 - Le libellé de la compétence.
 - Un message textuel expliquant que le niveau de maîtrise de la compétence augmentera lorsque les commandes liées à cette compétence seront exécutées. Aucun exemple de commande attendue n'est donné.

En complément de ces explications locales, les apprenants avaient également accès à une explication globale du fonctionnement de l'algorithme. L'objectif de cette explication était de décrire, dans les grandes lignes et avec des phrases simples, le fonctionnement de l'algorithme décrit dans l'Extrait de code 1. Cette explication globale est montrée dans la figure 4.

Forme. Les explications pour chaque niveau de maîtrise peuvent être obtenues en cliquant sur le niveau de maîtrise (voir le profil de compétences dans la figure 1), ce qui fait apparaître une fenêtre pop-up contenant les éléments textuels décrits ci-dessus. Le format textuel a été choisi car il semble plus adapté pour expliquer du code, mais également car certains résultats montrent que des explications textuelles sont plus convaincantes que des explications visuelles (Kouki *et al.*, 2019) et que les explications visuelles, même lorsqu'elles sont préférées par les utilisateurs, ne sont pas nécessairement les plus efficaces (Tsai et Brusilovsky, 2019). L'explication globale est quant à elle accessible en survolant le symbole « ? » visible à côté de la colonne « maîtrise » dans la figure 1.

Temporalité. Les explications sont fournies à la demande et non imposées à des moments précis durant la session de travail. En effet, dans de précédents travaux, nous avons fait le choix d'imposer du feedback avec des explications aux étudiants à deux reprises durant chaque session, mais ce feedback avait été peu lu et pris en compte par les étudiants (Félix *et al.*, 2022). Les étudiants avaient exprimé une préférence pour un fonctionnement à la demande de manière à ne pas attirer leur attention sur d'autres éléments que le travail à réaliser.

Figure 3 displays two examples of feedback pop-ups. Example (a) shows a positive feedback message for a mastery level of 1, stating that the user has used enough correct instructions. Example (b) shows a message for a mastery level of 0, explaining that the mastery level will increase as the user practices commands and scripts. Both examples include a small 'x' icon in the top right corner.

Explication de la compétence « Connaître la syntaxe de l'instruction for » x

Bravo, vous avez une **bonne maîtrise** de cette compétence car vous avez utilisé dans votre code suffisamment d'instructions correctes correspondant à cette compétence.

Voici un **extrait de votre code** qui a contribué à faire **monter votre taux de maîtrise** pour cette compétence :

```
#!/bin/bash for i in 1 2 3 4 5 do echo "Hello World $i" done
```

Continuez à **pratiquer régulièrement** pour consolider vos acquis !

(a) Taux de maîtrise de 1 (cas 1)

Explication de la compétence « Connaître la syntaxe de l'instruction for » x

Le taux de maîtrise de cette compétence augmentera lorsque vous taperez des commandes ou des scripts liés à cette compétence.

(b) Taux de maîtrise de 0 (cas 3)

Figure 3 : Exemples d'explications fournies aux apprenants.

Figure 4 shows a global explanation of the system's mastery calculation. It states that the mastery level is calculated based on an algorithm that captures code and commands entered on Lab4CE. The algorithm searches for patterns in the code and increases the mastery level of competencies as a result. An example is given: the mastery level for the 'Connaître la syntaxe de l'instruction seq' competency will increase if the algorithm finds valid 'seq' instructions in the user's commands or code.

Taux de maîtrise (mis à jour une fois par jour)

Le taux de maîtrise est calculé à partir d'un **algorithme** qui récupère le code et les commandes que vous tapez sur Lab4CE.

L'algorithme cherche ensuite des **motifs** dans votre code et fait **monter votre niveau de maîtrise des compétences** en conséquence.

Par exemple, la maîtrise de la compétence "Connaître la syntaxe de l'instruction seq" augmentera si l'algorithme trouve des instructions **seq** valides dans vos commandes ou votre code.

Figure 4 : Explication globale du système

3.1.4. Contexte expérimental.

L'expérimentation s'est déroulée dans le cadre d'un cours de programmation Shell et comprenait une session pratique de 90 minutes par semaine. Ces sessions consistaient en des exercices à réaliser sur la plateforme Lab4CE, laquelle était disponible 24 heures sur 24 pendant toute la durée de l'expérimentation. Cette dernière a duré 4 semaines avec 98 étudiants inscrits en première année de BUT d'informatique. Avant le début de l'expérimentation, les étudiants ont participé à une session au cours de laquelle ils ont été guidés par leurs enseignants sur la manière d'utiliser les fonctionnalités de la plateforme, y compris

l'interface du système à base de compétences. Afin de répondre à nos questions de recherche, deux groupes de 49 étudiants ont été constitués de manière aléatoire. Les étudiants des deux groupes (contrôle et expérimental) ont effectué les séances de travaux pratiques durant les 4 semaines de l'expérimentation et avaient accès au profil de compétences, mais seuls les étudiants du groupe expérimental avaient accès aux explications du profil. Les étudiants du groupe contrôle avaient accès au profil, mais sans les explications. Pour tous les étudiants, le profil était mis à jour tous les soirs à minuit (phase 2 dans la figure 5).

Avant le début de l'expérimentation (phase 1 dans la figure 5), tous les apprenants ont passé un test pré-expérimental qui évaluait leurs connaissances théoriques préalables sur le thème du cours, et ils ont été invités à remplir un questionnaire pré-expérimental Q1 fondé sur le MSLQ, *Motivated Strategies for Learning Questionnaire* (Pintrich et Others, 1991). Après l'expérimentation (phase 3 dans la figure 5), ils ont passé un examen terminal noté et ont également été invités à remplir un questionnaire post-expérimentation Q2 concernant leurs perceptions et compréhension du système. Les deux questionnaires sont disponibles en ligne (<https://osf.io/tc29a>) et leurs contenus sont détaillés dans la section 3.2.2. Enfin, nous avons organisé un focus group après l'expérimentation avec 6 étudiants du groupe contrôle et 2 étudiants du groupe expérimental afin de recueillir leurs opinions et points de vue sur les explications. Le focus group avait deux objectifs principaux : premièrement, identifier les raisons pour lesquelles ils ont consulté et utilisé le système à base de compétences et les explications associées s'ils y avaient accès; deuxièmement, recueillir leurs opinions et besoins sur le contenu et la forme que devraient avoir les explications.

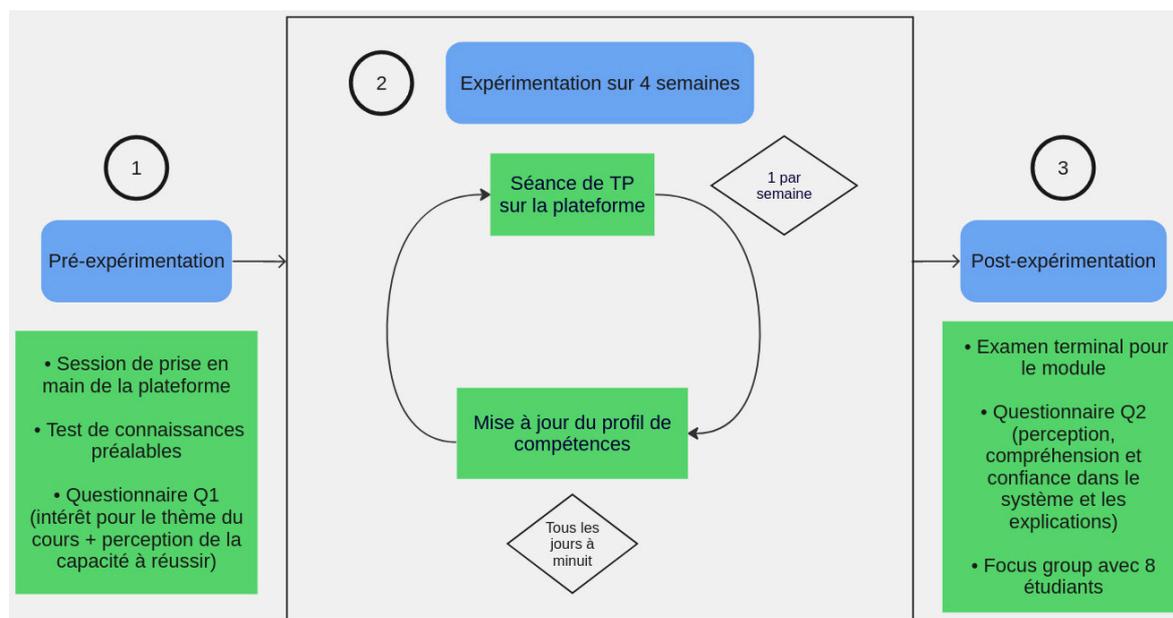


Figure 5 : Déroulement de l'expérimentation pour tous les étudiants (groupe contrôle et groupe expérimental)

3.2. DONNÉES COLLECTÉES

3.2.1. Données quantitatives.

À partir des données d'interaction collectées par Lab4CE, nous avons extrait, pour chaque étudiant, des données relatives à l'exécution de commandes et de scripts. Ces données reflètent la principale activité d'apprentissage des apprenants et ont été considérées comme une

mesure de leur **engagement**. En effet, même si Fredricks *et al.* (2004) ont identifié au moins trois types d'engagement (comportemental, émotionnel et cognitif), nous nous référons dans cet article à l'engagement comportemental sur la tâche ; ainsi, par engagement, nous nous référons à l'implication des étudiants dans des activités pratiques sur la plateforme. Nous avons également calculé, pour chaque apprenant, le nombre de commandes et de scripts qui ont généré des erreurs au moment de l'exécution, par rapport à toutes les exécutions. Nous avons considéré cet indicateur comme une variable reflétant la **performance sur la tâche d'apprentissage**, où un pourcentage élevé d'erreurs reflète une faible performance sur la tâche d'apprentissage. Nous avons également recueilli le nombre d'explications consultées par les étudiants du groupe expérimental. Cependant, pour des raisons techniques, seules les consultations des explications locales ont pu être relevées, les accès à l'explication globale n'ayant pas pu être comptabilisés. Enfin, nous avons utilisé les notes obtenues par les étudiants lors du test préalable à l'expérimentation comme leurs **connaissances préalables**, et leurs notes à l'examen terminal comme leur **performance académique**.

3.2.2. Données qualitatives.

Le questionnaire Q1 comprenait des questions de Likert à 7 niveaux fondées sur le questionnaire MSLQ de Pintrich *et al.* (Pintrich *et Others*, 1991). Cinq items mesuraient l'**intérêt des apprenants pour le thème du cours** et huit items mesuraient leur **perception de leur capacité à réussir dans le module**.

Le questionnaire Q2 mesurait, à l'aide de 15 questions de Likert à 7 niveaux, la **perception de l'utilité** (Davis, 1989), la **compréhension** et la **confiance** des étudiants dans le système à base de compétences. Les étudiants du groupe expérimental ont été invités à répondre à 5 questions de Likert à 7 niveaux sur leur **perception de l'utilité et leur compréhension des explications**. Ces étudiants ont également été invités à répondre à 5 questions ouvertes sur le contenu et la forme des explications et sur leurs éventuels besoins supplémentaires. Les étudiants du groupe contrôle, en plus des 15 questions sur le système à base de compétences, ont été invités à répondre à 2 questions pour savoir s'ils souhaitaient ou non des explications sur leur profil de compétences, et quels types d'explications ils souhaitaient.

À partir des données qualitatives et quantitatives, nous avons donc représenté les apprenants avec **6 caractéristiques personnelles** : intérêt pour le thème du cours, perception de leur capacité à réussir, connaissances préalables, engagement, performance sur la tâche d'apprentissage et performance académique. Nous distinguons deux catégories parmi ces 6 caractéristiques : les caractéristiques *initiales* (intérêt pour le thème du cours, perception de leur capacité à réussir, connaissances préalables) et les caractéristiques *comportementales* (engagement, performance sur la tâche d'apprentissage et performance académique).

Enfin, nous avons transcrit les enregistrements du **focus group** et saisi dans Nvivo les verbatims qui en résultaient. Les verbatims ont été analysés par deux membres de l'équipe de recherche afin d'identifier les thèmes principaux qui émergeaient, à l'aide d'une approche de codage multithématique (Ayache & Dumez, 2011).

4. ANALYSE DE DONNÉES

L'analyse des données a été réalisée à l'aide des outils jamovi et Jupyter Notebook. Nous avons utilisé l'alpha de Cronbach pour évaluer la cohérence interne de l'intérêt pour le thème du cours et de la perception de la capacité à réussir, qui ont été mesurés à l'aide d'items de Likert. Nous avons obtenu une cohérence supérieure à 0,7 et donc satisfaisante pour les items mesurant l'intérêt ($\alpha = 0,757$) ainsi que pour les items mesurant la perception de la capacité

à réussir ($\alpha = 0,935$). Ceci nous conduit à exprimer l'intérêt pour le thème du module et la perception de la capacité à réussir comme deux variables constituées des sommes des items Likert correspondants.

Pour répondre à QR1 sur la corrélation entre les caractéristiques personnelles des apprenants et la consultation, la compréhension et l'utilité perçue des explications, nous avons d'abord classé les apprenants en différents groupes en fonction de leurs caractéristiques personnelles. Pour chaque caractéristique personnelle, nous avons créé trois catégories : élevée, moyenne et faible. Par exemple, les étudiants qui ont obtenu une note dans le premier tiers de la classe à l'examen final ont été classés dans la catégorie « performance académique élevée », les étudiants qui ont obtenu une note dans le dernier tiers de la classe ont été classés dans la catégorie « performance académique faible » et les autres, dans la catégorie « performance académique moyenne ». Le même processus a été appliqué pour diviser les apprenants en trois groupes pour toutes les autres caractéristiques personnelles. Ensuite, pour les étudiants du groupe expérimental, une analyse de corrélation de Pearson a été menée entre toutes les caractéristiques personnelles et leur perception, leur compréhension et leur utilisation des explications afin de déterminer l'existence de relations linéaires significatives entre les paires de variables de ces deux ensembles. Les corrélations ont été calculées d'abord pour tous les étudiants qui ont reçu des explications, puis, parmi ces étudiants, pour les sous-groupes qui appartenaient aux catégories haute et basse de chaque caractéristique personnelle. Les conditions requises pour l'analyse de Pearson (variables normalement distribuées, linéarité, absence de valeurs aberrantes) ont toujours été vérifiées.

Pour répondre à QR2.1 concernant l'influence des caractéristiques personnelles des apprenants sur leur perception du système à base de compétences, nous avons effectué une analyse de corrélations entre les caractéristiques personnelles des apprenants du groupe expérimental et leur utilité perçue, compréhension et confiance dans le système à base de compétences. Les corrélations ont également été calculées pour différentes catégories d'étudiants de la même manière que l'analyse effectuée pour la question QR1.

Pour répondre à QR2.2 qui porte sur la mesure dans laquelle la consultation, la compréhension et l'utilité perçue des explications affectent la perception du système à base de compétences, nous avons effectué deux analyses. Nous avons d'abord effectué une analyse de corrélation pour les étudiants qui ont consulté au moins une explication entre, d'une part, la compréhension et l'utilité perçue des explications, et d'autre part, la compréhension, l'utilité perçue et la confiance dans le système à base de compétences. L'objectif de cette analyse était d'explorer une relation potentielle entre les variables liées aux explications et la perception du système. Ensuite, nous avons effectué des tests t à deux échantillons entre d'une part le groupe des étudiants ayant reçu des explications et le groupe contrôle, afin de voir si leur perception et leur compréhension du système à base de compétences était différente.

5. RÉSULTATS

5.1. CORRÉLATIONS ENTRE LES CARACTÉRISTIQUES PERSONNELLES DES APPRENANTS ET LA PERCEPTION, LA COMPRÉHENSION ET LA CONSULTATION DES EXPLICATIONS (QR1)

Le tableau 1 expose les moyennes et écarts-types des six caractéristiques personnelles considérées.

Pour différentes catégories d'étudiants du groupe expérimental ayant reçu des explications, le tableau 2 montre les corrélations entre les caractéristiques personnelles des apprenants et la consultation, la compréhension et l'utilité perçue des explications. Ce tableau ne

Tableau 1 : Moyenne, médiane et écart-type pour les six variables correspondant aux caractéristiques personnelles

Variables	Moyenne	Médiane	Écart-type
Nombre d'actions effectuées sur la plateforme (engagement)	4,24	3,47	4,30
Connaissances préalables (note au questionnaire de début du cours)	11,4	11,3	3,26
Performance sur la tâche d'apprentissage (% d'erreurs)	7,13	3,73	126
Performance académique (note à l'examen)	7,70	8,0	4,17
Intérêt pour le thème du cours (Likert 7 items)	5,26	5,20	0,818
Perception de la capacité à réussir (Likert 7 items)	4,9	5,0	0,954

présente que les résultats significatifs des différentes analyses, c'est-à-dire ceux pour lesquels on obtient une valeur p inférieure à 0,05. Nous utilisons le standard de Cohen pour évaluer l'ampleur de l'effet (petit effet lorsque $r > 0,10$, effet moyen lorsque $r > 0,30$, et grand effet lorsque $r > 0,50$), car il permet de mesurer la taille de l'effet par rapport à l'hypothèse nulle.

Tableau 2 : Corrélations significatives entre les caractéristiques personnelles des apprenants et les variables liées aux explications, pour différentes catégories d'apprenants du groupe expérimental.

Catégories d'étudiants	Caractéristiques personnelles	Variables liées aux explications	r de Pearson	p
Tous les étudiants	Perception de la capacité à réussir	Consultation des explications	0,366	0,018
Haute performance sur la tâche	Perception de la capacité à réussir	Consultation des explications	0,568	0,043
Haute performance sur la tâche	Perception de la capacité à réussir	Compréhension des explications	0,758	0,048
Faible engagement	Performance sur la tâche d'apprentissage	Compréhension des explications	0,754	0,031

L'analyse des corrélations effectuée avec l'ensemble des étudiants du groupe expérimental montre une corrélation positive entre la perception de la capacité à réussir et la consultation des explications ($r = 0,366$, $p = 0,018$). Cette corrélation est encore plus forte chez les apprenants caractérisés par une performance élevée sur la tâche ($r = 0,568$, $p = 0,043$). Pour les étudiants de ce groupe, il existe également une forte corrélation entre leur perception de leur capacité à réussir et leur compréhension des explications ($r = 0,758$, $p = 0,048$).

Lorsque l'on considère les étudiants caractérisés par un faible engagement dans la tâche

d'apprentissage, nous trouvons une corrélation positive importante entre la performance sur la tâche d'apprentissage et la compréhension des explications ($r = 0,754, p = 0,031$).

Les résultats ne montrent pas de corrélations significatives entre les autres variables. En particulier, l'utilité perçue des explications n'est corrélée à aucune caractéristique personnelle.

5.2. CORRÉLATIONS ENTRE LES CARACTÉRISTIQUES PERSONNELLES DES APPRENANTS ET LA PERCEPTION DU SYSTÈME À BASE DE COMPÉTENCES (QR2.1)

Le tableau 3 montre les corrélations entre, d'une part, les caractéristiques personnelles des apprenants du groupe expérimental ayant reçu des explications et, d'autre part, la compréhension, l'utilité perçue et la confiance dans le système à base de compétences pour lesquelles on obtient une valeur p inférieure à 0,05.

Tableau 3 : Corrélations significatives entre les caractéristiques personnelles des apprenants et les variables liées au système à base de compétences, pour différentes catégories d'apprenants du groupe expérimental.

Catégories d'étudiants	Caractéristiques personnelles	Variabes liées aux système	r de Pearson	p
Tous les étudiants	Performance sur la tâche d'apprentissage	Compréhension du système	0,351	0,042
Hautes connaissances préalables	Intérêt dans le thème du cours	Utilité perçue du système	0,583	0,029
Haut engagement	Perception de la capacité à réussir	Utilité perçue du système	0,807	0,003
Haut engagement	Performance académique	Compréhension du système	0,627	0,039
Faible engagement	Performance académique	Utilité perçue du système	-0,576	0,039
Faible performance sur la tâche	Engagement	Utilité perçue du système	0,646	0,032

Les résultats montrent une corrélation positive moyenne entre la performance sur la tâche et la compréhension du système à base de compétences pour tous les étudiants du groupe expérimental ($r = 0,351, p = 0,042$). En ne retenant que les étudiants avec des connaissances préalables élevées, les résultats montrent une forte corrélation positive entre l'intérêt des apprenants pour le thème du cours et leur perception de l'utilité du système ($r = 0,583, p = 0,029$). Pour les étudiants très engagés, la perception de leur capacité à réussir est positivement et fortement corrélée à l'utilité perçue du système ($r = 0,807, p = 0,003$). De même, la performance académique de ces étudiants est positivement et fortement corrélée à leur compréhension du système ($r = 0,627, p = 0,039$). En revanche, pour les étudiants faiblement engagés, les résultats académiques sont négativement et fortement corrélés à la perception de l'utilité du système ($r = -0,576, p = 0,039$). Enfin, pour les étudiants peu performants sur la tâche d'apprentissage, l'engagement est positivement et fortement corrélé à la perception de l'utilité du système ($r = 0,646, p = 0,032$).

Les résultats ne montrent pas d'autres corrélations significatives. En particulier, aucune corrélation impliquant la confiance dans le système n'a été trouvée.

5.3. CORRÉLATIONS ENTRE LA PERCEPTION DES EXPLICATIONS PAR LES APPRENANTS ET LEUR PERCEPTION DU SYSTÈME (QR2.2)

En étudiant les apprenants du groupe expérimental qui ont consulté au moins une explication, les résultats montrent des corrélations significatives très fortes entre toutes les variables que nous avons considérées (voir tableau 4). En effet, l'utilité perçue des explications est positivement et fortement corrélée avec la compréhension du système ($r = 0,866$, $p < 0,001$) et la confiance dans le système ($r = 0,860$, $p < 0,001$). De même, la compréhension des explications est positivement et fortement corrélée à la confiance dans le système ($r = 0,786$, $p < 0,001$) et à l'utilité perçue du système ($r = 0,599$, $p = 0,018$).

Tableau 4 : Corrélations significatives entre les caractéristiques personnelles des apprenants et les variables liées au système à base de compétences, pour différentes catégories d'apprenants du groupe expérimental.

Variables liées aux explications	Variables liées au système à base de compétences	<i>r</i> de Pearson	<i>p</i>
Utilité perçue des explications	Compréhension du système	0,866	< 0,001
Utilité perçue des explications	Confiance dans le système	0,860	< 0,001
Compréhension des explications	Utilité perçue du système	0,599	< 0,001
Compréhension des explications	Confiance dans le système	0,786	< 0,001

Les tests *t* n'ont pas montré de différence statistiquement significative entre les groupes étudiés. Cependant, la figure 6 montre une tendance à une plus grande compréhension et confiance envers le système dans le groupe des apprenants qui ont consulté des explications (groupe expérimental) par rapport au groupe de ceux qui n'en ont pas consulté (groupe contrôle).

5.4. FOCUS GROUP

L'analyse de la retranscription du focus group a été effectuée par deux membres de l'équipe de recherche. Le codage multithématique (Ayache & Dumez, 2011) a fait émerger les thèmes présentés dans la figure 7. En ce qui concerne le thème « utilisation du système », les étudiants signalent majoritairement une faible utilisation du système à base de compétences et des explications qui y sont associées. L'outil de programmation a quant à lui été utilisé lors des travaux pratiques, mais peu lors du travail personnel des étudiants. Les obstacles à l'utilisation du système se recoupent grandement avec le thème « dysfonctionnements du système », avec une évocation, par la moitié des étudiants du focus group, de problèmes de lenteur et de connexion à la plateforme ayant conduit à limiter leur usage de celle-ci ainsi que leur consultation des explications associées. Pour la compréhension du système, parmi les deux étudiants caractérisés par une faible performance ou un faible engagement, l'une a fait des remarques témoignant de conceptions erronées concernant le fonctionnement du système de mise à jour automatique des compétences. Parmi les six autres étudiants caractérisés par

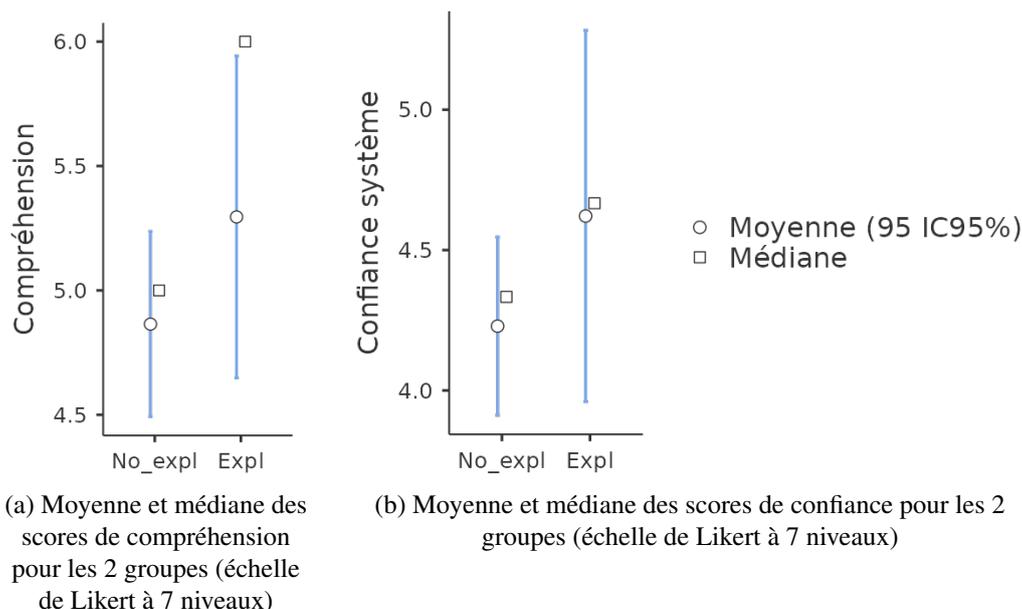


Figure 6 : Comparaison des scores de compréhension et de confiance dans le système à base de compétences des apprenants ayant consulté des explications (Expl) par rapport à ceux qui n'en ont pas consulté (No_expl)

une haute performance et un fort engagement, deux ont exprimé une bonne compréhension du système et une bonne compréhension des explications associées, mais peu d'intérêt pour ces dernières, en évoquant un manque d'utilité. Les quatre autres ont également exprimé une bonne compréhension du système et des explications, et montraient un intérêt pour ces dernières, avec une volonté forte de comprendre le fonctionnement du système. Concernant le thème « idées d'amélioration et besoins exprimés », nous avons également observé des recoupements avec le thème « dysfonctionnements du système », avec des demandes d'amélioration de la vitesse du système et d'une meilleure compatibilité avec certains navigateurs. D'autres demandes concernaient directement le design des explications, avec deux étudiants exprimant un besoin de recevoir des exemples plus précis de dysfonctionnements dans leur code et de problèmes les ayant empêchés de monter leurs compétences. Ces étudiants souhaiteraient que ces exemples soient accompagnés de conseils de corrections à appliquer.

6. DISCUSSION ET LIMITATIONS

6.1. QR1 - CARACTÉRISTIQUES PERSONNELLES EN CORRÉLATION AVEC LA CONSULTATION, LA COMPRÉHENSION ET LA PERCEPTION DES EXPLICATIONS

Nos résultats indiquent une corrélation positive moyenne entre la perception des étudiants de leur capacité à réussir et la consultation des explications. Cette relation est particulièrement forte chez les étudiants qui font preuve d'une grande performance sur la tâche d'apprentissage. De plus, chez ces étudiants, la perception de leur capacité à réussir est également positivement corrélée à leur compréhension des explications. Ces résultats sont cohérents avec une étude qui a montré la contribution des croyances d'efficacité personnelle dans l'apprentissage autorégulé (Zuffianò *et al.*, 2013). Ces résultats tendent donc à montrer que **les étudiants qui ont une faible perception de leur capacité à réussir sont moins susceptibles d'accéder aux explications et de les comprendre**, et donc d'en tirer profit.

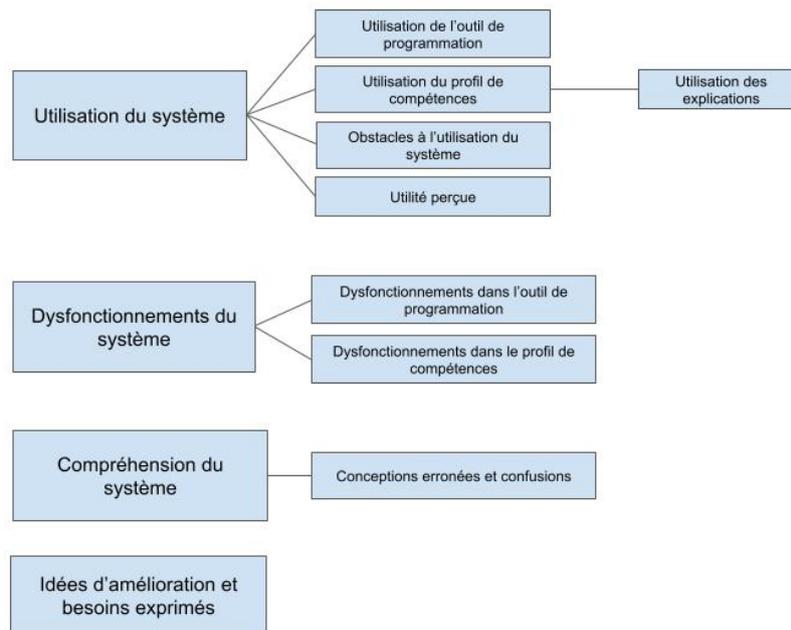


Figure 7 : Thèmes et sous-thèmes identifiés dans le focus group.

Cette tendance apparaît également lorsque l'on considère uniquement le groupe d'étudiants peu engagés qui ont reçu des explications : la corrélation forte et positive observée entre la performance sur la tâche d'apprentissage et la compréhension des explications suggère que **les étudiants peu motivés et peu performants sont moins susceptibles de comprendre les explications**. Inversement, les étudiants peu engagés mais très performants dans la tâche comprennent mieux les explications. Une fois encore, il semble que les étudiants qui comprennent le mieux les explications sont ceux qui en ont le moins besoin : les étudiants dont l'engagement sur la tâche d'apprentissage est faible, mais dont les performances sont élevées, sont des apprenants compétents qui réussissent sans avoir besoin de s'appuyer sur les explications. Ainsi, les résultats tendent à montrer que nos explications locales ne sont pas suffisantes pour la compréhension des explications par les étudiants caractérisés par un faible engagement et une faible performance sur la tâche.

En analysant les réponses des étudiants ayant une faible performance sur la tâche aux questions ouvertes du questionnaire post-expérimentation concernant les explications, différents types de demandes ont émergé. Tout d'abord, en ce qui concerne la *forme des explications*, certains étudiants demandent des « visualisations pour mieux comprendre » sur « une page dédiée à cela ». Nos résultats quantitatifs et qualitatifs tendent donc à montrer que **le format textuel ne serait pas toujours le plus adapté pour délivrer des explications**. Il reste à déterminer si tous les étudiants en difficulté bénéficieraient effectivement plus d'explications non-textuelles (par exemple avec des visualisations) que d'explications purement textuelles. Il est également possible que des explications textuelles conviennent plus ou moins bien aux apprenants en fonction d'autres caractéristiques telles que leur aisance à la lecture (*reading proficiency*) (Conati *et al.*, 2021), ou qu'à l'inverse des explications visuelles soient plus adaptées uniquement si leur aisance à comprendre des visualisations (*visualisation literacy*) est élevée (Millecamp *et al.*, 2019). Cela reste à évaluer plus précisément dans notre contexte avec des étudiants dans l'enseignement supérieur, tout en prenant en compte le fait que certaines explications peuvent plus ou moins bien se prêter à une adaptation sous forme visuelle.

Ensuite, concernant le *contenu des explications*, seuls des étudiants ayant une faible perception de leur capacité à réussir ou un faible engagement dans la tâche d'apprentissage ont exprimé dans le questionnaire post-expérimentation le besoin de plus de détails et d'exemples dans les explications : « les explications ne sont pas assez explicites » ; « [j'aimerais] plus d'exemples ». Plus précisément, ces étudiants demandent des détails sur les « erreurs qui ont empêché le niveau de maîtrise de monter ». À la lumière de ces retours, il semble intéressant de fournir aux apprenants des explications contrefactuelles ou de **combiner des explications locales avec des explications contrefactuelles**. Une explication contrefactuelle d'un résultat d'algorithme donne une indication sur ce qu'il aurait fallu faire différemment pour que l'algorithme prenne une autre décision (Wachter *et al.*, 2017). Cette idée est soutenue par plusieurs auteurs qui font l'hypothèse que les explications contrefactuelles pourraient être fournies à des utilisateurs non experts (Bove *et al.*, 2022 ; Khosravi *et al.*, 2022 ; Ribera et Lapedriza, 2019). Dans notre contexte, il s'agirait de fournir aux apprenants une explication sur les commandes qui ont généré des erreurs et qui n'ont pas contribué à élever les niveaux de maîtrise, ou de donner des exemples de commandes correctes qui contribuent à augmenter ces niveaux de maîtrise pour les aider lorsqu'ils sont bloqués. D'autre part, si l'on examine les retours obtenus dans le focus group et le questionnaire post-expérimentation par les étudiants très performants dans la tâche, deux catégories distinctes peuvent être identifiées : les étudiants qui déclarent avoir compris les explications et les avoir trouvées utiles, et ceux qui ont compris les explications mais ne les ont pas trouvées utiles. Le focus group a révélé que la première catégorie est composée d'étudiants curieux, désireux de comprendre le fonctionnement interne du système. En revanche, la seconde catégorie se compose d'étudiants qui pensent avoir déjà une compréhension approfondie de ce qui doit être fait et de la manière dont cela doit être accompli, et qui n'ont donc pas besoin d'explications. Les informations à notre disposition ne permettent pas d'identifier quelles caractéristiques de ces étudiants performants les rendent plus ou moins réceptifs aux explications. Une piste à explorer consiste à évaluer si le « besoin de cognition » (*Need for Cognition*) est une caractéristique qui permet de prédire l'intérêt ou non de ces étudiants envers les explications, comme le suggèrent certains travaux (Conati *et al.*, 2021 ; Millecamp *et al.*, 2019).

Enfin, concernant la *temporalité des explications*, les apprenants caractérisés par une faible perception de leur capacité à réussir ou un faible engagement dans la tâche d'apprentissage, expriment le besoin d'une indication plus forte du lien entre les activités réalisées dans le cadre de la tâche d'apprentissage et leur effet sur le niveau des compétences associées. Ils souhaiteraient par exemple obtenir **des notifications leur indiquant, en temps réel et en fonction des activités qu'ils réalisent sur la plateforme d'apprentissage, que leur niveau de maîtrise d'une ou de plusieurs compétences augmente**. Le fait de recevoir des notifications en temps réel est perçu comme plus motivant par les apprenants, ce qui est cohérent avec des éléments de la littérature sur le feedback dans des environnements de programmation, qui suggèrent que du feedback en temps réel impacte positivement l'engagement des étudiants (Marwan *et al.*, 2020). Dans notre contexte, au-delà des effets bénéfiques potentiels sur l'engagement, le fait de fournir des notifications en temps réel pourrait renforcer l'explicabilité de notre système en améliorant sa compréhension par les apprenants : les explications textuelles viendraient en complément d'une première représentation mentale formulée par les apprenants eux-mêmes en temps réel, à travers le lien entre les activités qu'ils réalisent et l'amélioration/la régression des niveaux de compétences en cours d'acquisition. Cependant, il est délicat de savoir à quel moment exact délivrer une explication de manière à ce que l'apprenant comprenne son contexte, mais sans le gêner dans son apprentissage. L'approche en temps réel a déjà été adoptée pour des explications dans un tuteur intelligent permettant à des apprenants d'explorer un algorithme de satisfaction de

contraintes (Putnam et Conati, 2019), et a conduit les participants de l'étude à exprimer le besoin d'explications supplémentaires sur *pourquoi* un feedback leur était délivré à ces moments précis. Des recherches complémentaires doivent donc être menées pour identifier plus précisément la forme et la temporalité les plus adaptées pour fournir des explications aux apprenants, en particulier aux apprenants en difficulté.

Ces résultats nous conduisent à formuler plusieurs **recommandations pour la conception d'explications** dans un système pour l'apprentissage qui s'appuie sur des algorithmes d'IA. Ces recommandations sont à appliquer différemment en fonction du système utilisé et des données que ce système est en capacité de récolter. En effet, il est possible de mesurer des caractéristiques initiales avec des questionnaires avant que les étudiants ne commencent à utiliser le système, et ainsi personnaliser les explications en fonction de leurs réponses. Cependant, pour les caractéristiques comportementales, la personnalisation des explications en fonction de ces caractéristiques ne peut se faire qu'au cours de l'utilisation du système, ce qui nécessite la possibilité de mettre à jour les explications régulièrement.

1. Pour des étudiants **en difficulté** (faible performance sur la tâche) ou les étudiants avec une **faible perception de leur capacité à réussir**, il vaut mieux **privilégier des explications textuelles très courtes ou des explications sous une forme autre que textuelle**.
2. Pour des étudiants **performants** (haute performance sur la tâche) ou qui **prennent le temps de lire les explications simples**, des explications **textuelles plus détaillées** peuvent être envisagées.
3. Pour tous les étudiants, il est préférable de **fournir des explications contrefactuelles ou locales et de les accompagner d'un feedback correctif**, de manière à ce que les explications soutiennent la compréhension des étudiants des attentes du système, et donc des prochaines actions pertinentes à effectuer pour leur apprentissage.

Pour conclure, notre étude n'a pas mis en avant de corrélations liées à l'intérêt dans le thème du cours ou aux connaissances préalables. Même si cela suggère que ces deux caractéristiques ne sont pas les plus importantes à prendre en compte lors de la conception d'explications, il faut rester prudent. Par exemple, certains travaux concernant des recommandations intégrant des explications (*explainable recommendations*) ont montré qu'il était important de prendre en compte les connaissances préalables (Barria-Pineda *et al.*, 2021). Dans cette étude, les étudiants avec de faibles connaissances préalables faisaient preuve d'un niveau de confiance plus élevé dans les recommandations expliquées et étaient plus disposés à prendre en compte ces recommandations.

6.2. QR2 - VARIABLES CORRÉLÉES À LA CONSULTATION ET À LA PERCEPTION DU SYSTÈME À BASE DE COMPÉTENCES

Dans l'ensemble, nous constatons le schéma suivant : les étudiants les plus performants, qui s'intéressent au cours, qui sont engagés et qui sont performants à l'examen terminal, sont également ceux qui comprennent le mieux le système et son objectif. Inversement, les apprenants peu performants comprennent moins bien le système et n'en perçoivent pas l'utilité. C'est pourtant à ces étudiants que le système devrait apporter le plus grand bénéfice, en leur permettant de prendre conscience de leurs faiblesses, de pratiquer et d'améliorer leurs niveaux de compétences. Cependant, il semble que les explications que nous avons fournies n'ont pas aidé ces étudiants à mieux comprendre, à percevoir l'utilité et à faire confiance au système par rapport aux étudiants plus performants et plus confiants. Nos résultats montrent que, pour les étudiants caractérisés par une faible performance sur la tâche, l'engagement

est corrélé à la perception de l'utilité du système à base de compétences. Ainsi, parmi les étudiants qui ont des difficultés à accomplir les tâches requises par le cours, ceux qui font le plus d'efforts pour être actifs sur la plateforme d'apprentissage sont également ceux qui perçoivent une plus grande utilité du système à base de compétences. À l'inverse, les étudiants en difficulté et peu engagés perçoivent une moins grande utilité au système à base de compétences.

Néanmoins, les résultats qui indiquent de fortes corrélations entre les perceptions de l'utilité et la compréhension des explications ainsi que la compréhension, l'utilité perçue et la confiance dans le système à base de compétences sont très encourageants. Ces corrélations pourraient s'expliquer en partie par le fait que les dimensions d'utilité et de compréhension mesurées ont pu apparaître similaires du point de vue des étudiants ayant répondu aux questionnaires. Cependant, bien qu'il faille faire preuve de prudence dans l'analyse de ces corrélations, elles suggèrent que si nous pouvons améliorer la compréhension et l'utilité perçue des explications, cela pourrait avoir un effet sur la compréhension, l'utilité perçue et la confiance dans le système, offrant ainsi une voie pour aider les étudiants qui éprouvent des difficultés avec ce système. Les comparaisons (tests t) entre les groupes avec et sans explications, bien que non significatives, montrent également une tendance encourageante à cet égard, suggérant que les explications peuvent effectivement contribuer à accroître la confiance, la compréhension et l'utilité perçue du système expliqué. Cette tendance est alignée avec de récentes études qui montrent que les explications améliorent la confiance des utilisateurs non-experts envers le système dans le contexte d'environnements pour l'apprentissage (Conati *et al.*, 2021 ; Khosravi *et al.*, 2022).

De plus, une étudiante du focus group, faisant partie du groupe contrôle et catégorisée comme peu engagée et peu performante, a fourni des retours intéressants. En effet, elle a déclaré ne pas avoir compris que les niveaux de maîtrise des compétences étaient automatiquement mis à jour lorsqu'elle travaillait sur la plateforme et a donc pensé que lorsque les niveaux augmentaient, il s'agissait d'un « bug », ce qui l'a amenée à cesser d'utiliser le système. Cela montre que le manque de compréhension du système pousse certains étudiants peu performants à s'en détourner au lieu d'en tirer profit, et nous encourage à continuer à concevoir des explications du système adaptées afin de les aider à exploiter pleinement les outils à leur disposition.

6.3. LIMITATIONS

Une première limite de notre étude concerne l'utilisation de la plateforme d'apprentissage Lab4CE et du système à base de compétences, qui aurait pu être amplifiée. En effet, si tous les étudiants ont bien utilisé Lab4CE régulièrement pendant les sessions pratiques encadrées en classe, certains étudiants ont expliqué qu'ils préféreraient utiliser des machines virtuelles sur leur ordinateur personnel plutôt que d'utiliser Lab4CE lors du travail personnel à la maison. Dans le focus group, nous avons constaté un chevauchement important entre les obstacles à l'utilisation du système à base de compétences et les dysfonctionnements de Lab4CE. Selon les discussions avec les étudiants, certaines caractéristiques de la plateforme telles que sa lenteur occasionnelle ou certaines occurrences de déconnexion, ont découragé les étudiants de l'utiliser plus régulièrement, ce qui a contribué à limiter leur accès au système à base de compétences et aux explications. De plus, les extraits de code donnés dans les explications pourraient être formatés de manière plus facile à lire pour les étudiants, notamment lors de l'affichage de programmes un peu plus longs que de simples commandes.

Une autre limite concerne l'algorithme utilisé pour calculer les niveaux de maîtrise des compétences des étudiants : les règles sur lesquelles il repose ont été définies avec l'aide d'un enseignant de la matière étudiée, mais l'algorithme n'a pas été évalué ni validé. Il est possible

qu'il fournisse des résultats parfois imprécis, et il est difficile d'évaluer l'impact que pourrait avoir l'amélioration de l'algorithme sur la perception du système à base de compétences et des explications.

Par ailleurs, une autre limite que nous avons identifiée porte sur les explications globales. Des problèmes techniques nous ont en effet empêché de prendre en compte dans notre étude le nombre de consultations de ces explications. Nous n'avons donc pas pu étudier d'éventuels effets de la consultation de cette explication globale comparativement aux explications locales. Cependant, nous pouvons émettre l'hypothèse que cette explication a été très peu consultée et n'a donc pas ou peu influencé les étudiants, car durant le focus group, aucun étudiant ayant reçu des explications ne se souvenait de cette explication globale. Des études supplémentaires sont toutefois nécessaires pour étudier plus en détail ce sujet et ainsi compléter des travaux qui ont déjà comparé la perception des utilisateurs de différents types d'explications, et qui n'ont pas validé l'hypothèse selon laquelle les novices en IA préfèrent les explications locales aux explications globales (Aechtner *et al.*, 2022).

Enfin, nous avons identifié deux limites dans notre protocole expérimental. La première porte sur la constitution du focus group. La participation des étudiants reposant sur du volontariat, nous n'avons pas pu obtenir une part égale de profils d'étudiants. Notamment, les étudiants caractérisés par un faible engagement ou de faibles performances académiques étaient insuffisamment représentés (2 étudiants uniquement sur les 8 participants). Cela a diminué le nombre de retours de la part de ce type d'étudiants, et donc limité les pistes à explorer pour répondre à leurs attentes en termes d'explications. L'autre limite concerne l'identification des connaissances préalables des étudiants à partir du questionnaire pré-expérimentation. Même si la consigne de ce questionnaire mentionnait explicitement que son objectif n'était pas d'évaluer les étudiants, un certain nombre d'entre eux a cherché les réponses aux questions posées à partir de différentes ressources disponibles en ligne afin de ne pas avoir une « mauvaise note ». Ce comportement ne nous a donc pas permis d'évaluer l'influence des connaissances préalables sur l'accès et la compréhension des explications.

7. CONCLUSION ET TRAVAUX FUTURS

Le travail présenté dans cet article est l'une des premières contributions à l'introduction de l'explicabilité dans les EIAH pour l'enseignement de l'informatique, notamment concernant les différentes caractéristiques individuelles susceptibles d'influencer la consultation, la compréhension et la perception des explications. Les analyses statistiques ont révélé des corrélations souvent fortes, voire très fortes, entre certaines caractéristiques des apprenants et leur utilisation et perception des explications ainsi que leur perception et compréhension du système. Les explications fournies ont principalement été consultées et comprises par les étudiants ayant une haute perception de leur capacité à réussir, qui sont performants, engagés et intéressés par le fonctionnement interne du système utilisé. Pour ce type d'apprenants, les explications représentent une source d'information qui peut contribuer à une amélioration supplémentaire de leurs performances. À l'inverse, les analyses tendent à montrer que les étudiants peu performants ou peu engagés dans la tâche d'apprentissage ont des difficultés à accéder aux explications et à les comprendre. Cela renforce la nécessité de leur fournir des explications personnalisées en prenant en compte les besoins spécifiques des apprenants en ce qui concerne le contenu, la forme et le moment des explications. Ces besoins comprennent la combinaison d'explications locales et contrefactuelles, l'utilisation de formats à la fois textuels et visuels, ainsi que la délivrance d'explications en temps réel de manière à renforcer la compréhension du lien entre les actions réalisées par les apprenants et le comportement du système.

En outre, nos résultats soulignent la nécessité d'examiner d'autres caractéristiques personnelles susceptibles d'affecter la perception et la compréhension des explications, afin de fournir des explications adaptées aux apprenants en fonction de ces caractéristiques.

RÉFÉRENCES

- Abdi, S., Khosravi, H., Sadiq, S., et Gasevic, D. (2020). Complementing educational recommender systems with open learner models. *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 360-365. <https://doi.org/10.1145/3375462.3375520>
- Aechtner, J., Cabrera, L., Katwal, D., Onghena, P., Valenzuela, D. P., et Wilbik, A. (2022). Comparing User Perception of Explanations Developed with XAI Methods. *2022 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE55066.2022.9882743>
- Afzaal, M., Nouri, J., Zia, A., Papapetrou, P., Fors, U., Wu, Y., Li, X., et Weegar, R. (2021). Generation of Automatic Data-Driven Feedback to Students Using Explainable Machine Learning. Dans I. Roll, D. McNamara, S. Sosnovsky, R. Luckin et V. Dimitrova (dir.), *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Education* (p. 37-42). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78270-2_6
- Ali, L., Hatala, M., Gašević, D., et Jovanović, J. (2012). A qualitative evaluation of evolution of a learning analytics tool. *Computers & Education*, 58(1), 470-489. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.08.030>
- Arya, V., Bellamy, R. K. E., Chen, P.-Y., Dhurandhar, A., Hind, M., Hoffman, S. C., Houde, S., Liao, Q. V., Luss, R., Mojsilović, A., Mourad, S., Pedemonte, P., Raghavendra, R., Richards, J., Sattigeri, P., Shanmugam, K., Singh, M., Varshney, K. R., Wei, D., et Zhang, Y. (2019). One Explanation Does Not Fit All : A Toolkit and Taxonomy of AI Explainability Techniques. *arXiv*, 1909(03012). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.03012>
- Ayache, M., et Dumez, H. (2011). Le codage dans la recherche qualitative une nouvelle perspective ? *Le Libellio d'AEGIS*, 7, 33-46. <https://hal.science/hal-00657490>
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., et Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI) : Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, (58), 82-115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Barria-Pineda, J., Akhuseyinoglu, K., Želem-Čelap, S., Brusilovsky, P., Milicevic, A. K., et Ivanovic, M. (2021). Explainable Recommendations in a Personalized Programming Practice System. Dans I. Roll, D. McNamara, S. Sosnovsky, R. Luckin et V. Dimitrova (dir.), *Artificial Intelligence in Education* (p. 64-76). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-78292-4_6
- Bennetot, A., Laurent, J.-L., Chatila, R., et Díaz-Rodríguez, N. (2019). Towards Explainable Neural-Symbolic Visual Reasoning. *arXiv.org*. <https://arxiv.org/abs/1909.09065v2>
- Bove, C., Aigrain, J., Lesot, M.-J., Tijus, C., et Detyniecki, M. (2022). Contextualization and Exploration of Local Feature Importance Explanations to Improve Understanding and Satisfaction of Non-Expert Users. *Proceedings of the 27th International Conference on Intelligent User Interfaces*, 807-819. <https://doi.org/10.1145/3490099.3511139>

- Broisin, J., Venant, R., et Vidal, P. (2017). Lab4CE : a Remote Laboratory for Computer Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 27(1), 154-180. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0079-3>
- Butler, D., et Winne, P. (1995). Feedback and Self-Regulated Learning : A Theoretical Synthesis. *Review of Educational Research - REV EDUC RES*, 65, 245-281. <https://doi.org/10.2307/1170684>
- Clancey, W. J. (1983a). The epistemology of a rule-based expert system —a framework for explanation. *Artificial Intelligence*, 20(3), 215-251. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(83\)90008-5](https://doi.org/10.1016/0004-3702(83)90008-5)
- Clancey, W. J. (1983b). GUIDON. *Journal of Computer-Based Instruction*, 10(1-2), 8-15.
- Conati, C., Porayska-Pomsta, K., et Mavrikis, M. (2018). AI in Education needs interpretable machine learning : Lessons from Open Learner Modelling. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.00154>
- Conati, C., Barral, O., Putnam, V., et Rieger, L. (2021). Toward personalized XAI : A case study in intelligent tutoring systems. *Artificial Intelligence*, 298, 103503. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103503>
- Darvishi, A., Khosravi, H., et Sadiq, S. (2020). Utilising Learnersourcing to Inform Design Loop Adaptivity. Dans C. Alario-Hoyos, M. J. Rodríguez-Triana, M. Scheffel, I. Arnedillo-Sánchez et S. M. Dennerlein (dir.), *Addressing Global Challenges and Quality Education* (p. 332-346). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57717-9_24
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Félix, E., Amadiou, F., Venant, R., et Broisin, J. (2022). Process and Self-regulation Explainable Feedback for Novice Programmers Appears Ineffectual. Dans I. Hilliger, P. J. Muñoz-Merino, T. De Laet, A. Ortega-Arranz et T. Farrell (dir.), *Educating for a New Future : Making Sense of Technology-Enhanced Learning Adoption* (p. 514-520). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16290-9_44
- Fredricks, J. A., Blumenfeld, P. C., et Paris, A. H. (2004). School Engagement : Potential of the Concept, State of the Evidence. *Review of Educational Research*, 74(1), 59-109. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- Gilpin, L. H., Bau, D., Yuan, B. Z., Bajwa, A., Specter, M., et Kagal, L. (2018). Explaining Explanations : An Overview of Interpretability of Machine Learning. *2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*. <https://doi.org/10.1109/DSAA.2018.00018>
- Hattie, J., et Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81-112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Hayes-Roth, B. (1985). A blackboard architecture for control. *Artificial Intelligence*, 26(3), 251-321. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(85\)90063-3](https://doi.org/10.1016/0004-3702(85)90063-3)
- Jørnø, R. L., et Gynther, K. (2018). What Constitutes an ‘Actionable Insight’ in Learning Analytics ? *Journal of Learning Analytics*, 5(3), 198-221. <https://doi.org/10.18608/jla.2018.53.13>
- Keane, M. T., Kenny, E. M., Delaney, E., et Smyth, B. (2021). If Only We Had Better Counterfactual Explanations : Five Key Deficits to Rectify in the Evaluation of Counterfactual XAI Techniques. *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 4466-4474. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2021/609>

- Keuning, H., Jeurig, J., et Heeren, B. (2018). A Systematic Literature Review of Automated Feedback Generation for Programming Exercises. *ACM Transactions on Computing Education*, 19(1), 3 :1-3 :43. <https://doi.org/10.1145/3231711>
- Khosravi, H., Shabaninejad, S., Bakharia, A., Sadiq, S., Indulska, M., et Gašević, D. (2021). Intelligent Learning Analytics Dashboards : Automated Drill-Down Recommendations to Support Teacher Data Exploration. *Journal of Learning Analytics*, 8(3), 133-154. <https://doi.org/10.18608/jla.2021.7279>
- Khosravi, H., Shum, S. B., Chen, G., Conati, C., Tsai, Y.-S., Kay, J., Knight, S., Martinez-Maldonado, R., Sadiq, S., et Gašević, D. (2022). Explainable Artificial Intelligence in education. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, 3, 100074. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100074>
- Kouki, P., Schaffer, J., Pujara, J., O'Donovan, J., et Getoor, L. (2019). Personalized explanations for hybrid recommender systems. *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces*, 379-390. <https://doi.org/10.1145/3301275.3302306>
- Kraus, S., Azaria, A., Fiosina, J., Greve, M., Hazon, N., Kolbe, L., Lembcke, T.-B., Muller, J. P., Schleibaum, S., et Vollrath, M. (2020). AI for explaining decisions in multi-agent environments. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 13534-13538.
- Krause, J., Perer, A., et Ng, K. (2016). Interacting with Predictions : Visual Inspection of Black-box Machine Learning Models. *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 5686-5697. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858529>
- Lacave, C., et Diez, F. J. (2004). A review of explanation methods for heuristic expert systems. *The Knowledge Engineering Review*, 19(2), 133-146. <https://doi.org/10.1017/S0269888904000190>
- Leake, D., et Mcsherry, D. (2005). Introduction to the Special Issue on Explanation in Case-Based Reasoning. *Artificial Intelligence Review*, 24(2), 103-108. <https://doi.org/10.1007/s10462-005-4606-8>
- Lipton, Z. C. (2018). The Mythos of Model Interpretability : In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57. <https://doi.org/10.1145/3236386.3241340>
- Lundberg, S. M., et Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 4768-4777.
- Marwan, S., Gao, G., Fisk, S., Price, T. W., et Barnes, T. (2020). Adaptive Immediate Feedback Can Improve Novice Programming Engagement and Intention to Persist in Computer Science. *Proceedings of the 2020 ACM Conference on International Computing Education Research*, 194-203. <https://doi.org/10.1145/3372782.3406264>
- Millecamp, M., Htun, N. N., Conati, C., et Verbert, K. (2019). To explain or not to explain : the effects of personal characteristics when explaining music recommendations. *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces*. <https://doi.org/10.1145/3301275.3302313>
- Narciss, S. (2008). Feedback strategies for interactive learning tasks. *Handbook of research on educational communications and technology*, 3, 125-144.
- Narciss, S., Huth, K., et Narciss, D. (2002). How to design informative tutoring feedback for multi-media learning. Dans H. Niegemann, R. Brünken et D. Leutner (dir.), *Instructional design for multimedia learning*.

- Naveed, S., Donkers, T., et Ziegler, J. (2018). Argumentation-Based Explanations in Recommender Systems : Conceptual Framework and Empirical Results. *Adjunct Publication of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, 293-298. <https://doi.org/10.1145/3213586.3225240>
- Palominos, E., Levett-Jones, T., Power, T., et Martinez-Maldonado, R. (2019). Healthcare students' perceptions and experiences of making errors in simulation : An integrative review. *Nurse Education Today*, 77, 32-39. <https://doi.org/10.1016/j.nedt.2019.02.013>
- Pardo, A., Mirriahi, N., Martinez-Maldonado, R., Jovanovic, J., Dawson, S., et Gašević, D. (2016). Generating actionable predictive models of academic performance. *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 474-478. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883870>
- Pintrich, P. R., et Others, A. (1991). *A Manual for the Use of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)* (rapp. tech.).
- Putnam, V. (2020). *Toward XAI for Intelligent Tutoring Systems : a case study* [thèse de doct., University of British Columbia]. <https://doi.org/10.14288/1.0389817>
- Putnam, V., et Conati, C. (2019). Exploring the Need for Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Intelligent Tutoring Systems (ITS). Dans C. Trattner, D. Parra et N. Riche (dir.), *Joint Proceedings of the ACM IUI 2019 Workshops co-located with the 24th ACM Conference on Intelligent User Interfaces (ACM IUI 2019), Los Angeles, USA, March 20, 2019*. <https://ceur-ws.org/Vol-2327/IUI19WS-ExSS2019-19.pdf>
- Ribera, M., et Lapedriza, À. (2019). Can we do better explanations? A proposal of user-centered explainable AI. *IUI Workshops*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:84832474>
- Riefle, L., Hemmer, P., Benz, C., Vössing, M., et Pries, J. (2022). On the Influence of Cognitive Styles on Users' Understanding of Explanations.
- Rizzo, M., Veneri, A., Albarelli, A., Lucchese, C., Nobile, M., et Conati, C. (2023). A Theoretical Framework for AI Models Explainability with Application in Biomedicine. *2023 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB)*, 1-9. <https://doi.org/10.1109/CIBCB56990.2023.10264877>
- Sablayrolles, L., Guin, N., Lefevre, M., et Broisin, J. (2021). Conception et évaluation d'un processus de personnalisation fondé sur des référentiels de compétences. *10e Conférence sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain*, 226-237. <https://hal.science/hal-03292896>
- Sato, M., et Tsukimoto, H. (2001). Rule extraction from neural networks via decision tree induction. *IJCNN'01. International Joint Conference on Neural Networks. Proceedings*, 3, 1870-1875 vol.3. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2001.938448>
- Tomsett, R. J., Braines, D., Harborne, D., Preece, A., et Chakraborty, S. (2018). Interpretable to Whom? A Role-based Model for Analyzing Interpretable Machine Learning Systems. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.07552>
- Tsai, C.-H., et Brusilovsky, P. (2019). Evaluating Visual Explanations for Similarity-Based Recommendations : User Perception and Performance. *Proceedings of the 27th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, 22-30. <https://doi.org/10.1145/3320435.3320465>
- Wachter, S., Mittelstadt, B., et Russell, C. (2017). Counterfactual Explanations Without Opening the Black Box : Automated Decisions and the GDPR. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3063289>

- Winne, P. H. (2021). Open Learner Models Working in Symbiosis With Self-Regulating Learners : A Research Agenda. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(3), 446-459. <https://doi.org/10.1007/s40593-020-00212-4>
- Zuffianò, A., Alessandri, G., Gerbino, M., Luengo Kanacri, B. P., Di Giunta, L., Milioni, M., et Caprara, G. V. (2013). Academic achievement : The unique contribution of self-efficacy beliefs in self-regulated learning beyond intelligence, personality traits, and self-esteem. *Learning and Individual Differences*, 23, 158-162. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2012.07.010>

Comités

REDACTRICE EN CHEF

Élise LAVOUÉ • LIRIS, Université Jean Moulin Lyon 3

COMITE DE REDACTION

Monique BARON • LIP6, Sorbonne Université, Paris

Laetitia BOULC'H • EDA, Université Paris Cité

Julien BROISIN • IRIT, Université de Toulouse Paul-Sabatier

Pierre-André CARON • CIREL, Université de Lille

Michel DESMARAIS • Polytechnique Montréal, Canada

Philippe DESSUS • LSE, Université Grenoble Alpes

Béatrice DROT-DELANGÉ • ACTÉ, Université Clermont Auvergne

Nour EL MAWAS • CIREL, Université de Lille

Sébastien GEORGE • LIUM, Le Mans Université, Laval

Élise LAVOUÉ • LIRIS, Université Jean Moulin Lyon 3

Vanda LUENGO • LIP6, Sorbonne Université, Paris

Agathe MERCERON • Université de Berlin, Allemagne

Gaëlle MOLINARI • TECFA, Unidistance, Genève, Suisse

Chrysta PÉLISSIER • Praxiling, Université Montpellier 3

Gaëtan TEMPERMAN • Université de Mons, Belgique

COMITE DE LECTURE

François-Xavier BERNARD • EDA, Université Paris Cité

Mireille BÉTRANCOURT • TECFA, Université de Genève, Suisse

Jacques BÉZIAT • CIRNEF, Université de Caen Normandie

Bernard BLANDIN • CREF, Université Paris Nanterre et CESI

François BOUCHET • LIP6, Sorbonne Université

Éric BRUILLARD • EDA, Université Paris Cité

Thibault CARRON • LIP6, Sorbonne Université et Université de Savoie Mont-Blanc

Ullrich CARSTEN • EdTec Lab, DFKI GmbH, Sarrebrück, Allemagne

Ghislaine CHARTRON • CNAM, Paris

Jacques CRINON • INSPé, Université Paris Est Créteil

Nicolas DELESTRE • LITIS, INSA de Rouen

Cyrille DESMOULINS • LIG, Université Grenoble Alpes

Angélique DIMITRACOPOULOU • LTEE, Université d'Egée, Grèce
Hassina EL KECHAI • TECHNE, Université de Poitiers
Stéphanie FLECK • PErSEUs, Université de Lorraine – INSPé
Cédric FLUCKIGER • Théodile-CIREL, Université Lille
Michel GALAUP • EFTS, Université Toulouse 2
Serge GARLATTI • Lab-STICC, IMT Atlantique, Brest
Jean-Marie GILLIOT • Lab-STICC, IMT Atlantique, Brest
Monique GRANDBASTIEN • LORIA, Université de Lorraine
Brigitte GRUGEON • LDAR, INSPé, Université Paris Est Créteil
Nicolas GUICHON • ICAR, Université Lumière Lyon 2
Nathalie GUIN • LIRIS, Université Lyon 1
France HENRI • LICEF, Télé-université, Université du Québec, Montréal, Canada
Richard HOTTE • LICEF, Télé-université, Université du Québec, Montréal, Canada
Céline JOIRON • MIS, Université de Picardie Jules Verne, Amiens
Mehdi KHANEBOUBI • STEF, ENS Paris-Saclay
Vassilis KOMIS • Université de Patras, Grèce
Thérèse LAFERRIÈRE • TACT, Université Laval, Canada
Pierre LAFORCADE, LIUM • Université du Mans
Marie LEFÈVRE • LIRIS, Université Lyon 1
Dominique LENNE • Heudiasyc, Université de Technologie de Compiègne
Pascal LEROUX • CREN, Le Mans Université
Paul LIBBRECHT • Leibniz Institute for Research and Information in Education,
Allemagne
Cabral LIMA • Université Fédéral de Rio de Janeiro, Brésil
Domitile LOURDEAUX • Heudiasyc, Université de Technologie de Compiègne
Nadine MANDRAN, LIG • Université de Grenoble Alpes
Pascal MARQUET • LISEC, Université de Strasbourg
André MAYERS • Université de Sherbrooke, Canada
Christine MICHEL • TECHNÉ, Université de Poitiers
Nadia NAFFI • Université Laval
Roger NKAMBOU • GDAC, Université du Québec à Montréal, Canada
Thierry NODENOT • LIUPPA, Université de Pau et des Pays de l'Adour, Bayonne
Sandra NOGRY • Paragraphe, Cergy-Paris Université - INSPé de l'Académie de Versailles
Luc PAQUETTE • Université de l'Illinois à Urbana-Champaign, USA
Yvan PETER • LIFL, Université Lille, Villeneuve d'Ascq
Julia PILET • LDAR, ESPÉ, Université Paris Est Créteil Val de Marne
Valéry PSYCHÉ • Université TÉLUQ, Canada
Dominique PY • LIUM, Le Mans Université
Christophe REFFAY • ELLIAD, ESPÉ, Université de Franche-Comté
Éric SANCHEZ • TECFA, Université de Genève, Suisse
Karim SEHABA • LIRIS, Université Lyon 2

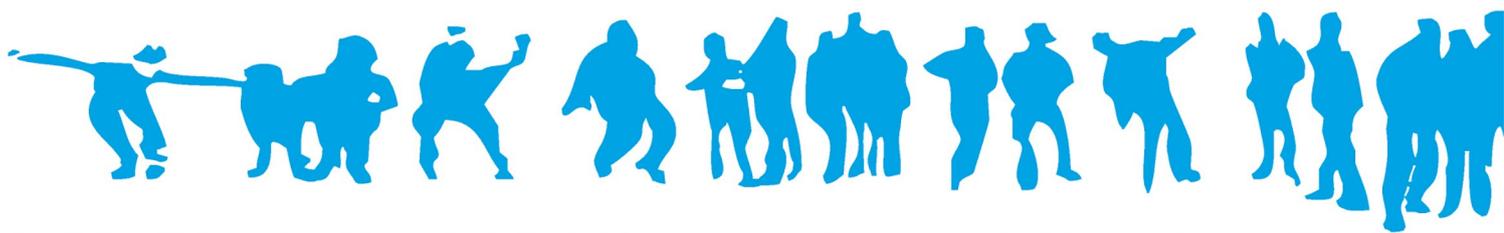
Nicolas SZILAS • TECFA, Université de Genève, Suisse
André TRICOT • EPSYLON, Université Paul-Valéry Montpellier 3
Rémi VENANT • LIUM, Le Mans Université, Laval
Kalina YACEF • Université de Sydney, Australie
Amel YESSAD • MOCAH-LIP6, Sorbonne Université

EN MEMOIRE D'ANCIENS MEMBRES DU COMITE

Erik DUVAL • Université de Louvain, Belgique
Jacques PERRIAULT • Université Paris Nanterre
François VILLEMONTAIX • CIREL, Université de Lille

NOUS REMERCIONS LES PERSONNES EXTERIEURES AUX COMITES QUI ONT RELU LES TEXTES DE CE VOLUME :

Nacira AIT-ABDESSELAM • CIREL, Université de Lille
Isabelle AUDRAS • CREM, Université du Mans
Christian BASTIEN • PErSEUs - Université de Lorraine
Bernadette CHARLIER • Université de Fribourg, Suisse
Géraldine HEILPORN • Université Laval, Canada
Hélène HOBLINGRE • CIREL, Université de Lille
Christian HOFFMANN • Université Grenoble Alpes
Sophie KENNEL • LISEC, Université de Strasbourg
Geneviève LAMEU • CREAD, Université Rennes 2
Mathieu LOISEAU • LIRIS, INSA Lyon
François MANGENOT • LIDILEM, Université Grenoble Alpes
Luc MASSOU • CREM, Université de Lorraine
Isabelle MIRBEL • Université Côte d'Azur
Laurent MOCCOZET • Université de Genève, Suisse
Arnaud PROUZEAU • Potioc, INRIA
Marie-Christine VERMELLE • CIREL, Université de Lille



ISBN 978-2-901384-08-3

DOI: 10.23709/sticef.30.1