

[Page de garde]

HEC MONTRÉAL

**Comprendre les effets de la propension à exploiter sur l'expérience
vécue et comportementale de l'apprenant lors de l'utilisation d'un
agent conversationnel éducatif comme tuteur intelligent**

par
Sara Gaudette

**Pierre-Majorique Léger
HEC Montréal
[Co]Directeur/[Co]Directrice de recherche**

**Constantinos Coursaris
HEC Montréal
Codirecteur/Codirectrice de recherche**

**Sciences de la gestion
(Spécialisation Expérience Utilisateur)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

[Janvier 2026]
©Sara Gaudette, [2026]

Résumé

Les avancées technologiques des dernières années ont profondément transformé de nombreux secteurs, dont celui de l'éducation. Parmi ces innovations, l'émergence de l'intelligence artificielle a permis l'amélioration des systèmes de tutorat intelligent, notamment grâce aux agents conversationnels capables de soutenir la personnalisation de l'apprentissage. Toutefois, l'efficacité de ces agents varie en fonction des stratégies d'utilisation adoptées par les apprenants. La présente étude examine l'influence de caractéristiques individuelle, plus particulièrement la propension à exploiter plutôt qu'à explorer, sur l'usage d'un agent conversationnel dans un contexte d'aide au devoir en ligne. Ces différences décisionnelles, qui structurent les processus de recherche d'information, peuvent moduler l'efficacité d'utilisation de l'outil et, par conséquent, son impact sur l'efficacité du système de tutorat intelligent. L'étude évalue les effets de la propension à exploiter sur l'expérience utilisateur composée de la charge cognitive et l'attention visuelle, sur l'efficacité de l'apprenant avec l'agent conversationnel, ainsi que sur la performance académique. Pour ce faire, une étude intra participant a été menée auprès de 31 élèves de troisièmes secondaires âgés de 14 et 15 ans. Les données ont été recueillies au moyen de questionnaires autoadministrés en prétest, post-tâche et post-test, complétés par des mesures psychophysiologiques collectées lors des tâches expérimentales. Les résultats suggèrent que la propension à exploiter influence la charge cognitive vécue et perçue, laquelle modère à son tour les comportements d'interaction avec l'agent conversationnel et, ultimement, la performance à la tâche d'apprentissage. Toutefois, aucune relation significative n'a été observée entre la propension à exploiter et les mesures d'attention visuelles. Ces résultats permettent non seulement de contribuer aux théories de la charge cognitive et de la recherche d'informations, mais suggèrent également que les agents conversationnels éducatifs gagneraient à proposer des stratégies guidées pour soutenir les apprenants moins enclins à l'exploitation, de manière à optimiser l'efficacité d'utilisation et, ultimement, l'efficacité des outils.

Mots clés : Système de tutorat intelligent, agent conversationnel éducatif, propension à exploiter, dilemme exploration-exploitation, charge cognitive, stratégie de prise de décision, efficacité, performance

Méthodes de recherche : Oculométrie, mesures auto-reportées

Abstract

Recent technological advances have profoundly transformed many sectors, including education. Among these innovations, the emergence of artificial intelligence has enhanced intelligent tutoring systems, particularly through conversational agents capable of supporting personalized learning. However, the effectiveness of these agents varies depending on the usage strategies adopted by learners. The present study examines the influence of individual characteristics, more specifically, the tendency to exploit rather than explore, on the use of a conversational agent in intelligent tutoring context. These decision-making differences, which shape information-seeking process, can affect how efficiently learners use the tool and, consequently, the overall effectiveness of the intelligent tutoring system. The study evaluates the effects of the tendency to exploit on the user experience, defined by cognitive load and visual attention, on learners' efficiency with the conversational agent, and on academic performance. To do so, an within-subject was conducted with 31 ninth-grade students aged 14 and 15. Data were collected through self-reported questionnaires administered at pretest, post-task, and post-test, complemented by psychophysiological measures gathered during experimental tasks. The results suggest that the tendency to exploit influences both experienced and perceived cognitive load, which in turn moderates learners' interaction behaviors with the conversational agent and, ultimately, their performance on the educational task. However, no significant relationship was found between the tendency to exploit and visual attention measures or visual attention and efficiency. Overall, these findings contribute not only to theories of cognitive load and information-seeking but also suggests that educational chatbots would benefit from offering guided strategies to support learners who are less inclined toward exploitation, thereby optimizing interaction efficiency and, ultimately, the effectiveness of the tool.

Keywords : Intelligent tutoring system, educational chatbot, propensity to exploit, explore-exploit dilemma, cognitive load, decision making strategies, efficiency, performance

Research methods : Eye-tracking, self-reported measures

Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract	v
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux et des figures	ix
Liste des abréviations.....	xi
Avant-propos.....	xiii
Remerciements.....	xv
Chapitre 1 : Introduction	1
Chapitre 2 Étude sur les effets de la propension à exploiter sur l'expérience cognitive et attentionnelle, sur l'efficience et sur la performance académique lors de l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif.....	11
Résumé.....	11
2.1 Introduction.....	11
2.2 Revue de la littérature	17
2.2.1 L'apprentissage adaptatif dans les environnements de tutorat virtuel	17
2.2.2 Les agents conversationnels éducatifs comme système d'apprentissage adaptatif.....	18
2.2.3 Les stratégies de prises de décisions : L'utilisation efficiente des agents conversationnels éducatifs	19
2.3 Cadre théorique	20
2.3.1 Les caractéristiques individuels : La théorie de la recherche d'information et le dilemme d'exploitation	20
2.3.2 L'expérience de l'apprenant : la théorie de la charge cognitive et l'attention visuel	21

2.3.3 L'effet de l'expérience de l'apprenant sur l'efficience et la performance.....	23
2.4 Méthodologie	26
2.4.1 Design expérimental	27
2.4.2 Les participants	27
2.4.3 Le stimulus expérimental.....	28
2.4.4 Le paradigme	29
2.4.5 Les équipements et la configuration du laboratoire	30
2.4.6 L'opérationnalisation des variables de recherche	31
2.4.7 La procédure expérimentale.....	33
2.4.8 Les analyses statistiques	34
2.5 Résultats.....	35
2.5.1 Statistiques descriptives de l'étude	35
2.5.2 Les tests et la validation des hypothèses.....	37
2.6 Discussion	45
2.6.1 Résumé des résultats	45
2.6.2 Contribution théoriques	47
2.6.3 Contribution managériales	49
2.6.4 Limitations et recherches futures	50
2.7 Conclusion	51
Références	52
Chapitre 3 : Conclusion	65
Bibliographie.....	73
Annexes.....	i

Liste des tableaux et des figures

Liste des tableaux

Tableau 1. Contribution personnelle.....	6
Tableau 2. Liste des hypothèses.....	25
Tableau 3. Mesure par construits	32
Tableau 4. Statistiques descriptives	36
Tableau 5. Corrélation des variables.....	37
Tableau 6. Le statut des hypothèses de l'étude	42

Liste des figures

Figure 1. Modèle de recherche.....	26
Figure 2. L'agent conversationnel Alloflo.....	28
Figure 3. Tâche bandits multi-bras adaptée pour les jeunes	30
Figure 4. La procédure expérimentale	34
Figure 5. Effet marginal de la propension à exploiter sur la charge cognitive perçue....	38
Figure 6. Effet significatif de la charge cognitive perçue sur l'efficacité, mesurée par le nombre de requêtes envoyées.....	39
Figure 7. Effet significatif de la charge cognitive vécue sur l'efficacité, mesurée par le nombre de requêtes envoyées.....	40
Figure 8. Effet significatif de l'efficacité, mesurée par la complétion de la tâche dans les temps sur la performance académique, lorsque contrôlé par les tâches.....	41
Figure 9. Modèle de recherche simplifié.....	43

Liste des abréviations

IA : Intelligence artificielle

Avant-propos

Ce mémoire a été rédigé dans le cadre du programme de maîtrise en gestion de l'expérience utilisateur de HEC Montréal. Les directeurs de recherche et l'administration du programme ont approuvé l'approche par article pour la rédaction du mémoire, et tous les coauteurs ont confirmé leur consentement à leur inclusion dans ce travail.

Ce projet de recherche a obtenu l'approbation du Comité d'éthique de la recherche (CER) de HEC sous le numéro de certificat 2025-6407 le 10 avril 2025. Le document d'approbation se trouve au début du mémoire.

L'intelligence artificielle a été employée pour la rédaction (voir Annexe IV). ChatGPT (<https://chat.openai.com>) a été utilisée pour reformuler certaines phrases afin d'améliorer la fluidité des paragraphes. De plus, ChatGPT a été servi d'évaluateur en analysant certaines sections et en fournissant des commentaires pour affiner le mémoire.

Remerciements

Le parcours de maîtrise a été une véritable aventure, sur les plans autant scientifique, managérial et personnel. Je me suis inscrite à la maîtrise en expérience utilisateur avec énormément d'enthousiasme et l'envie sincère de découvrir un domaine encore peu connu, mais qui réunissait plusieurs de mes intérêts : le design, le commerce électronique, et la psychologie du consommateur. Je me suis toutefois lancée sans vraiment savoir ce qui m'attendait, ni même ce que représentait concrètement un projet de mémoire. Bref j'avançais vers l'inconnu.

Aujourd'hui, alors que j'aperçois enfin la ligne d'arrivée, je ressens une immense gratitude pour tout le chemin parcouru. Gratitude pour les compétences que j'ai développées, mais surtout pour les personnes grâce à qui ces apprentissages ont été possibles. À mes codirecteurs, Pierre-Majorique Léger et Constantinos Coursaris, des mentors impressionnants et passionnés, qui ont été présents semaine après semaine pour me guider et m'aider à avancer. Merci également à l'équipe du Tech3lab, une équipe dévouée, sans qui la collecte et l'analyse de données n'auraient pas été possibles.

Le Tech3Lab a été un environnement exceptionnel pour réaliser cette maîtrise, un lieu où l'expression « la science est sociale » prend tout son sens. Je souhaite remercier Élisabeth Parnuik, ma partenaire de laboratoire devenue maintenant ma grande amie. Entre la salle de collecte, nos séances de nage, mon salon ou les cafés où l'on travaillait, tu as rendu cette dernière année beaucoup plus drôle et vivante. Dans les moments de doute et d'incertitude, c'est auprès d'Alejandra Ruiz-Segura, une postdoctorante remarquable et une véritable encyclopédie du savoir scientifique que j'ai trouvé un repère. Merci énormément pour ton soutien, ta gentillesse et tes encouragements.

Je remercie Alloprof pour cette opportunité qui m'a permis d'acquérir des compétences en recherche scientifique et en expérience utilisateur tout en contribuant à l'amélioration d'une plateforme numérique qui soutiendra l'apprentissage de nombreux élèves. Merci également à CRSNG et Prompt pour le soutien financier qui m'a permis de me dédier à temps plein sur la complétion de ce mémoire et de ma maîtrise.

Enfin, je remercie mon copain, mes amis et ma famille qui m'ont supporté à travers à cette aventure. Grâce à vous, cette étape marque la fin d'un projet mémorable, mais aussi le début de nouvelles perspectives.

Chapitre 1 : Introduction

Le déséquilibre entre le nombre d'étudiants par enseignant est un enjeu auquel les enseignants font face chaque année. Selon les données de Statistique Canada, le nombre d'élèves inscrits dans les écoles publiques (du primaire et du secondaire) devrait augmenter de plus de 2,3% entre 2023 et 2024. Cette hausse entraînera des effectifs records dans les écoles canadiennes en 2025 (Statistique Canada, 2025). À Montréal, le Centre de services scolaire de Montréal compte en moyenne 26 étudiants dans les classes de première année du secondaire, 27 étudiants dans les classes de deuxième année du secondaire et 30 étudiants dans les classes de troisième, quatrième et cinquième année du secondaire (Centre de services scolaire de Montréal, 2025). Généralement, la réduction du nombre d'étudiants par classe constitue un facteur permettant d'offrir une meilleure expérience d'enseignement et d'apprentissage (Koc & Celik, 2015). Le ratio étudiant-professeur correspond au nombre d'étudiants présent dans une classe pour un enseignant donné. Plus ce ratio est faible, plus l'enseignant peut consacrer du temps à chaque étudiant et offrir un enseignement personnalisé et approprié en fonction des besoins de chaque apprenant (Ezekwe, 2025).

Puisque chaque étudiant vient d'un contexte particulier et a des exigences d'apprentissage uniques, certains apprennent à leur propre rythme, tandis que d'autres ont besoin d'une méthode d'enseignement spécifique (Gligorea et al., 2023). Par conséquent, ces élèves qui nécessitent une attention accrue ou une explication différente doivent se tourner vers d'autres ressources d'apprentissage, cependant, il est possible que certains élèves soient confrontés à des limitations financières ne leur permettant pas de bénéficier de l'aide d'un tuteur. Heureusement, les étudiants ont accès à une variété d'outils pour les aider dans leurs devoirs, et ces outils ont considérablement évolué au fil des ans grâce à l'avancée de la technologie. La flexibilité temporelle offerte par ces outils permet un apprentissage à moindre coût, que ce soit en termes de ressources ou d'argent (Winkler & Soellner, 2018). Sur Internet, on trouve une abondance de matériel éducatif adapté à tous les groupes d'âge et à tous les domaines d'études. Il est possible d'y accéder sous différents

formats, tels que des capsules vidéo, des sites de jeux, des livres et des publications écrits, ce qui permet d'approfondir ses connaissances sur divers sujets (Mayer, 2017).

Il est donc clair que l'adaptation de l'enseignement ou du matériel d'apprentissage est cruciale pour faciliter l'éducation. Par conséquent, bien que les enseignants s'efforcent durant les heures de cours, leur assistance est limitée en matière de temps et d'effort, ce qui n'est pas le cas pour la technologie (Pérez et al., 2020). La technologie offre une solution pour pallier ces lacunes, et en particulier grâce au tutorat en ligne par à des systèmes intelligents de tutorat (Létourneau et al., 2025). Ces systèmes, généralement alimentés par l'intelligence artificielle, sont capables de repérer, comprendre et surtout, de s'adapter aux progrès et aux besoins de l'apprenant (Létourneau et al., 2025). Selon, Tetzlaff et al. (2021), l'éducation personnalisée se définit comme « l'adaptation, fondée sur les données, de tout aspect des pratiques pédagogiques jusqu'aux caractéristiques pertinentes d'un apprenant donné ». On appelle caractéristiques pertinentes de l'apprenant les facteurs qui influencent les résultats d'apprentissage. L'enseignement, pour sa part, correspond à l'interaction entre l'apprenant et l'outil technologique éducatif (Tetzlaff et al., 2021). Dans la littérature, le terme « éducation adaptative » peut être utilisé de manière interchangeable.

L'émergence de la technologie et plus récemment l'intelligence artificielle (IA) a entraîné une prolifération de solutions pour combler plusieurs domaines, comme des outils intelligents dans le domaine de l'éducation (AlShaikh & Hewahi, 2021). L'intelligence artificielle est une technologie établie dans le cadre de l'apprentissage automatique permettant de générer du contenu artificiel à l'allure humaine (Baidoo-Anu & Ansah, 2023). Il est désormais possible d'obtenir de l'aide en quelques clics seulement. Mais est-ce que les outils de tutorat en ligne sont vraiment efficaces pour répondre aux besoins des apprenants? Parmi les différentes options de tutorat en ligne, un agent conversationnel est un outil numérique permettant de fournir une assistance sous forme de conversation naturelle pour des besoins éducatifs (Huang et al., 2022). Selon la littérature, un agent conversationnel est une technologie qui permet d'interagir avec un utilisateur en simulant une conversation à l'allure humaine (Zhang et al., 2024). Ces agents offrent une personnalisation accrue et peuvent être utilisés à diverses fins d'apprentissage, comme un

partenaire d'apprentissage, un environnement d'entraînement, un enseignant, un générateur d'informations ou même de recommandations (Huang et al., 2022).

De plus, la récente avancée de l'intelligence artificielle a considérablement élargi les capacités et fonctionnalités de la technologie de tutorat en ligne (Létourneau et al., 2025). Les agents conversationnels sont désormais alimentés par des algorithmes d'intelligence artificielle générative, ce qui augmente considérablement leur capacité à converser en leur permettant de stocker plus d'informations et de personnaliser les échanges (Ashfaq et al., 2020). Aussi connue sous le nom de système de tutorat intelligent, l'utilisation d'un agent conversationnel, comme tuteur intelligent, présente plusieurs avantages (VanLEHN, 2011). Tout d'abord, il permet une interaction similaire à celle d'un élève avec son enseignant, facilitant ainsi la recherche d'information. Grâce à sa capacité d'accéder instantanément à une base de données, l'agent conversationnel peut fournir des réponses immédiates et précises (Ma et al., 2025). Cela se traduit par un gain de temps considérable, tout en renforçant la compréhension du contenu éducatif. En effet, les explications seront adaptées en fonction des compétences et de l'expérience antérieure de l'apprenant (Davies et al., 2021).

Cependant, il est important de se questionner sur la manière la plus efficace pour les jeunes apprenants d'interagir avec cette technologie, afin d'en tirer le meilleur parti. Selon une enquête menée par Actua en juin 2025 auprès des enseignants, des jeunes, des parents et des personnes qui s'occupent des jeunes sur l'utilisation et les perceptions de l'intelligence artificielle, 73% des jeunes estiment savoir comment utiliser l'IA de façon responsable. Toutefois, seul 36% du personnel enseignant partage ce point de vue (Actua, 2025). Pour évaluer le potentiel de l'efficacité de l'utilisation d'un agent conversationnel chez les apprenants, il est crucial d'étudier la manière dont ils l'utilisent. Effectivement, diverses études ont été menées pour déterminer si l'utilisation par des apprenants s'avère véritablement efficace et supérieure aux méthodes de tutorat traditionnelles. Une méta-analyse combinant 28 études a révélé que les résultats étaient globalement mitigés (Létourneau et al., 2025). L'intégration réussie d'un système de tutorat intelligent dans un milieu éducatif dépend de plusieurs facteurs. L'engagement de l'étudiant, un usage

régulier et les caractéristiques individuels de l'apprenant sont des facteurs clé à considérer (Létourneau et al., 2025).

En conséquence, nous allons concentrer cette étude sur les caractéristiques individuelles de l'apprenant. Chaque apprenant, en fonction de son expérience, de ses capacités et de son propre cheminement, aura des méthodes préférées pour personnaliser son utilisation de ces outils technologiques (Gligorea et al., 2023). La personnalisation implique cependant des compromis que les utilisateurs feront de manière spontanée selon leur tendance naturelle. En effet, le dilemme entre l'exploration et l'exploitation se manifeste par un conflit décisionnel entre l'exploitation garantissant une récompense connue, ou l'exploration offrant des chances d'obtenir une récompense plus gratifiante, mais qui peut aussi s'avérer insignifiante (Cogliati Dezza et al., 2017). Par exemple, un étudiant qui commence une nouvelle matière peut choisir de se concentrer d'abord sur l'exploration des fondements, puis, une fois qu'il a établi un répertoire de connaissances, il peut décider d'approfondir la matière en exploitant ses connaissances acquises (Gopnik, 2020). Ces deux comportements offriront des récompenses différentes (Kim et al., 2025). Il est crucial de choisir la bonne méthode pour maximiser l'efficacité de ces outils, comme le présente l'étude de Kim et al. (2025) qui révèle que les participants axés sur l'exploitation réussissent à compléter leur objectif plus rapidement que ceux axés sur l'exploration et avec un plus grand succès. Ce concept est largement reconnu et accepté, sous le nom de « dilemme entre l'exploration et l'exploitation » (Cohen et al., 2007).

De plus, l'acquisition et l'utilisation d'outils technologiques pour favoriser le tutorat intelligent exigent une attention particulière à l'effort cognitif nécessaire pour maîtriser ces outils (Safar & Anggraheni, 2024). Ce concept est décrit dans la littérature sous le terme de « charge cognitive », soit le processus par lequel l'information est encodée dans la mémoire à long terme (Sweller, 1988). Plus précisément, c'est la quantité maximale d'activité mentale, pendant une période donnée, requise pour que la mémoire de travail stocke des informations à long terme (Cooper, 1998). On peut également inclure une seconde dimension à ce concept de traitement de l'information, qui est l'attention visuelle demandée par l'utilisation de l'agent conversationnel. Krejtz et al. (2016) définissent l'attention visuelle comme la dynamique du suivi oculaire lors de la visualisation d'une

scène, de la lecture ou encore de la recherche visuelle. En combinant ces deux comportements cognitifs, on peut étudier l'expérience vécue par l'apprenant, soit une dimension de l'expérience utilisateur.

Pour déterminer l'influence de ces facteurs individuels sur l'efficacité de l'utilisation de ces systèmes de tutorat intelligent, il est essentiel de poursuivre ces recherches afin d'enrichir notre compréhension de leur impact. En menant des études empiriques, nous pensons que les résultats de notre étude contribueront à l'accumulation des connaissances sur l'utilisation d'agents conversationnels pour favoriser le développement d'outil efficace et une utilisation efficiente de la part des apprenants. Dans un premier temps, notre objectif consiste à aider les enseignants, les parents et les élèves dans le cadre de l'utilisation de système de tutorat intelligent pour favoriser l'apprentissage personnalisé. Dans un second temps, cette étude vise à élargir les connaissances et établir les principes qui guident la conception des systèmes de tutorat intelligent dans le but de les optimiser. Ces principes mettraient l'accent sur les résultats de l'apprentissage et l'utilisabilité de l'agent conversationnel (Kuhail et al., 2023).

Dans le chapitre suivant, nous présenterons une étude empirique menée dans le but d'observer les effets des caractéristiques individuelles sur l'expérience de l'apprenant lors de l'utilisation d'un agent conversationnel comme tuteur intelligent. Pour ce faire, l'étude a été menée en laboratoire pour observer l'influence des caractéristiques individuelles, telles que l'exploration ou l'exploitation, sur divers mécanismes qui modèrent l'interaction avec un agent conversationnel. Ultiment, l'effet de ceux-ci sur la réussite du tutorat. Le mémoire de recherche est structuré ainsi : il présente une étude analysant l'influence des caractéristiques individuelles de la propension à exploiter sur l'expérience utilisateur, composée de la charge cognitive et l'attention visuelle accordée à l'agent conversationnel. Cette étude est présentée à travers un article scientifique en vue de soumission au Journal of Educational Computing Research qui a pour but d'augmenter les connaissances et la compréhension des technologies éducatives. L'objectif de cet article est de comprendre comment l'expérience utilisateur affecte l'interaction avec un agent conversationnel et finalement la réussite de l'aide aux devoirs. Nous analyserons

ensuite les résultats, en examinant leurs répercussions dans les domaines théoriques et pratiques de l'industrie.

Tableau 1. Contribution personnelle

Étape	Tâches	Contribution
Fondement de la recherche et développement de la question de recherche	Trouver le sujet de recherche	70%
	Définir la problématique	70%
	Développer la question de recherche	70%
Revue de la littérature	Recherche d'articles scientifiques pertinents	90%
Conception de l'expérience	Développer les tâches – en collaboration avec le partenaire industriel	50%
	Développer le déroulement du test	70%
	Sélectionner les questionnaires	80%
	Développer le guide d'entrevue – En collaboration avec l'équipe de recherche du Tech3Lab	80%
	Développer le protocole expérimental – fourni par l'équipe des opérations Tech3Lab	80%
Application comité d'éthique	Préparation des documents et formulaires - En collaboration avec l'équipe de recherche du Tech3Lab	50%
Recrutement des participants	Recrutement par panel, conception d'un vidéo de recrutement et recrutement par firme – En	50%

	collaboration avec partenaire industriel	
Prétests et collecte de données	Réalisation du protocole expérimentale - En collaboration avec partenaire de projet	100%
	Prise de note d'observation et remplir documents de collecte – En collaboration avec partenaire de projet	100%
	Exportation des données et la triangulation des données- En collaboration avec partenaire de projet	70%
Analyse des données	Préparation du fichier des données	50%
	Réalisation des tests d'hypothèses	90%
	Interprétation des résultats	90%
Rédaction de l'article scientifique et du mémoire de recherche	Écriture du mémoire	100%

Chapitre 2

Étude sur les effets de la propension à exploiter sur l'expérience cognitive et attentionnelle, sur l'efficacité et sur la performance académique lors de l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif

Sara Gaudette, Pierre-Majorique Léger, Constantinos k. Coursaris

Tech3Lab, HEC Montréal, Montréal, Canada

Résumé

Les systèmes de tutorat intelligent offrent un fort potentiel pour soutenir la personnalisation de l'éducation, notamment grâce aux agents conversationnels éducatifs. Toutefois, leur efficacité peut varier selon les caractéristiques individuelles des apprenants. Cette étude examine l'effet de la propension à exploiter, un mécanisme décisionnel lié à la recherche d'information, sur l'expérience de l'apprenant définie par la charge cognitive (vécue et perçue) et l'attention visuelle, ainsi que l'influence de ces variables sur l'efficacité de l'apprenant et ultimement la performance académique. Une étude intra participant, où chaque participant est exposé au même stimulus, a été menée auprès de 31 élèves de troisièmes secondaires âgés de 14 et 15 ans réalisant un devoir de français à l'aide d'un agent conversationnel éducatif. Les données ont été collectées au moyen de questionnaires autoadministrés en prétest, post-tâche et post-test ainsi que complétées de mesures issues de la pupillométrie. Les résultats suggèrent que la propension à exploiter influence l'expérience de l'apprenant sur le plan de la charge cognitive perçue, laquelle influence à son tour l'efficacité de l'apprenant lors de l'interaction avec l'agent conversationnel et la performance académique. Toutefois, aucune relation significative n'a été observée entre la propension à exploiter et l'attention visuelle ni entre l'attention visuelle et l'efficacité de l'apprenant. Ces résultats soulignent l'importance de considérer les différences individuelles dans la conception d'agents conversationnels éducatifs afin d'optimiser leur efficacité académique.

2.1 Introduction

Au cours des dernières années, l'intelligence artificielle (IA) a émergé comme une technologie omniprésente dans les pratiques de différents secteurs. L'IA s'avère être une technologie intelligente capable de simuler l'intelligence humaine en effectuant des tâches typiquement

humaines, telles que l'apprentissage, la résolution de problèmes et la prise de décisions (Patil, 2023). L'arrivée de ChatGPT, développé par OpenAI, a considérablement démocratiser l'utilisation de l'IA auprès d'un large éventail d'utilisateurs dans divers domaines (Zeng & Sun, 2024). Les grand modèle de langage (Large Language Models; LLM) commerciaux ont profondément bouleversé les pratiques traditionnelles et ont redéfini l'utilisation de la technologie dans plusieurs industries (Zeng & Sun, 2024). Ces modèles sont fondés sur le traitement automatique du langage naturel et sont conçus pour interagir avec l'utilisateur de manière naturelle, c'est-à-dire fluide et contextuelle, en exploitant la mémoire conversationnelle pour maintenir une cohérence entre les échanges (Kumar, 2024). Les grands modèles de langage ont particulièrement révolutionné les technologies conversationnelles, telles que les agents conversationnels. L'agent conversationnel est une technologie apparue dans les années 1950 et conçue pour servir d'assistant virtuel imitant une conversation humaine (Ashfaq et al., 2020). Fil des ans, cet agent s'est développé et est désormais alimenté de grands modèles de langage. Ce développement accroît considérablement les fonctionnalités offertes aux utilisateurs, leur permettant désormais d'avoir une conversation plus fluide et d'accéder à une quantité illimitée d'informations et de tâches que l'agent conversationnel peut exécuter (Gligorea et al., 2023).

Ces agents conversationnels émergent dans de nombreux domaines, ce qui suscite un intérêt croissant dans le domaine de l'éducation en raison de leur potentiel de révolutionner les méthodes d'apprentissage et d'enseignement (Ma et al., 2025). Le milieu éducatif dispose déjà d'une variété d'outils, tels que Khan Académie, qui a créé un agent conversationnel supporté par l'IA servant de tuteur intelligent et d'assistant à l'enseignement axé sur des principes éthiques et qui mettent de l'avant l'apprentissage (Khanmigo, s. d.). L'intégration d'outils, comme celui-ci, dans les environnements éducatifs s'avère particulièrement prometteuse, car elle permet de réduire la charge de travail des enseignants et d'alléger les contraintes spatiales et temporelles de l'apprentissage, ce qui favorise le processus d'apprentissage (Huang et al., 2022). Ce qui est particulièrement intéressant pour les apprenants, c'est que l'agent conversationnel peut servir de tuteur virtuel en offrant un accompagnement personnalisé grâce à des interactions spécifiques en réponse aux requêtes de l'utilisateur (Wollny et al., 2021). On désigne ce procédé sous le nom de « système de tutorat intelligent ». Cette personnalisation de l'aide aux devoirs ouvre un large éventail d'opportunités, allant du traitement automatique du langage naturel à la résolution de problèmes, en passant par l'apprentissage virtuel et l'amélioration des processus d'apprentissage

(Zeng & Sun, 2024). Ces systèmes permettent plus spécifiquement de générer du matériel pédagogique adapté aux besoins personnels de l'apprenant, de faciliter l'accès instantané à l'information disponible sur le web et de proposer des services de traduction multilingue (Cooper, 2023; Mogavi et al., 2023). En outre, l'intégration d'agent conversationnel dans le cadre de l'aide aux devoirs permet une plus grande accessibilité à l'éducation, favorise l'interaction dynamique et appuie des activités éducatives variées, comme la planification de cours, la création d'évaluations ou l'enseignement de concepts complexes d'une manière plus diversifiée (Kızıldağ, 2025). Ces agents conversationnels éducatifs agissent également comme assistants virtuels, simplifiant la planification, la révision et la génération d'idées dans le cadre de tâches de rédaction (Al Shloul et al., 2024).

Avec ces nombreuses applications au domaine de l'éducation, les agents conversationnels intégrés d'IA constituent une transformation majeure de l'environnement d'aide au devoir actuel et du futur. L'engouement et la mouvance des outils technologiques alimentés d'IA ont propulsé le marché mondial dans le domaine de l'éducation (Kuhail et al., 2023). Celui-ci estimé à 5,88 billions USD en 2024, il prévoit atteindre les 32,27 billions USD en 2030, ce qui représente une augmentation de 31% entre 2025 et 2030 (Grand View Research, 2024). De plus, un rapport récent d'Acuta mené auprès de 502 enseignants du primaire et du secondaire, ainsi que de 1000 jeunes et de leurs parents ou accompagnateurs au Canada, indique qu'en juin 2025, plus de 90% des étudiants âgés de 12 à 18 ans avaient recours à des outils d'IA (Actua, 2025). De plus, les perceptions à l'égard de ces technologies s'avèrent généralement positives, puisque 54% des jeunes et 53% des parents estiment que l'utilisation de l'intelligence artificielle renforce les compétences générales (Actua, 2025). Par conséquent, des plateformes, comme Alloprof, qui offre des services professionnels et des ressources numériques de soutien scolaire, peuvent tirer profit d'une expansion de ses services et d'une adaptation de ses offres de tutorats en ligne (Alloprof, s. d.). Cela permet à l'organisation d'intégrer de nouvelles technologies afin de mieux répondre aux besoins des apprenants. Alloflo, le tout nouvel agent conversationnel, fonctionne comme tuteur intelligent dans cette étude. Il a été conçu spécialement pour répondre aux besoins des apprenants. Alloflo adopte une approche éducative, aidant l'utilisateur à trouver la réponse à ses questions tout en favorisant la réflexion de l'apprenant.

La personnalisation de ces outils est l'un des principaux attraits de l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif. Cependant, il n'y a pas encore assez de recherches sur l'efficacité de cette technologie (Létourneau et al., 2025). Dans le contexte de l'éducation, chaque élève présente des capacités cognitives et des processus mentaux différents, ce qui permet une adaptation individuelle de ces agents (Gligorea et al., 2023). Plusieurs études ont été réalisées afin d'analyser différents aspects, tels que l'acceptation, l'utilisabilité, la précision des réponses et de l'information fournies par un agent conversationnel (Wollny et al., 2021). Plus précisément, une étude détaillée sur l'utilisabilité des agents conversationnels a révélé que, dans un contexte d'aide aux devoirs, les apprenants ont tendance à interrompre prématurément la conversation avec l'agent (Leheta, 2024). Cet abandon peut être attribué à divers facteurs, tels qu'une incompréhension et une inconsistance dans le flux de la conversation, ou encore à une tâche trop complexe qui entraîne de la frustration et, par conséquent, l'abandon de la conversation (Leheta, 2024). C'est en réduisant les défis rencontrés par les utilisateurs de ces systèmes que nous pouvons rendre ces agents conversationnels plus efficaces (Leheta, 2024). De plus, une méta-analyse a révélé une grande variabilité dans l'efficacité des outils d'aide aux devoirs et une difficulté à en évaluer l'efficacité (Létourneau et al., 2025). Cela amène à s'interroger sur les raisons pour lesquelles certains apprenants s'adaptent facilement aux agents conversationnels, tandis que d'autres éprouvent des difficultés à les employer efficacement. Quels sont les facteurs sous-jacents qui influencent cette utilisation?

L'un de ceux-ci peut être le dilemme entre l'exploration et l'exploitation, un mécanisme cognitif faisant partie du processus de prise de décision auquel chaque individu est confronté au quotidien (Cohen et al., 2007). En effet, ce dilemme correspond au compromis entre la recherche de nouvelles informations et l'utilisation d'options familières (Daw et al., 2006). Dès leur plus jeune âge, les enfants démontrent souvent une curiosité insatiable, s'engageant dans des activités d'exploration. Toutefois, avec l'âge, ils tendent à favoriser des comportements d'exploitation (Blanco & Sloutsky, 2024). Ce phénomène est particulièrement intéressant lorsqu'il est étudié dans un contexte d'utilisation d'agent conversationnel. En effet, l'échange de requêtes suit un processus décisionnel, qui mime la prise de décision entre l'exploitation et l'exploration (Flores Romero et al., 2025). Par conséquent, dans un contexte de conversation avec un agent, l'exploitation de l'outil semble être un comportement plus efficient. L'itération des requêtes vient du concept de la rédactique qui définit l'ensemble des pratiques de conception des requêtes envoyées à un système d'intelligence artificielle suivant un processus itératif pour affiner la conversation et obtenir le résultat escompté

(Office québécois de la langue française, 2023). Cependant, à un certain point, trop de requêtes envoyées peuvent créer une confusion dans les échanges et nuire à la performance (Rese & Tränkner, 2024). L'étude de ces mécanismes sera fondée sur la théorie de la recherche d'information et la théorie de la charge cognitive.

Ainsi, nous souhaitons étudier la manière dont ces processus décisionnels peuvent venir influencer l'expérience vécue par l'apprenant lors de l'utilisation d'un système de tutorat intelligent. Nous avons combiné deux expériences cognitives lors de l'utilisation d'un agent conversationnel. Tout d'abord, la charge cognitive, qui, selon Sweller (1988), correspond à la demande imposée à la mémoire de travail pour traiter les informations au moment de la réalisation d'une tâche donnée. Ensuite, l'attention visuelle, un aspect crucial de la perception visuelle, joue un rôle central dans le traitement et la recherche d'informations (T.-Y. Wang et al., 2006). Elle se compose de mouvements oculaires, tels que la fixation et les saccades, qui régissent les processus de balayage, de recherche ou de lecture (Krejtz et al., 2016). Les saccades sont des mouvements rapides oculaires qui vont d'un point à l'autre, et les fixations représentent le temps passé entre deux saccades consécutives (Rayner, 1998). Ces expériences vécues cognitivement seront ensuite traduites de comportements chez l'apprenant lors de l'utilisation d'un agent conversationnel. De plus, l'efficacité de l'apprenant dans la recherche d'information peut être influencée non seulement par la charge cognitive, mais aussi par l'attention visuelle (Nwagwu, 2024). L'efficacité joue un rôle clé dans l'étude de la recherche d'information avec l'utilisation d'un système de tutorat intelligent, car la rédactique, en soi, vient dicter la pertinence de la conversation (Marvin et al., 2024). En effet, l'efficacité, qui consiste à optimiser l'utilisation des ressources nécessaires pour accomplir une tâche (Bevan, 2008), s'applique également à l'utilisation d'agent conversationnel, où le temps et les requêtes sont partie intégrante des ressources déployées pour accomplir une tâche (Jain et al., 2018). Finalement, la performance dépend de l'efficacité avec laquelle l'apprenant utilise l'outil (Card et al., 1980).

Il est important de souligner que la complexité des mécanismes cognitifs et des comportements humains bénéficierait grandement d'une recherche approfondie dans ce domaine. Cela permettrait d'améliorer les capacités décisionnelles et la gestion des ressources chez les apprenants, tout en fournissant de nouvelles idées pour le développement des systèmes de tutorat intelligents, alignés sur les tendances naturelles, afin de faciliter la recherche d'information de la manière la plus

intuitive possible (Nwagwu, 2024). Ainsi, pour combler ces lacunes et accroître les connaissances, la présente étude se pose les questions suivantes :

Dans quelle mesure les caractéristiques individuelles, notamment la propension à explorer, influencent-elles l'expérience apprenant, en termes de charge cognitive et d'attention visuelle?

Dans quelle mesure l'expérience de l'apprenant influence l'efficacité de l'apprenant lors de l'utilisation de l'agent conversationnel?

Dans quelle mesure l'efficacité de l'apprenant, lors l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif comme tuteur intelligent, a un effet sur la performance académique?

Pour répondre à ces questions, nous avons mené une étude en laboratoire auprès d'élèves de troisième année de secondaire. Nous avons évalué l'impact de la propension à exploiter sur leurs interactions avec un agent conversationnel éducatif. Les élèves ont effectué trois exercices liés à la matière de français en utilisant un agent conversationnel alimenté par l'IA. Nous cherchions à déterminer si la propension à exploiter influençait l'expérience de l'apprenant, puis en conséquence si l'expérience cognitive et attentionnelle de l'apprenant influençait leur efficacité, laquelle aurait un impact sur la performance académique.

Cette recherche a pour but de faire progresser les connaissances sur les méthodes d'apprentissage personnalisées basées sur l'exploration et l'exploitation dans le cadre de l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif comme tuteur intelligent. Nos résultats suggèrent que plus on a tendance à explorer, plus la charge cognitive augmente, ce qui entraîne une baisse de l'efficacité. De plus, la charge cognitive semble négativement liée à la performance aux devoirs, alors que l'efficacité semble positivement associée à cette dernière. Ainsi, une propension à exploiter plus élevée entraîne de meilleurs résultats. En d'autres termes, nos résultats suggèrent qu'il existe des différences individuelles dans la manière dont les élèves abordent l'utilisation d'agent conversationnel éducatif dans un contexte de tutorat, et que ces différences influencent non seulement l'expérience utilisateur de l'apprenant, mais aussi sa performance dans la complétion

des devoirs. Une meilleure performance illustre une meilleure efficacité de l'outil à supporter la personnalisation de l'aide au devoir en ligne.

Cet article se divise en plusieurs sections. Tout d'abord, l'article présente le cadre théorique qui sous-tend les concepts étudiés, suivis de la méthodologie employée pour répondre aux questions de recherche et tester les hypothèses formulées. Ensuite, les résultats empiriques sont présentés et analysés, en mettant en évidence les contributions de l'étude. Enfin, les limites de l'étude et les perspectives de recherche futures sont abordées avant de conclure sur les contributions de cette étude.

2.2 Revue de la littérature

2.2.1 L'apprentissage adaptatif dans les environnements de tutorat virtuel

Avec l'évolution rapide des technologies numériques, les jeunes générations grandissent dans un environnement hautement digital où les outils technologiques font désormais partie intégrante de leur quotidien. L'accessibilité accrue à ces technologies transforme profondément la manière dont les apprenants interagissent avec les connaissances, offrant ainsi de nouvelles opportunités pour favoriser l'enseignement et l'apprentissage (Sri & Krishna, 2014). Les ressources éducatives en ligne offrent des options flexibles et abordables, qui peuvent s'avérer plus efficaces que les méthodes d'enseignement traditionnelles en matière de personnalisation et d'accessibilité (Sri & Krishna, 2014). L'apprentissage en ligne se définit comme la combinaison des médias numériques, des technologies éducatives et des technologies de l'information et de la communication dans les environnements d'apprentissage et d'enseignement (Sri & Krishna, 2014).

Dans ce contexte, l'apprentissage adaptatif émerge comme une approche permettant de tirer parti des technologies éducatives pour ajuster le contenu, les activités et le rythme d'apprentissage aux besoins, aux préférences, au niveau de connaissances et aux habiletés cognitives de chaque apprenant (Gligorea et al., 2023). En milieu d'apprentissage numérique, ces systèmes adaptatifs visent à offrir une expérience plus dynamique et personnalisée, ce qui favorise la compréhension et la rétention des connaissances (Gligorea et al., 2023). Contrairement aux technologies d'apprentissage numérique classiques, qui offrent souvent un contenu uniforme et statique, les approches adaptatives utilisent des algorithmes capables de traiter les interactions des apprenants et créer des parcours d'apprentissage personnalisés (Gligorea et al., 2023). Récemment,

l'intégration de l'intelligence artificielle dans ces systèmes de tutorat intelligent a transformé le champ de l'apprentissage adaptatif en permettant une adaptation et une amélioration continues des recommandations pédagogiques (Gligorea et al., 2023).

2.2.2 Les agents conversationnels éducatifs comme système d'apprentissage adaptatif

Selon la littérature, l'intégration de l'intelligence artificielle dans les systèmes adaptatifs représente l'une des approches les plus prometteuses pour améliorer l'expérience utilisateur et les résultats d'apprentissage (Davies et al., 2021). Parmi ces technologies, au cœur des systèmes de tutorat intelligent, les agents conversationnels éducatifs se distinguent comme une innovation majeure dans le domaine de l'éducation (Létourneau et al., 2025). Ces agents conversationnels peuvent être classés en deux catégories : les agents orientés vers les tâches, conçus pour faciliter la recherche d'information ciblée et efficace, et les agents conversationnels qui favorisent une interaction plus générale et ouverte (S. Wang et al., 2025). Même si certains agents conversationnels orientés vers une interaction générale peuvent être utilisés à des fins éducatives, ils présentent des limites pédagogiques, notamment un flux de conversation faible et un encadrement conceptuel insuffisant dans des environnements formels d'apprentissage (Farah et al., 2022; Smutny & Schreiberova, 2020). Par conséquent, un agent conversationnel conçu pour soutenir l'apprentissage devrait être structuré de manière à promouvoir l'atteinte des objectifs pédagogiques liés aux tâches éducatives à accomplir (Farah et al., 2022).

Parallèlement, puisque ces outils technologiques se développent dans de nouveaux contextes et deviennent de plus en plus accessibles aux étudiants, l'exploration de l'utilisation de systèmes adaptatifs pour la recherche d'information est d'autant plus pertinente (Nwagwu, 2024). Plusieurs études révèlent que, malgré les avancements en technologie, les utilisateurs ne repèrent aucun progrès lors de l'utilisation des agents conversationnels ont tendance à abandonner la tâche (Yang et al., 2021). Ce phénomène peut s'expliquer par diverses difficultés, notamment la formulation des requêtes, la complexité des réponses ou encore la non-pertinence perçue des réponses de l'agent conversationnel par rapport aux besoins de l'apprenant (Leheta et al., 2024). Ces obstacles peuvent engendrer une rupture de la conversation et un abandon prématuré de la tâche réalisée. Ces résultats mettent en évidence l'importance d'optimiser ces outils technologiques pour qu'ils soient alignés avec les capacités cognitives et les tendances de recherche d'information des apprenants (Nwagwu, 2024). L'intégration des principes issus des théories cognitives apparaît ainsi comme une voie

essentielle pour favoriser une interaction efficiente et durable entre l'apprenant et l'agent conversationnel.

2.2.3 Les stratégies de prises de décisions : L'utilisation efficiente des agents conversationnels éducatifs

Les agents conversationnels éducatifs se distinguent par le processus de recherche d'information qu'ils suscitent chez l'apprenant pour effectuer une tâche éducative (Flores Romero et al., 2025). Dans ce contexte, les tendances naturelles telles que la propension à exploiter, seront toujours dominante lors de la recherche d'information et influenceront l'utilisation de ces systèmes de tutorat intelligent (Nwagwu, 2024).

Le paradigme de la propension à exploiter est fréquemment mobilisé dans la littérature pour étudier ces stratégies décisionnelles. Ce paradigme repose sur un mécanisme de prise de décision fondée sur la valeur perçue de ses actions et les récompenses qui peuvent en être tirées (Cohen et al., 2007). Les individus doivent choisir entre explorer de nouvelles possibilités ou exploiter des ressources déjà connues et maîtrisées (Cohen et al., 2007). Plus précisément, l'exploration implique la recherche de nouvelles options, souvent associée à un risque plus faible, mais à des gains incertains, tandis que l'exploitation consiste à se concentrer sur des options familières, potentiellement plus risquées, mais susceptibles d'offrir des bénéfices immédiats (Kim & Carlson, 2024). Ainsi, dans un contexte de tutorat intelligent au moyen d'un agent conversationnel, la manière dont un apprenant recherche l'informations peut influencer directement la qualité de son interaction et la performance académique (Usher & Amzalag, 2025). Selon Kim & Carlson (2024), il demeure essentiel que les recherches futures examinent de manière approfondie l'impact des stratégies d'exploration et d'exploitation sur la prise de décision chez les jeunes apprenants, notamment afin d'en comprendre les implications pratiques pour la conception d'environnement d'apprentissage adaptatif et intelligent.

L'intégration d'outils numériques dans les environnements d'aide au devoir en ligne contemporain a conduit au développement de plusieurs cadres théoriques visant à expliquer les comportements et processus cognitifs des apprenants. Nous allons les détailler dans la section suivante.

2.3 Cadre théorique

Chez les élèves du secondaire, notamment ceux de 3^e année du secondaire, âgé entre 14-15 ans, leurs comportements sont particulièrement influencés par la période développementale dans laquelle ils se trouvent (Luna et al., 2021). L'adolescence constitue une phase marquée par des transformations cognitives et métacognitives importantes, qui affectent directement la manière dont les individus apprennent et prennent des décisions (Kim et al., 2025). Ainsi, nous avons pour but d'examiner la manière dont ces comportements peuvent affecter leur expérience et leur interaction avec un système de tutorat intelligent comme l'agent conversationnel.

2.3.1 Les caractéristiques individuels : La théorie de la recherche d'information et le dilemme d'exploitation

Lors de l'interaction avec un agent conversationnel éducatif comme tuteur intelligent, la recherche d'information constitue une activité centrale. La théorie de la recherche d'information (Information foraging theory; Pirolli & Card, 1999) propose un cadre explicatif du comportement des individus lorsqu'ils cherchent et exploitent des ressources d'informations. Selon cette théorie, l'hypothèse principale postulée est que l'individu évalue continuellement les coûts en matière de temps et de ressources ainsi que les bénéfices associés à la recherche d'information (Pirolli & Card, 1999). La théorie de la recherche d'information propose que l'individu choisisse toujours de développer sa stratégie de recherche d'information en fonction du montant d'information avec le plus de valeur par unité de temps (Pirolli & Card, 1999). Selon cette hypothèse, l'individu cherchera toujours à maximiser son gain d'information et la stratégie cognitive choisie sera donc celle qui permettra d'obtenir le plus d'information pour un coût minimal (Pirolli & Card, 1999).

Chez les jeunes apprenants, ce processus décisionnel s'articule autour d'un dilemme cognitif bien documenté : le dilemme entre l'exploration et l'exploitation. Comme mentionné précédemment, le dilemme entre l'exploration et l'exploitation reflète un processus de prise de décision au cœur des stratégies de recherche d'information (Addicott et al., 2017). Ce dilemme traduit la tension entre la tendance à rechercher de nouvelles informations et celle à utiliser efficacement les connaissances déjà acquises (Cohen et al., 2007). La propension à exploiter est une caractéristique qui se développe progressivement à travers l'expérience et la maturation cognitive (Gopnik, 2020). Un individu présentant une forte propension à exploiter privilégie les choix fondés sur des connaissances établies et cherche à maximiser les gains attendus en minimisant l'incertitude.

(Frankenhuis & Gopnik, 2023). Ce dilemme place l'individu sur un continuum où, d'un côté, l'exploration implique la recherche de nouvelles options et la diversification des sources d'information, tandis que, de l'autre, l'exploitation consiste à maximiser les bénéfices issus des connaissances déjà acquises (Kim & Carlson, 2024). À l'extrême de ces deux pôles, on peut y retrouver des approches différentes. L'exploration est illustrée entre autres de comportements innovateurs, d'expérimentations, de flexibilité et l'exploitation est illustrée par des comportements de raffinement, d'efficacité et de productivité (Omatu et al., 2015). Ces différences dans la stratégie de recherche peuvent donc influencer l'expérience de l'apprenant. L'expérience de l'apprenant se manifeste, dans cette étude, par la charge cognitive et l'attention visuelle, tous deux émanant de la théorie de la recherche d'information (Nwagwu, 2024).

2.3.2 L'expérience de l'apprenant : la théorie de la charge cognitive et l'attention visuelle

Tout d'abord, la charge cognitive est un facteur pertinent dans le contexte éducatif, car toute activité nécessitant un traitement de l'information mobilise une certaine quantité de ressources mentales (T. Wang et al., 2023). Lorsqu'on y ajoute un environnement numérique interactif, la gestion des ressources devient d'autant plus cruciale. C'est dans cette perspective que la théorie de la charge cognitive semble constituer un cadre théorique essentiel pour comprendre l'impact des tuteurs intelligents (Pergantis et al., 2025). La théorie de la charge cognitive, largement reconnue dans le domaine de l'éducation, postule que la mémoire de travail dispose d'une capacité limitée pour le stockage de l'information (Schmidhuber et al., 2021). Différents types de charge cognitive peuvent intervenir au cours de la recherche d'information, dont la charge cognitive intrinsèque, extrinsèque et essentielle qui s'additionne les unes aux autres (van Merriënboer & Ayres, 2005). La charge cognitive intrinsèque est liée à la complexité du matériel à apprendre et à l'interaction entre cette complexité et le niveau de connaissances antérieurs de l'apprenant (van Merriënboer & Ayres, 2005). Les matériaux ayant un haut niveau d'interactivité ou de nouveauté exigent une mobilisation accrue de ressources mentales afin de construire de nouveaux schémas cognitifs et d'assurer la compréhension (van Merriënboer & Ayres, 2005). La charge cognitive extrinsèque, quant à elle, découle d'éléments qui ne sont pas directement associés à l'apprentissage lui-même, mais plutôt à la manière dont l'information est présentée ou à la structure des activités proposées. Par exemple, les méthodes de résolution de problèmes, la navigation dans une interface numérique ou encore la recherche d'information peuvent générer une charge cognitive supplémentaire, parfois inutile à

l'apprentissage (van Merriënboer & Ayres, 2005). Enfin, la charge cognitive essentielle est caractérisée par la construction de schémas cognitifs qui résulte de l'acquisition de nouvelles informations. Par exemple, la variabilité des situations problématiques augmente la motivation de développer de nouveaux schémas cognitifs dans le but d'automatiser l'apprentissage de connaissances. Elle permet d'organiser l'information et de faire des liens pour identifier les informations pertinentes ou pertinentes (van Merriënboer & Ayres, 2005). Il est donc essentiel de maintenir un équilibre entre la charge intrinsèque, extrinsèque et essentielle pour favoriser l'acquisition de connaissances (Safar & Anggraheni, 2024). En effet, un niveau de charge cognitive modéré et gérable est nécessaire pour faciliter l'acquisition de connaissances (Safar & Anggraheni, 2024). Dans ce cadre, les outils numériques doivent être conçus de manière à minimiser la charge extrinsèque, notamment par une interface intuitive et une organisation claire des informations. En ce sens, des recherches suggèrent qu'un design interactif fluide et cohérent peut réduire la charge cognitive perçue et améliorer la performance (Schmidhuber et al., 2021).

La relation entre le dilemme et la charge cognitive, dans la théorie de la recherche d'information, est un mécanisme central dans l'étude de l'expérience de l'apprenant utilisant un agent conversationnel éducatif (Addicott et al., 2017; Nwagwu, 2024). Les études suggèrent que le dilemme d'exploration-exploitation s'accompagne de variation physiologique (Hayes & Petrov, 2015). Lors de la période d'exploitation, on observe que la dilatation de la pupille, un indicateur de l'effort mental, tend à diminuer, alors que, lors de la période d'exploration, elle tend à augmenter (Hayes & Petrov, 2015). Les comportements qui émanent de chacune de ces périodes sont la spécificité et la précision dans la communication lors de période d'exploitation et, au contraire, de l'incertitude et un manque de vision globale dans la conversation (Hayes & Petrov, 2015). Ces résultats laissent entendre que l'exploitation, qui repose sur l'utilisation de connaissances préexistantes dans un environnement prévisible, engendre une charge cognitive plus faible. À l'inverse, l'exploration, qui requiert de considérer plusieurs options dans un contexte incertain, engendre une charge cognitive vécue plus élevée.

Sur la base de ces constats, les hypothèses suivantes sont postulées :

H1a : Plus la propension à exploiter augmente, plus la charge cognitive vécue diminue

H1b : Plus la propension à exploiter augmente, plus la charge cognitive perçue diminue

En parallèle, l'attention visuelle qui constitue également l'expérience de l'apprenant vécue lors de la recherche d'information comprend entre autres les comportements de recherche visuelle (Nwagwu, 2024). Deux types de mouvement oculaire caractérisent l'attention visuelle : focale et ambiante (Krejtz et al., 2016). Les individus à tendance exploratoire présentent généralement un comportement visuel ambiant, caractérisé par des mouvements oculaires plus dispersés et une attention répartie sur une large portion de l'écran, favorisant une compréhension globale du contexte (Velichkovsky et al., 2005). À l'inverse, un individu à forte propension à exploiter concentre son attention sur les éléments perçus comme les plus pertinents ou les plus rentables, adoptant ainsi un comportement visuel focalisé.

Sur la base de ces constats, l'hypothèse suivante est postulée:

H2 : Plus la propension à exploiter augmente, plus l'attention visuelle est focalisée

2.3.3 L'effet de l'expérience de l'apprenant sur l'efficacité et la performance

Par la suite, l'expérience de l'apprenant est examinée en relation avec l'efficacité, un concept clé dans la théorie de la recherche d'information (Nwagwu, 2024). Selon la théorie de la charge cognitive, Cooper (1998, p.11) la décrit comme étant « La quantité totale d'activité mentale imposée à la mémoire de travail dans un instant dans le temps ». De plus, les recherches antérieures démontrent que la charge cognitive affecte peut affecter la complétion des tâches sur plusieurs éléments. Par conséquent, un des éléments impactés serait le temps de complétion d'une tâche. Une charge cognitive plus faible est associée à une réduction du temps de complétion d'une tâche (Schmidhuber et al., 2021). Dans cette perspective, l'efficacité se définit comme la gestion des ressources cognitives et temporelles mobilisées pour atteindre un objectif donné (Frøkjær et al., 2000).

Selon la théorie de la recherche d'information basée sur la maximisation des gains, les utilisateurs de manière naturelle adopteront des comportements efficaces pour optimiser l'acquisition de l'information (Nwagwu, 2024). Dans le cadre d'une interaction avec un agent conversationnel, l'efficacité se manifeste à travers deux dimensions comportementales : le temps alloué pour effectuer une tâche et les ressources déployées pour converser, tel que le nombre de requêtes envoyé pour compléter la tâche. Ainsi, une charge cognitive plus faible devrait se traduire par une

interaction efficiente, c'est-à-dire un temps de complétion dans les temps alloués et un nombre optimal de requêtes nécessaires pour accomplir la tâche (Bevan, 2008; Rese & Tränkner, 2024)

En raison de la nature et du contexte des tâches effectuées, nous nous attendons à un certain niveau de charge cognitive, mais qui n'est pas suffisant pour supposer l'existence d'une relation quadratique. Sur la base de ces considérations, les hypothèses suivantes sont formulées :

H3a : Plus la charge cognitive vécue augmente, plus l'efficiency diminue

H3b : Plus la charge cognitive perçue augmente, plus l'efficiency diminue

L'interaction entre l'attention visuelle et l'efficiency

Ensuite, l'attention visuelle est un autre mécanisme clé que cette étude examine afin de mieux comprendre les effets de l'expérience de l'apprenant sur l'utilisation de l'agent conversationnel comme tuteur intelligent. La recherche visuelle, qui est un aspect crucial de l'attention visuelle, est essentielle dans la recherche d'informations, un processus souvent influencé par le facteur temps (Manohar & Husain, 2013). La recherche d'information se définit souvent par l'exploration, un processus déclenché par de l'incertitude (Behrens et al., 2007). Cette exploration se traduit par une tendance à revisiter les différentes options disponibles, ce qui peut allonger la durée nécessaire pour repérer et traiter l'information pertinente (Manohar & Husain, 2013). Ce processus repose en partie sur l'attention visuelle ambiante, donc une diminution de celle-ci entraîne une baisse de l'exploration excessive, ce qui permet de cibler plus rapidement l'information utile, menant à une interaction plus efficiente (Krejtz et al., 2016). Cette interaction efficiente serait traduite également par un nombre optimal de requêtes envoyées dans le temps alloué à la tâche (Rese & Tränkner, 2024).

Sur la base de ces considérations, l'hypothèse suivante est proposée:

H4 : Plus l'attention visuelle est focale, plus l'efficiency est élevée

L'interaction entre l'efficiency et performance académique

Enfin, l'effet de l'efficiency sur la performance académique est étudié afin d'évaluer la performance académique assistée par l'agent conversationnel. Comme mentionné précédemment, l'efficiency se définit comme les ressources dépensées pour compléter un objectif donné (Frøkjær

et al., 2000). Dans le contexte de complétion de tâche assistée par un agent conversationnel, ces ressources se traduisent par la complétion de la tâche dans les temps alloués et le nombre de requêtes envoyées à l'agent conversationnel (Jain et al., 2018).

Une interaction efficiente se manifeste donc par la complétion d'une tâche dans les temps requis et un travail d'itération des requêtes pour en arriver à l'acquisition de l'information recherchée (Office québécois de la langue française, 2023). Cependant, un trop grand nombre de requêtes envoyées peut nuire à la conversation, c'est pourquoi un échange efficient de requête a un effet quadratique, sous forme de U inversé, pour atteindre la compréhension souhaitée pour compléter la tâche (Rese & Tränkner, 2024). Comme le mentionne Frøkjær et al., (2000), dans leur étude portant sur la mesure de l'utilisabilité, une performance optimale dépend étroitement d'une interaction efficiente.

Sur la base de ces considérations, l'hypothèse suivante est alors proposée :

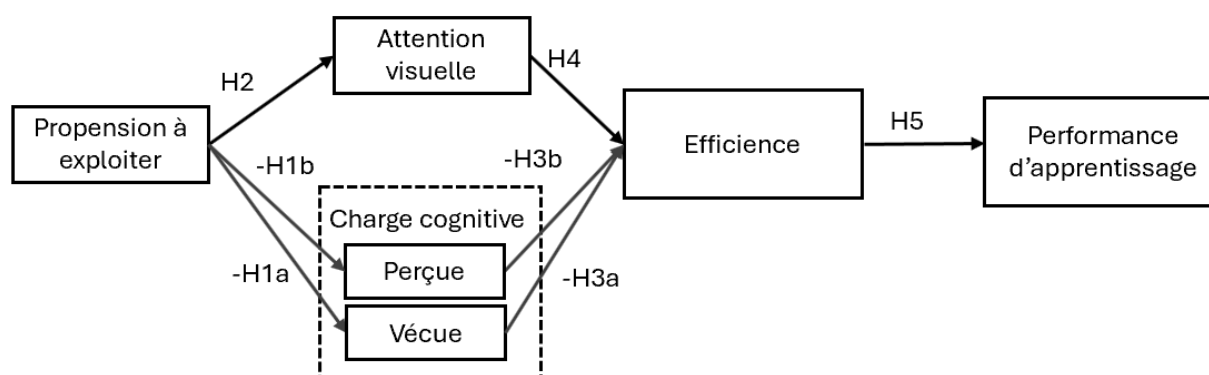
H5 : Plus l'efficience augmente, plus la performance académique augmente

Voici une synthèse des hypothèses abordées (voir Tableau 2). Ce tableau regroupe les liens établis entre les construits discutés, qui s'appuient sur des théories cognitives et comportementales permettant de comprendre les processus impliqués dans l'utilisation d'un système de tutorat intelligent, en particulier lors de l'utilisation d'agent conversationnel d'intelligence artificielle.

Tableau 2. Liste des hypothèses

Hypothèses	
H1a	Plus la propension à exploiter augmente, plus la charge cognitive vécue diminue
H1b	Plus la propension à exploiter augmente, plus la charge cognitive perçue diminue
H2	Plus la propension à exploiter augmente, plus l'attention visuelle se focalise
H3a	Plus la charge cognitive vécue augmente, plus l'efficience diminue
H3b	Plus la charge cognitive perçue augmente, plus l'efficience diminue
H4	Plus l'attention visuelle est focale, plus l'efficience augmente
H5	Plus l'efficience est élevée, plus la performance académique est élevée

La figure 1 illustre le modèle de recherche découlant des hypothèses formulées. Selon ce modèle, la propension à exploiter influence négativement la charge cognitive vécue (H1a) et la charge cognitive perçue (H1b) et influence positivement l'attention visuelle (H2). Ces composantes de l'expérience de l'apprenant, soit la charge cognitive vécue (H3a) et la charge cognitive perçue (H3b), influencent à leur tour négativement l'efficacité de l'apprenant tandis que l'attention visuelle (H4) influence positivement l'efficacité de l'apprenant lors de l'utilisation de l'agent conversationnel. Enfin, l'efficacité de l'apprenant est susceptible d'influencer positivement la performance de l'apprentissage (H5).



Variable contrôle sur H5:
Tâches

Figure 1. Modèle de recherche

2.4 Méthodologie

Pour pouvoir tester les hypothèses et répondre aux questions de recherche, une étude corrélationnelle nous permettait de mesurer les relations entre nos construits évalués. Cette approche a été privilégiée pour étudier les différents comportements et leurs effets sur le cheminement de l'interaction entre l'utilisateur et l'agent conversationnel éducatif. C'est pourquoi les variables n'ont pas été manipulées et nous avons exploré les réactions naturelles.

2.4.1 Design expérimental

Le design corrélationnel choisi pour cette étude est un design intraparticipant, selon lequel tous les participants sont soumis à un même stimulus et exécutent les mêmes tâches sur l'agent conversationnel éducatif. À travers trois tâches expérimentales, effectuées sur ce stimulus, complété par des questionnaires auto-rapportés, nous avons examiné l'effet de la propension à exploiter sur l'utilisation d'un agent conversationnel et sur la performance académique, chez les étudiants du secondaire.

2.4.2 Les participants

L'échantillon final pour cette étude comprenait 31 participants (18 garçons, 13 filles) âgés de 14 et 15 ans ($M = 14,45$, $\bar{E}.-t = 0.51$), inscrits en 3^e année du secondaire au cours de l'année académique 2024-2025. Parmi les participants recrutés, un participant a été exclu de l'analyse, car il ne satisfaisait pas le critère d'âge. Un second participant n'a pas pu compléter l'ensemble des tâches en raison d'une dysfonction technique du stimulus expérimental.

Des critères d'inclusions et d'exclusions ont été établis pour assurer l'homogénéité de l'échantillon. Pour être éligibles, les participants devaient être âgés de 14 et 15 ans, être inscrits en 3^e année du secondaire et posséder une maîtrise fonctionnelle du français, incluant une capacité de lire, écrire et parler en français. Les critères d'exclusions incluaient la présence d'allergie cutanée susceptible d'interférer avec le port du matériel expérimental et un diagnostic d'épilepsie.

Le recrutement s'est déroulé en plusieurs étapes. Dans un premier temps, les participants ont été sélectionnés via un panel prédéfini. Par la suite, nous avons conçu une vidéo promotionnelle qui a été diffusée sur les réseaux sociaux professionnels du partenaire industriel ainsi que sur nos réseaux sociaux personnels. Enfin, afin d'atteindre la taille de l'échantillon cible et de garantir la représentativité de la population visée, une firme de recrutement externe a été engagée pour compléter l'échantillon.

Avant de commencer l'expérience, chaque participant et l'accompagnateur adulte ont donné leur libre consentement. Ils ont tous eu le libre choix de quitter et d'interrompre l'expérience à tout moment. Les deux parties ont chacune obtenu une compensation pour le temps passé en laboratoire. Le Comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal a approuvé le projet # 2025-6407.

2.4.3 Le stimulus expérimental

Cette étude examine un tout nouvel agent conversationnel alimenté par l'intelligence artificielle. Ce système de tutorat intelligent, développé par la plateforme Alloprof (une ressource numérique de soutien scolaire pour les élèves du Québec), guide l'apprenant vers la résolution de son problème sans pour autant fournir directement la réponse au problème. Alloflo met de l'avant la réflexion de l'apprenant en le guidant à travers une série d'étapes et en lui fournissant les outils nécessaires pour qu'il découvre la réponse par lui-même. Cette stratégie vise à favoriser davantage des pratiques éducatives par rapport aux outils commerciaux actuellement disponibles sur le marché. La version utilisée de Alloflo est une version préliminaire (voir figure 2).

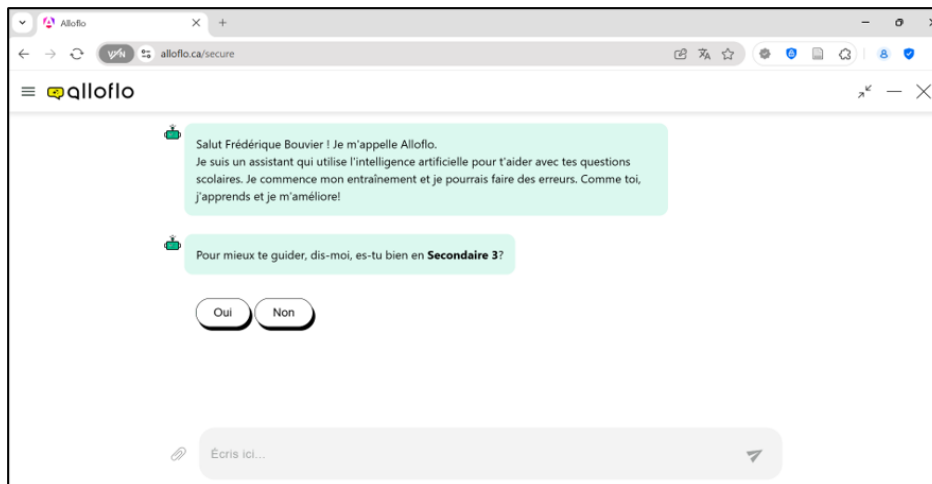


Figure 2. L'agent conversationnel Alloflo

L'écran principal disposé devant le participant affichait en ordre chronologique des événements de la ligne du temps expérimentale. Avant d'exposer le participant au stimulus, l'écran présentait la calibration de l'oculomètre. Ensuite, avant et après chaque tâche, l'écran affichait un questionnaire prétest, post-tâche et post-test. Ensuite, le stimulus était affiché sur l'écran du participant. Les changements d'écran et le contrôle de ceux-ci se faisaient à partir de la salle des modérateurs où un écran permettait d'observer le regard du participant, un second contrôlait la chronologie des événements de l'expérience, puis un dernier écran permettait de noter les observations.

2.4.4 Le paradigme

La propension à exploiter a été mesurée par une tâche standardisée permettant d'établir un score qui permettait d'attribuer le niveau du participant entre le pôle d'exploration et d'exploitation. Cette mesure standardisée provient de la tâche de bandit multi-bras (*Multiarmed bandit task*), un concept qui mimique une machine à sous à plusieurs leviers (Daw et al., 2006). Dans le cadre de cette étude, une variante de la tâche de bandits multi-bras, davantage adaptée aux adolescents, a été utilisée (voir figure 3). Cette tâche vise à déterminer si le participant présente une prédisposition à explorer ou exploiter dans un contexte de prise de décisions séquentielle (Cohen et al., 2007).

Comme dans l'étude de Sumner et al. (2019), nous avons utilisé un bandit à trois bras et adapté la tâche de prise de décision persistante de Kim et al. (2025), présentée sous la forme d'un jeu de pêche. Les participants complétaient trois rondes de cinq minutes chacune, au cours desquelles trois images de lacs différents étaient présentées. L'objectif consistait à maximiser le nombre de poissons pêchés dans les lacs tout en observant les comportements d'exploration et d'exploitation (Kim et al., 2025). Entre chaque ronde, une pause de dix secondes était suivie des instructions présentées à nouveau. Un comportement orienté vers l'exploitation se manifeste par une tendance à sélectionner de manière répétée le même lac après un poisson pêché dans ce lac, alors qu'un comportement orienté vers l'exploration se manifeste par un échantillonnage des différents lacs afin d'évaluer le rendement de chacun (Kim et al., 2025). Les résultats de la tâche ont mené à un score de propension à exploiter. Suivant l'approche de Blanco & Sloutsky, (2024), ce score correspond à la fréquence à laquelle l'option la plus avantageuse était sélectionnée, comme indicateur de l'exploitation. Le score variait de zéro, illustrant une faible propension à exploiter, donc une forte propension à explorer à un, illustrant une forte propension à exploiter (Blanco & Sloutsky, 2024).

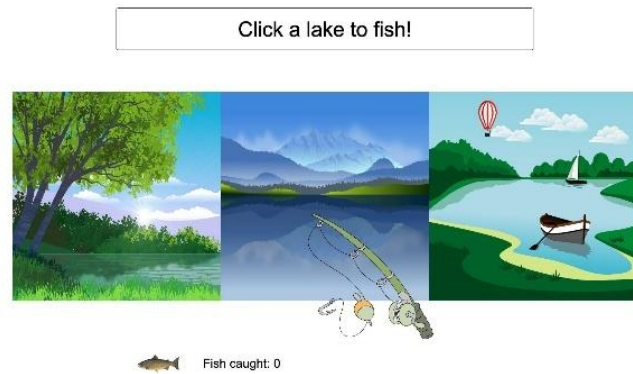


Figure 3. Tâche bandits multi-bras adaptée pour les jeunes

2.4.5 Les équipements et la configuration du laboratoire

L'étude a été conduite en laboratoire, ce qui a permis de maintenir un contrôle strict de l'environnement expérimental. Chaque participant était installé individuellement dans une salle de test séparée par un miroir sans tain, permettant aux modérateurs d'observer le déroulement de l'expérience. Du côté du participant, la salle était équipée d'un ordinateur ainsi que de 3 feuilles de papier contenant les questions relatives aux tâches expérimentales, toutes disposées sur le bureau avec un crayon et une gomme à effacer.

Pour la collecte des données oculométriques, *Tobii Eyetracking* (Version v.1.241, Tobii AB, Suède) a été utilisé afin d'enregistrer en continu le regard du participant, notamment la dilatation de la pupille comme indicateur de charge cognitive vécue. De plus, le logiciel *Tobii Pro Lab* (Version 24.21.435, x64) a servi à configurer et gérer la ligne du temps expérimentale, assurant une synchronisation entre le stimulus et les données physiologiques.

De plus, les questionnaires autoadministrés ont été hébergés sur la plateforme de questionnaire en ligne *Qualtrics* (Qualtrics, Provo, UT, États-Unis). Des notes d'observation et commentaires qualitatifs ont été écrites sur un fichier *Excel* tout au long des sessions de test. Enfin, afin d'assurer la triangulation des données, le logiciel *Photobooth* a été utilisé pour synchroniser l'ensemble des données.

2.4.6 L'opérationnalisation des variables de recherche

L'étude est composée de plusieurs construits demandant la prise de mesures distinctes de pour évaluer les variables mesurant ces construits (voir tableau 3).

La charge cognitive perçue a été mesurée à l'aide du niveau d'effort perçu noté sur l'échelle de l'effort du consommateur (*Customer Effort Scale*; CES) administré à la suite de chaque tâche expérimentale. Les participants ont indiqué leur niveau d'effort perçu sur une échelle de Likert à sept points en répondant à la question “*Quel niveau d'effort as-tu dû fournir pour utiliser AlloFlo ?*” (1 = faible effort et 7 = grand effort) (Dixon et al., 2010).

La charge cognitive vécue a été mesurée de manière physiologique par l'analyse de la dilatation de la pupille captée en continu par le dispositif *Tobii Eyetracking* (Tobii Technology, Danderyd, Suède) (Klingner, 2010). La dilatation de la pupille varie sur un continuum allant de -1 à 1, où des valeurs négatives signifient une faible charge cognitive et des valeurs positives traduisent une forte charge cognitive. Cette approche permet de compléter l'évaluation perceptuelle par un indicateur objectif et dynamique de l'évaluation de l'effort cognitif.

L'attention visuelle a été mesurée de manière physiologique en utilisant le coefficient K, qui a été mesuré à l'aide du dispositif *Tobii Eyetracking* (Tobii Technology, Danderyd, Suède). Cette métrique permet de déterminer si l'attention visuelle était focalisée sur un élément particulier ou si elle était ambiante, c'est-à-dire qu'elle se déplaçait à travers le stimulus (Krejtz et al., 2016). Par conséquent, une valeur positive indique que le mouvement de l'œil sur la zone d'intérêt, qui est l'écran sur lequel le stimulus est affiché, est une attention focale. En revanche, une valeur négative indique une attention ambiante.

L'efficacité, définie comme les ressources dépensées par le participant pour accomplir une tâche, a été opérationnalisée par deux mesures visant à renforcer la validité de ce construit (Frøkjær et al., 2000). Comme le mentionne Frøkjær et al., (2000), les ressources qui déterminent l'efficacité peuvent être mesurées par le temps, qui, dans cette étude, a été défini comme une limite de temps pour terminer la tâche. Pour être efficace, la tâche devait donc être accomplie dans le délai imposé. De plus, d'autres ressources sont déployées dans le cadre de l'interaction avec un agent conversationnel, telles que les requêtes envoyées (Jain et al., 2018). Cette notion est liée au concept de la rédactique, que l'Office québécois de la langue française, (2023) définit ainsi : « L'ensemble

des techniques de rédaction orientées vers la formulation précise de requêtes envoyées à un système d'intelligence artificielle, en particulier à un grand modèle de langage, en vue d'en améliorer le fonctionnement ou d'en exploiter efficacement les capacités pour obtenir des résultats plus pertinents ». Puisque la rédactique est généralement un processus itératif d'affinement de la communication, il en convient qu'un certain nombre de requêtes est nécessaire pour être efficient, puisque trop de requête peut nuire à la compréhension de la conversation (Office québécois de la langue française, 2023; Rese & Tränkner, 2024).

Enfin, pour évaluer si le système de tutorat intelligent est bénéfique à la réussite de l'apprenant, la performance académique est mesurée par le succès des devoirs. La performance, qui se réfère au niveau de réussite d'un apprenant dans ses études, a donc été mesurée en fonction de la qualité des réponses fournies à chacune des questions du devoir en fonction des réponses attendues (Abbas et al., 2024). Pour mesurer la performance, nous avons utilisé une échelle de succès à trois points (0 =échec, 1=succès partiel, 2=succès complet) (Ruiz-Segura et al., 2024). Les critères de succès pour évaluer la performance ont été établis en fonction des éléments attendus dans la bonne réponse à chaque question du devoir (voir Annexe I).

Tableau 3. *Mesure par construits*

Construits	Mesures	Références
Propension à exploiter	Bandits multi-bras	(Kim et al., 2025)
Charge cognitive vécue	Dilatation de la pupille	(Klingner, 2010)
Charge cognitive perçue	Échelle de l'effort du consommateur	(Dixon et al., 2010)
Attention visuelle	Coefficient K	(Krejtz et al., 2016)
Efficience	Nombre de requêtes envoyées	(Jain et al., 2018)
	Complétion à temps	(Frøkjær et al., 2000)
Performance académique	Niveau de succès	(Abbas et al., 2024)
		(Ruiz-Segura et al., 2024)

1.4.7 La procédure expérimentale

Voici le déroulement de la procédure expérimentale, tel qu'illustré à la figure 4. Tout d'abord, les participants ont été accueillis individuellement en laboratoire pour la participation à l'étude. Ils ont lu et signé un formulaire de consentement, conformément aux exigences éthiques avant de commencer. Ensuite, nous avons installé, puis, calibré les instruments physiologiques. Plus précisément, l'oculomètre a été calibré pour valider sa précision avant de débiter l'expérience. Puis, un questionnaire de pré-étude a été administré, à partir de la plateforme de questionnaire en ligne *Qualtrics* (Qualtrics, Provo, UT, États-Unis).

Avant de débiter les tâches expérimentales, une tâche bandits multi-bras a été réalisée pour collecter les données concernant les construits cognitifs et comportementaux. Par la suite, un scénario (voir annexe II) a été fourni à chaque participant pour offrir une mise en contexte afin de favoriser l'immersion et préparer la réalisation des tâches.

Pour augmenter la validité externe, les tâches ont été conçues pour reproduire une situation vécue par des étudiants de secondaire afin de maximiser la validité écologique. Ainsi, un devoir sur la matière de français, comportant trois questions, a été distribué à chaque participant (voir Annexe III). Leur tâche consistait à répondre à la question du devoir en supportant leur réflexion et la complétion de celui-ci par l'utilisation d'un agent conversationnel d'intelligence artificielle générative, dont l'utilisation était obligatoire.

Les tâches ont été randomisées pour réduire les biais de familiarité et d'apprentissage d'une tâche à l'autre. Elles étaient précédées d'instructions et suivies d'un questionnaire post-tâche. La question A, soit la tâche de définition, consistait à définir ce qu'est un pronom relatif dans un délai de cinq minutes. Ensuite, la question B, soit la tâche d'identification, consistait à identifier les phrases à construction particulière parmi quatre différentes phrases dans un délai de sept minutes. Puis, la question C, soit la tâche de rédaction, consistait à rédiger un paragraphe d'introduction d'un article de vulgarisation scientifique sur les changements climatiques de 50 à 75 mots dans un délai de 15 minutes. Ces trois tâches ont été développées dans le but d'observer les comportements et perceptions de l'apprenant face aux différents types de tâches qu'on peut leur demander en troisième année du secondaire. La question A a été conçue pour évaluer l'utilisation axée sur une question factuelle. Ensuite, la question B a été créée pour évaluer l'utilisation dans le contexte

d'une tâche procédurale. Finalement, la question C a été développée pour évaluer l'utilisation dans le cadre de la complétion d'une tâche de compétence.

Les délais impartis pour chaque tâche ont été établis en fonction de l'estimation de la charge de travail, puis soumis à un groupe de test de 12 participants lors de séances de prétest. Cela a permis d'assurer que le temps était convenable pour la réalisation des tâches. Lorsqu'un participant atteignait le temps limite, la tâche était arrêtée. Pour prévenir une surcharge de stress et pour assurer des réactions naturelles, les participants n'ont pas été informés qu'une limite de temps avait été établie. Cette démarche permettait de mesurer l'efficacité et assurer la réalisation du test dans un temps requis.

Finalement, le test utilisateur s'est conclu par un questionnaire post-étude pour compléter la collecte de données. Avant de quitter, les participants et leur accompagnateur ont reçu une compensation pour leur temps passé en laboratoire.

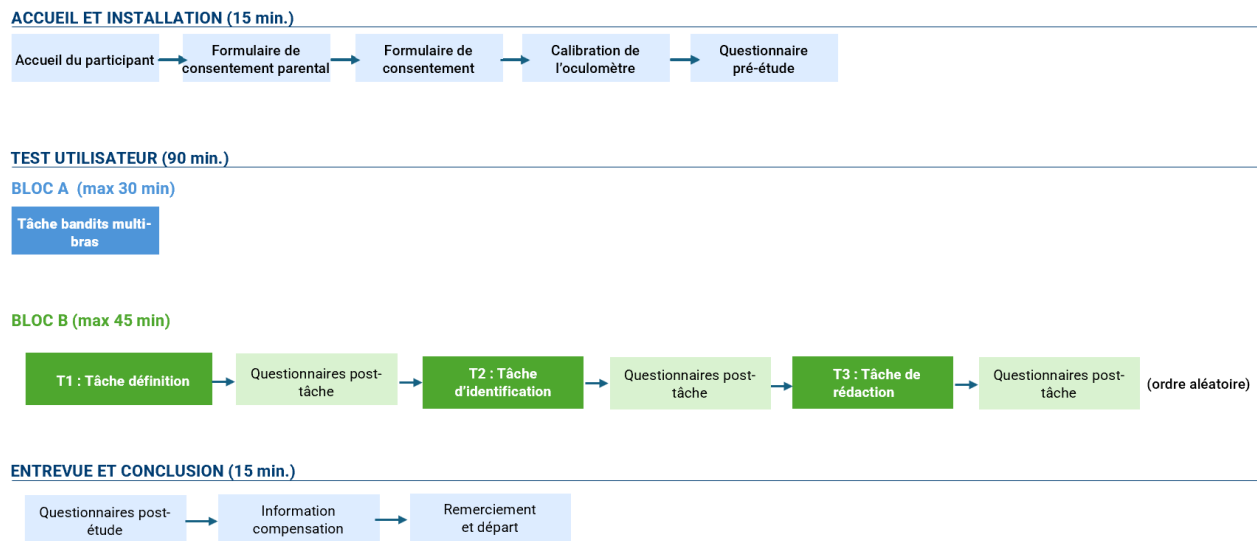


Figure 4. La procédure expérimentale

2.4.8 Les analyses statistiques

Avant d'entreprendre l'analyse des données, un travail de synchronisation des données ainsi qu'un nettoyage des données ont été effectués par un statisticien. Ce travail permettait d'obtenir un fichier Excel contenant l'ensemble des données à analyser en vue de leur traitement par des analyses

statistiques ainsi que la création de tableaux et de graphiques dans *PowerBI* (Redmond, Washington, États-Unis).

Afin d'évaluer et d'analyser les liens du modèle de recherche, l'analyse statistique a été menée sur la version en ligne du logiciel *SAS* (SAS Institute, Caroline du Nord, États-Unis). Tout d'abord, des statistiques descriptives ont été générées afin d'observer les variables et d'avoir des informations concernant la moyenne des résultats. Grâce à cela, nous avons pu évaluer la normalité des résultats qui avaient parfois tendance à dévier, notamment au niveau de la charge cognitive perçue, mesurée sur l'échelle de l'effort du consommateur, qui tendait vers un niveau faible. Nous avons ensuite analysé les corrélations entre les variables pour nous assurer que chacune d'entre elles mesurait des concepts distincts. Ensuite, des tests de régression linéaires et quadratiques ont été effectués pour tester les hypothèses et les confirmer ou les infirmer.

Afin de tester les hypothèses H1, H2a et H2b, concernant la propension à exploiter et la charge cognitive vécue et perçue ainsi que l'attention visuelle, une régression linéaire à intercept aléatoire a été utilisée. Pour H3a, une régression binominale négative à intercept aléatoire a permis d'examiner l'effet de la charge cognitive vécue sur le nombre de requêtes envoyées, suivies d'une régression logistique à intercept aléatoire pour la complétion à temps. La même approche a été appliquée à la charge cognitive perçue pour H3b. Ensuite, pour tester l'effet de l'attention visuelle sur l'efficacité, H4, une régression binominale négative à intercept aléatoire a été effectuée avec le nombre de requêtes envoyées et une régression logistique à intercept aléatoire avec la complétion à temps. Enfin, pour H5, l'effet de l'efficacité sur la performance académique, a été testé à l'aide de deux régressions logistiques cumulatives à intercept aléatoire pour examiner l'effet du nombre de requêtes envoyées et l'effet de la complétion à temps sur le succès de la tâche.

2.5 Résultats

2.5.1 Statistiques descriptives de l'étude

Cette section présente les résultats issus des analyses statistiques réalisées sur les données quantitatives. Avant de présenter ces résultats, voici un aperçu des statistiques descriptives (voir tableau 4). Globalement, les participants ont démontré une tendance plus élevée à l'exploitation ($M=0.61$, $\hat{E}.t=0.21$). La charge cognitive perçue, mesurée sur l'ensemble des tâches, présentait une moyenne de 3.13 sur une échelle de sept points, suggérant une distribution légèrement

asymétrique vers une faible charge cognitive perçue. La charge cognitive vécue, mesurée par la dilatation de la pupille, a varié entre -0.39 à 0.35, avec une moyenne très proche de zéro ($M=0.01$), ce qui suggère une charge cognitive globalement constante. En ce qui concerne l'efficacité, les participants ont envoyé en moyenne trois requêtes par tâche, soit en moyenne 3.08 pour la tâche 1, 3.10 pour la tâche 2 et 3.11 pour la tâche 3. Le taux de complétion dans les délais était modérément élevé ($M=0.60$, $\hat{E}.t=0.49$), ce qui suggère que la plupart des tâches ont été terminées à temps. Enfin, la performance académique moyenne correspondait à un succès partiel sur l'échelle de codage utilisée ($M=1.03$).

Tableau 4. *Statistiques descriptives*

Variables	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Propension à exploiter	0.61	0.21	0.18	1.00
Coefficient K	0.12	0.21	-0.97	0.53
Nombres de requêtes envoyées	3.08	2.61	1.00	14.00
Complétion à temps	0.49	0.49	0.00	1.00
Dilatation de la pupille	0.01	0.17	-0.39	0.36
Niveau d'effort perçu	3.14	1.67	1.00	7.00
Succès de la tâche	1.03	0.86	0.00	2.00

Afin de vérifier que les construits évalués mesurent des dimensions distinctes et ne représentent pas le même concept, une matrice de corrélation a été examinée (voir Tableau 5). Des corrélations dépassant .85 laissent croire que deux variables mesurent essentiellement le même phénomène, ce qui compromet leur validité discriminante (Henseler et al., 2015). Dans notre ensemble de données,

les coefficients observés se situaient entre .00 et .50 ce qui suggère que les construits sont suffisamment distincts pour respecter le critère de validité discriminante.

Tableau 5. *Corrélation des variables*

Variables	1	2	3	4	5	6	7
1. Propension à exploiter		0.03	0.10	-0.19	0.01	0.13	0.04
2. Attention visuelle			0.01	0.12	0.06	-0.27	-0.24
3. Dilation de la pupille				0.00	0.21	-0.06	-0.15
4. Niveau d'effort perçu					0.39	-0.36	-0.26
5. Nombre de requêtes envoyées						-0.37	-0.21
6. Complétion à temps							0.50
7. Succès de la tâche							

2.5.2 Les tests et la validation des hypothèses

H1 : L'effet de la propension à exploiter sur l'attention visuelle

L'analyse de régression linéaire à intercept aléatoire a révélé que la propension à exploiter, mesurée par le score global de la tâche bandit multi-bras, n'a eu aucun effet significatif sur l'attention visuelle, mesurée par le coefficient K ($F(1,26.98)=0.06$, $b=0.03$, $p=.41$). Les résultats ne

permettent donc pas de soutenir l'hypothèse selon laquelle plus la propension à exploiter augmente, plus l'attention visuelle se focalise.

H2 : L'effet de la propension à exploiter sur la charge cognitive vécue et perçue

Les analyses de régressions linéaires à intercept aléatoire ont révélé un effet marginal de la propension à exploiter, sur la charge cognitive perçue évaluée sur l'échelle de l'effort du consommateur ($F(1,27)=2.49$, $b=-1.43$, $p=.06$). Les résultats suggèrent qu'une propension à exploiter plus élevée est associée à une charge cognitive perçue plus faible (voir figure 5). Ces résultats suggèrent que l'hypothèse selon laquelle la propension à exploiter diminue la charge cognitive perçue soit supportée par les données.

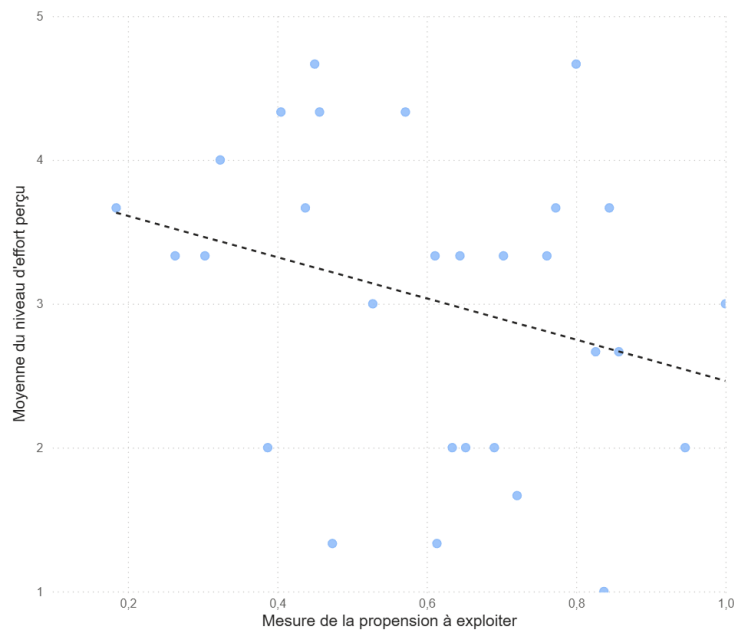


Figure 5. Effet marginal de la propension à exploiter sur la charge cognitive perçue

Note. La mesure auto rapportée du niveau d'effort perçu sur l'échelle d'effort du consommateur est mesurée entre 1=Faible effort, 7 = Fort effort. La mesure de la propension à explorer est mesurée entre 0=exploration et 1=exploitation.

En revanche, les analyses de régressions linéaires à intercept aléatoire n'ont détecté aucun effet significatif de la propension à exploiter, sur la charge cognitive vécue, mesurée par la dilatation de la pupille ($F(1,26.17)=0.34$, $b=0.07$, $p=.72$). Ces résultats ne permettent donc pas de soutenir l'hypothèse selon laquelle la propension à exploiter diminue la charge cognitive vécue.

H3 : L'effet de la charge cognitive perçue et vécue sur l'efficacité

L'analyse de régression binominale négative à intercept aléatoire a révélé que la charge cognitive perçue, a un effet significatif sur l'efficacité mesurée par le nombre de requêtes envoyées ($F(1,80.82)=17.94$, $b=0.21$, $p<.001$). En effet, une charge cognitive plus élevée correspond à un nombre de requête plus important, ce qui suggère une baisse de l'efficacité (voir figure 6). En revanche, l'analyse de régression logistique à intercept aléatoire n'a révélé aucun effet significatif de la charge cognitive perçue sur l'efficacité mesurée par la complétion à temps des tâches ($F(1,60)=10.78$, $b=0.49$, $p=.99$). Ces résultats suggèrent que l'hypothèse selon laquelle la charge cognitive perçue diminue l'efficacité est supportée uniquement lorsqu'elle est mesurée par le nombre de requêtes envoyées.

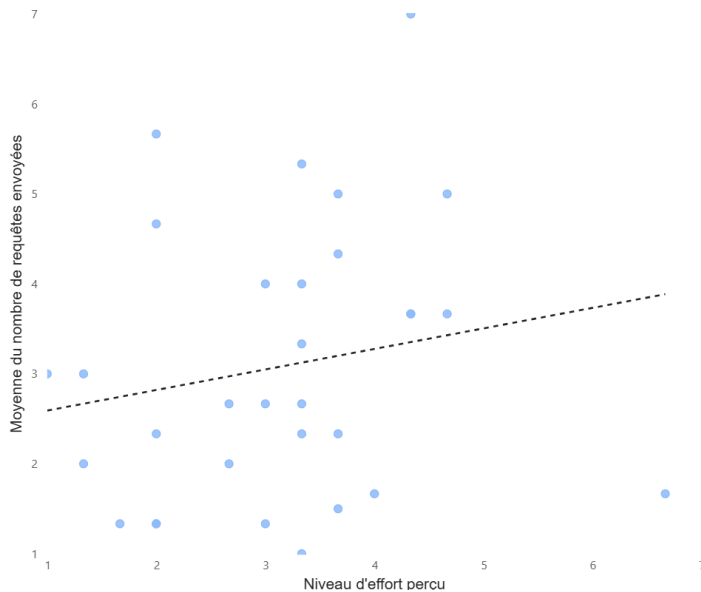


Figure 6. Effet significatif de la charge cognitive perçue sur l'efficacité, mesurée par le nombre de requêtes envoyées

Note. La mesure auto rapportée du niveau d'effort perçu sur l'échelle d'effort du consommateur est mesurée entre 1=Faible effort, 7 = Fort effort

Parallèlement, l'analyse de régression binominale négative à intercept aléatoire a révélé que la charge cognitive vécue, a un effet significatif sur l'efficacité mesurée par le nombre de requêtes envoyées ($F(1,44.1)=4.37$, $b=1.16$, $p=.02$), (voir figure 7). Un niveau de charge cognitive vécue plus élevée est associé à une augmentation du nombre de requêtes envoyées, ce qui suggère une baisse de l'efficacité. Toutefois, l'analyse de régression logistique à intercept aléatoire n'a révélé

aucun effet significatif de la charge cognitive vécue sur la complétion à temps des tâches ($F(1,55)=0.30$, $b=0.73$, $p=.71$). En général, ces résultats suggèrent une accumulation d'évidence qui supporte l'hypothèse selon laquelle la charge cognitive vécue et perçue plus élevée réduit l'efficacité lorsque l'efficacité est mesurée par le nombre de requêtes envoyées.

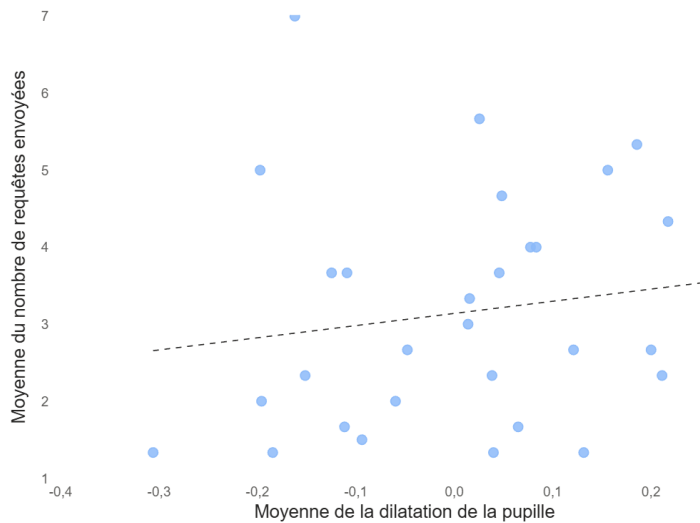


Figure 7. Effet significatif de la charge cognitive vécue sur l'efficacité, mesurée par le nombre de requêtes envoyées

Note. La dilatation de la pupille est mesurée entre -1 = faible charge cognitive, 1 = forte charge cognitive.

H4 : L'effet de l'attention visuelle sur l'efficacité

L'analyse de régression binominale négative à intercept aléatoire a révélé qu'aucun effet significatif n'a été détecté par l'attention visuelle sur l'efficacité mesurée par le nombre de requêtes envoyées ($F(1, 85.37)=0.24$, $b=0.22$, $p=.31$). De plus, l'analyses de régression logistique à intercept aléatoire a révélé qu'aucun effet significatif n'a été détecté par l'attention visuelle sur l'efficacité, mesurée par la complétion à temps des tâches ($F(1,57)=6.33$, $b=-3.44$, $p=.93$). Les résultats ne permettent donc pas de soutenir l'hypothèse selon laquelle une attention visuelle plus focalisée augmenterait l'efficacité.

H5 : L'effet de l'efficacité sur la performance académique, contrôlé par les tâches

Puisque l'efficacité a été mesuré avec deux variables pour augmenter la fiabilité du construit, une série de test ont été effectué. Premièrement, l'effet quadratique du nombre de requêtes envoyées n'a révélé aucun effet significatif sur la performance académique, lorsque contrôlé par les tâches

($F(1,86)=0.21$, $b=0.47$, $p=.94$). Ces résultats suggèrent que lorsque l'efficacité est mesurée par le nombre de requêtes envoyées, l'hypothèse selon laquelle l'efficacité augmente la performance académique, lorsque contrôlé par les tâches, n'est donc pas supportée par les données.

Toutefois, l'analyse de régression logistique cumulative à intercept aléatoire a révélé un effet significatif de l'efficacité, mesurée par la complétion à temps des tâches, contrôlée par les tâches sur la performance académique ($F(2,87)=8.83$, $b=-1.37$, $p=.004$), (voir figure 8). Les résultats suggèrent que les participants qui parviennent à compléter les tâches dans le temps alloué obtiennent des niveaux de succès plus élevés. Ainsi, l'hypothèse selon laquelle plus l'efficacité augmente, plus la performance académique augmente, lorsque contrôlée par les tâches, est alors partiellement supportée par les données.

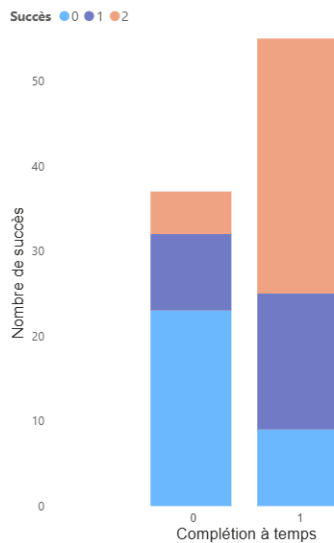


Figure 8. Effet significatif de l'efficacité, mesurée par la complétion de la tâche dans les temps sur la performance académique, lorsque contrôlé par les tâches.

Note. La complétion à temps est mesurée de 0 = le participant ne parvient pas à compléter la tâche dans les temps alloués, 1 = le participant réussi à compléter les tâches dans les temps alloués. Le niveau de succès de la tâche est mesuré de 0=échec, 1 = succès partiel, 2= succès complet.

Synthèse des résultats

Suite à l'analyse statistique, certaines hypothèses suggèrent des différences significatives, tandis que d'autres non. Pour avoir une vue d'ensemble des résultats, veuillez-vous référer au tableau 6 pour le sommaire du statut des hypothèses et la figure 9 pour le modèle de recherche simplifiée.

Tableau 6. *Le statut des hypothèses de l'étude*

Hypothèse	Variable dépendante	Variable indépendante	Coeff	Valeur t	Valeur p	Statut
1	Propension à exploiter	Attention visuelle	0.03	0.24	.41	Non supportée
2a	Propension à exploiter	Charge cognitive vécue	0.07	0.58	.72	Non supportée
2b	Propension à exploiter	Charge cognitive perçue	-1.43	-1.58	.06	Marginale
3a	Charge cognitive perçue	Efficience (nombre de requêtes)	0.21	4.24	<.001	Supportée
3a	Charge cognitive perçue	Efficience (complétion à temps)	0.49	3.28	.99	Non supportée
3b	Charge cognitive vécue	Efficience (nombre de requêtes)	1.16	2.09	.02	Supportée
3b	Charge cognitive vécue	Efficience (complétion à temps)	0.73	0.55	.71	Non supportée
4	Attention visuelle	Efficience (nombre de requêtes)	0.22	0.49	.31	Non supportée
4	Attention visuelle	Efficience (complétion à temps)	-3.44	-2.52	.93	Non supportée
5	Efficience (nombre de requêtes)	Performance académique	0.47	1.51	.94	Non supportée
5	Efficience (complétion à temps)	Performance académique	-1.37	-2.72	.004	Supportée

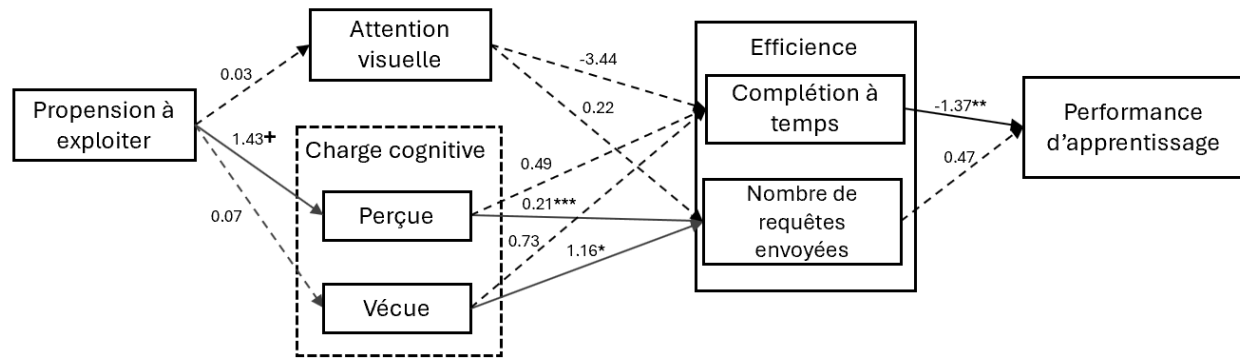


Figure 9. Modèle de recherche simplifié

Note. 1 étoile (*) signifie que la relation est significative à un niveau p de 0,05 ; 2 étoiles (**) signifient que la relation est significative à un niveau p de 0,01 ; 3 étoiles (***) signifient que la relation est significative à un niveau p de 0,001. Le symbole + signifie qu'il y a un effet marginalement significatif (p entre 0,05 et 0,10).

2.6 Discussion

La présente étude visait à explorer l'expérience de l'apprenant et les processus cognitifs et visuels associés à la propension à exploiter l'agent conversationnel éducatif, dans un contexte d'aide aux devoirs. Plus précisément, elle s'est intéressée à la manière dont ces processus se manifestent chez les étudiants de troisième année du secondaire lors de l'utilisation d'un agent conversationnel conçu pour agir à titre de tuteur intelligent. L'objectif principal était de déterminer si certaines tendances cognitives et attentionnelles pouvaient influencer non seulement l'efficacité de la recherche d'information et la performance dans les devoirs pour ainsi évaluer le potentiel de ces outils à agir comme tuteur intelligent pour favoriser la réussite scolaire.

Sur le plan théorique, cette étude s'appuie d'abord sur la théorie de la recherche d'information, qui éclaire les mécanismes décisionnels sous-jacents au dilemme d'exploration-exploitation dans les environnements numériques. En complément, la théorie de la charge cognitive a servi de cadre conceptuel pour examiner la manière dont les exigences cognitives imposées par l'interface numérique et les devoirs influencent la complétion du devoir.

2.6.1 Résumé des résultats

Les résultats de cette étude suggèrent que les élèves présentant une plus grande propension à l'exploitation tendent à éprouver une charge cognitive perçue plus faible lors de la réalisation des tâches avec l'agent conversationnel. Cette diminution de la charge cognitive semble favoriser des comportements d'interaction plus efficaces caractérisés par un nombre optimal de requêtes envoyées et la complétion à temps des tâches. En outre, une efficacité plus élevée, mesurée par la complétion à temps s'est avérée associée à une meilleure performance dans le devoir, mesurée par un niveau de succès des tâches plus élevé, lorsque contrôlée par les tâches. Ces résultats soutiennent donc l'existence d'une relation indirecte entre la propension à exploiter, la charge cognitive, l'efficacité et la performance, suggérant que la charge cognitive et l'efficacité agissent à titre de médiateur entre les caractéristiques individuelles et la performance dans le devoir.

Par ailleurs, l'examen de l'attention visuelle n'a pas révélé d'effet significatif en relation avec la propension à exploiter et l'efficacité. Contrairement aux attentes, l'attention visuelle, qu'elle soit focale ou ambiante, ne semble pas être influencée par la propension à exploiter et ne semble pas influencer les comportements de l'interaction. Ce phénomène peut être expliqué par quelques raisons. Premièrement, dans l'étude de Krejtz et al. (2016), la validation du score de coefficient K a été testée en utilisant la présence d'une cible pour mesurer l'attention visuelle et pour mesurer les schémas possibles entre une attention visuelle ambiante ou focale. La cible offrait un contexte de recherche visuelle pour évaluer l'attention. Cependant, dans le cadre de cette recherche, aucune cible spécifique n'a été déterminée pour attirer l'attention de l'utilisateur. Le participant complétait la tâche en discutant avec l'agent conversationnel présent sur l'écran et la discussion se déroulait de bas en haut de l'écran. Deuxièmement, pendant la discussion, aucun changement majeur n'apparaissait à l'écran. Par conséquent, il n'était pas possible d'attirer l'attention visuelle par des éléments dynamiques, ce qui a résulté avec une moyenne du score de Coefficient K de 0.12, ce qui est assez faible. Selon l'étude de Fornalczyk et al., (2021), les changements et l'intensité de ceux-ci peuvent influencer l'attention visuelle. Ainsi, avec une interface plutôt neutre et sans changements intenses, ceci pourrait expliquer la raison pour laquelle l'attention visuelle ne semble pas avoir d'influence significative sur l'interaction avec l'agent conversationnel.

De plus, il est important de constater que la propension à exploiter présente une relation significative avec la charge cognitive perçue, mais non avec la charge cognitive vécue ni avec l'attention visuelle. Cette dissociation pourrait suggérer que la propension à exploiter pourrait agir principalement au niveau métacognitif, en influençant la manière dont les apprenants évaluent subjectivement leur effort et leur expérience cognitive, plutôt que les mécanismes cognitifs mobilisés en réalité (Kim et al., 2025). En d'autres termes, cette distinction entre la perception et le fonctionnement cognitif observable pourrait expliquer l'absence de relations significatives avec les mesures comportementales.

Ensuite, l'absence de relation significative entre les indicateurs d'attentions visuelles et l'efficacité pourrait s'expliquer par la nature de la dynamique de l'attention visuelle. Les mesures utilisées pour caractériser l'attention visuelle reposent sur le score moyen du

Coefficient K. Cependant, l'efficacité étant par définition, l'utilisation optimale des ressources au cours du temps, se traduisant par l'exécution efficace d'une séquence d'actions menant au résultat souhaité (Frøkjær et al., 2000). Dans cette perspective, il est possible que l'efficacité ne repose pas sur un niveau moyen d'attention visuelle, mais plutôt de la capacité à ajuster rapidement et adéquatement son attention au fil de la tâche. Ainsi, une analyse tenant compte de la dynamique temporelle de l'attention aurait potentiellement permis de mettre en évidence des relations significatives.

En somme, ces résultats suggèrent que certaines caractéristiques cognitives individuelles sont en effet des mécanismes qui impactent l'efficacité de l'outil. Certaines caractéristiques, comme la propension à exploiter, aurait une influence sur l'expérience utilisateur, plus particulièrement au niveau de la charge cognitive. Cela ferait en sorte que les comportements d'interaction soient plus ou moins efficaces, ce qui aurait un impact sur la performance dans les devoirs. Les résultats suggèrent qu'une propension à exploiter plus élevée entraînerait l'efficacité de l'outil à compléter un devoir avec réussite.

2.6.2 Contribution théoriques

Ces résultats contribuent au développement du phénomène du champ de l'apprentissage adaptatif dans les environnements de tutorat en ligne. Ces résultats appuient l'idée selon laquelle chaque apprenant possède un profil cognitif et expérientiel unique, caractérisé par des compétences cognitives différentes, des préférences d'apprentissage et des stratégies décisionnelles nécessitant une expérience d'apprentissage personnalisée (Gligorea et al., 2023). En approfondissant nos connaissances sur les facteurs qui favorisent une interaction efficace avec un agent conversationnel éducatif, cette étude met en lumière le rôle clé des comportements cognitifs dans la détermination de la performance aux devoirs. Ainsi, pour optimiser l'efficacité des agents conversationnels éducatifs, ils devraient viser à adapter la dynamique de l'interaction vers un style communicationnel favorisant une interaction d'exploitation des connaissances.

Les résultats confirment également l'importance de comprendre les mécanismes individuels sous-jacents à l'utilisation des technologies personnalisables éducatives. La propension à exploiter apparaît comme un facteur clé influençant la façon dont les

apprenants interagissent avec un agent conversationnel et mobilisent leurs ressources cognitives. Cette perspective permet de mieux comprendre les effets des différences individuelles sur l'usage et l'efficacité de ces outils. En d'autres termes, les résultats suggèrent que, pour optimiser la performance et assurer une interaction efficiente, une approche d'exploitation des connaissances disponibles semble plus avantageuse que des comportements d'exploration en ce qui a trait aux devoirs de la matière du français. Ces résultats contribuent à enrichir la compréhension du dilemme d'exploration et d'exploitation chez les jeunes apprenants et son influence dans un contexte pratique d'utilisation d'agent conversationnel comme tuteur intelligent.

Enfin, les résultats soutiennent les principes de la théorie de la charge cognitive. Conformément à cette théorie, un apprentissage efficient repose sur la réduction de la charge cognitive inutile afin de préserver les ressources mentales pour le traitement de l'information pertinente (van Merriënboer & Ayres, 2005). Les résultats de cette étude montrent que plus la charge cognitive est élevée, moins l'interaction est efficiente, ce qui conduit à une diminution de la performance académique. Par conséquent, la conception d'agent conversationnel éducatif doit intégrer des stratégies minimisant la charge cognitive, par exemple en optimisant la clarté des requêtes, limitant la complexité des échanges et en adaptant le rythme de la conversation au niveau de l'utilisateur (van Merriënboer & Ayres, 2005). Les résultats appuient également la théorie de la recherche d'information appliquée aux contextes de tutorat virtuel. L'intégration de cette théorie aux caractéristiques individuelles qui définissent les apprenants permet d'offrir un cadre conceptuel plus structuré pour adapter les stratégies de recherche d'information lors de l'utilisation d'un agent conversationnel. Ainsi, cette étude contribue à enrichir le corpus de connaissances en suggérant qu'une interaction adaptée aux besoins et aux caractéristiques propres à l'apprenant favorise une plus grande efficience dans les activités de recherche d'information (Flores et al., 2024). Il est donc maintenant possible de suggérer que les principes de ces théories sont applicables aux systèmes de tutorat intelligent, en matière d'apprentissage du français.

2.6.3 Contribution managériales

Du point de vue managérial, cette étude présente la manière dont les caractéristiques personnelles influencent l'interaction avec un agent conversationnel éducatif. Ceci suggère donc que certaines prédispositions cognitives favorisent une utilisation plus efficiente que d'autres, ce qui contribue à l'efficacité de l'outil. Ces constats offrent donc un nouvel angle de réflexion aux concepteurs d'agent conversationnel éducatif, en leur permettant d'identifier les leviers d'amélioration de la conception conversationnelle afin de mieux soutenir les utilisateurs dont les comportements d'interaction sont naturellement moins efficaces. Cette étude et les résultats mettent en évidence l'importance de prendre en compte les différences individuelles liées à la propension à exploiter ou à explorer lors du développement d'un système de tutorat intelligent comme l'agent conversationnel.

En ce sens, concevoir des fonctionnalités adaptatives qui orientent les apprenants prédisposés à l'exploration vers une utilisation axée sur l'exploitation pourrait contribuer à optimiser leur expérience, ce qui se traduirait par une augmentation de l'efficacité et, par conséquent de leurs performances. Une méthode pour optimiser le processus décisionnel peut être par l'algorithme à bandits (Bouneffouf et al., 2020). Celui-ci balance les compromis du dilemme de l'exploration et de l'exploitation en optimisant les requêtes et l'adaptation des messages de réponse, ce qui permet de réduire les défis liés à la prise de décision (Bouneffouf & Feraud, 2025). Les concepteurs d'agents conversationnels peuvent améliorer les capacités de leur outil grâce à cet algorithme favorisant un apprentissage adaptatif et personnalisé en réponse aux exigences des apprenants (Bouneffouf & Feraud, 2025). Il débute par l'analyse des requêtes envoyées par l'utilisateur pour ensuite se concentrer sur l'exploitation des requêtes les plus réussies. Cette approche adaptative garantit une meilleure exactitude, une cohérence accrue et un niveau d'information plus précis (Shi et al., 2024). De plus, la rédaction est une activité centrale lors de l'utilisation d'un agent conversationnel, elle est une activité complexe à la recherche d'information via un agent conversationnel (Flores et al., 2024). Les étudiants peuvent nécessiter de l'aide ou du soutien pour rédiger des requêtes qui mèneront à leur permettant d'accéder aux informations désirées (Leheta, 2024). Par conséquent, l'ajout de messages d'encouragements ou de suggestions d'idées de requêtes axées sur

l'exploitation pourrait favoriser les échanges dans un contexte de recherche d'informations. Ainsi, pour assurer une interaction efficace, les concepteurs d'agents conversationnels devraient intégrer au flux de conversation des instructions claires sur la structure d'une bonne requête, des exemples de requêtes pertinentes, ou encore inciter les utilisateurs à affiner et à clarifier leurs requêtes tout au long de la conversation. En somme, l'ensemble de ces contributions ont pour but d'améliorer les systèmes de tutorat intelligent présents sur le marché et ceux en développement pour favoriser une éducation personnalisée centrée sur les besoins des apprenants.

2.6.4 Limitations et recherches futures

Cette étude comporte certaines limites méthodologiques qu'il convient de souligner. Tout d'abord, les tâches réalisées par les apprenants visaient à couvrir diverses dimensions de la matière du français, ce qui a permis d'explorer plusieurs facettes de l'utilisation de l'agent conversationnel. Toutefois, ces tâches n'avaient pas été conçues selon des niveaux de difficulté clairement définis ni structurées autour d'une progression de complexité, ce qui a pu biaiser la charge cognitive. Globalement, les tâches ont été perçues comme peu exigeantes sur l'échelle de l'effort du consommateur ($M=3.14$, $\bar{E}.-t=1.67$), entraînant une distribution anormale des scores du niveau d'effort perçu. Sur la base de la théorie de la charge cognitive, les futures études devraient concevoir des tâches présentant des paliers de complexité clairement définis et évalués à l'aide de mesures objectives la complexité des tâches peut être définie telle que le présente l'étude de Chen et al., (2023) afin d'obtenir une mesure plus représentative de la charge cognitive.

Ensuite, les tâches proposées aux participants étaient contraintes par une limite de temps, ce qui ne reflète pas fidèlement les conditions d'un environnement d'apprentissage. Ce cadre temporel avait pour objectif de mesurer l'efficacité de l'apprenant dans la recherche d'information. Toutefois, dans un contexte réel de devoirs scolaires, les apprenants disposent généralement de davantage de temps pour compléter un devoir. Accorder une période plus longue permettrait non seulement aux apprenants de réaliser la tâche de manière plus naturelle, mais aussi d'exploiter pleinement le potentiel de l'agent conversationnel éducatif. Ainsi, une étude menée en contexte écologique, que ce soit en classe ou à domicile, pourrait offrir une compréhension plus représentative de

l'expérience de l'apprenant et des comportements associés à l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif.

Par ailleurs, cette étude ne permet pas d'examiner les effets à long terme de l'utilisation de l'agent conversationnel éducatif. La propension à exploiter étant un phénomène dynamique (Gopnik, 2020), des études longitudinales permettrait d'analyser plus finement comment les comportements et l'interaction se transforment avec l'expérience et la familiarité avec l'agent conversationnel. De plus, ce type d'étude permettrait également d'examiner si l'intégration de l'agent conversationnel éducatif favorise durablement l'aide aux devoirs et une amélioration stable des performances académiques.

Finalement, la taille restreinte de l'échantillon limite la puissance statistique des analyses et la généralisation des résultats. Les recherches futures gagneraient donc à recruter un échantillon plus large afin de renforcer les analyses, la stabilité des effets observés et de permettre l'examen de modèles plus nuancés (Szucs & Ioannidis, 2017).

2.7 Conclusion

La présente étude visait à examiner l'efficacité de l'agent conversationnel en fonction des comportements d'interaction des apprenants de troisième année du secondaire dans un environnement de tutorat intelligent. Plus précisément, l'étude visait à établir dans quelle mesure la propension des apprenants à exploiter la plateforme influence leur expérience utilisateur, caractérisée par des processus cognitifs et attentionnels susceptibles de moduler leur interaction avec l'agent, et, ultimement, leur performance académique. Les résultats suggèrent des différences dans la manière dont les apprenants interagissent avec l'agent conversationnel pour réaliser un devoir. Ces disparités semblent non seulement influencer l'expérience vécue par l'apprenant, mais également influencer sa performance aux devoirs.

Alors que l'intégration des outils d'intelligence artificielle devient de plus en plus courante chez les élèves du secondaire, il apparaît essentiel d'envisager leur développement dans une approche collaborative associant chercheurs, enseignants et concepteurs de technologies éducatives. Un tel travail collaboratif permettra de

développer des systèmes de tutorat intelligent réellement en mesure de supporter les processus d'apprentissage, notamment dans l'accompagnement aux devoirs, à adapter le dialogue aux caractéristiques des utilisateurs et, ultimement, à contribuer à la transformation des pratiques éducatives vers des approches plus personnalisées, adaptatives et interactives.

Références

- Abbas, M., Jam, F. A., & Khan, T. I. (2024). Is it harmful or helpful? Examining the causes and consequences of generative AI usage among university students. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 10. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00444-7>
- Actua, 2025. (s. d.). Consulté 30 septembre 2025, à l'adresse <https://actua.ca/wp-content/uploads/2025/07/2025-Actua-Rapport-Prets-pour-IIA.pdf>
- Addicott, M. A., Pearson, J. M., Sweitzer, M. M., Barack, D. L., & Platt, M. L. (2017). A Primer on Foraging and the Explore/Exploit Trade-Off for Psychiatry Research. *Neuropsychopharmacology*, 42(10), 1931-1939. <https://doi.org/10.1038/npp.2017.108>
- Al Shloul, T., Mazhar, T., Abbas, Q., Iqbal, M., Ghadi, Y. Y., Shahzad, T., Mallek, F., & Hamam, H. (2024). Role of activity-based learning and ChatGPT on students' performance in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100219. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100219>
- Alloprof. (s. d.). Alloprof. Consulté 18 novembre 2025, à l'adresse <https://www.alloprof.qc.ca/>

- Ashfaq, M. W., Tharewal, S., Iqbal, S., & Kayte, C. N. (2020). A Review on Techniques, Characteristics and approaches of an intelligent tutoring Chatbot system. *2020 International Conference on Smart Innovations in Design, Environment, Management, Planning and Computing (ICSIDEMPC)*, 258-262. <https://doi.org/10.1109/ICSIDEMPC49020.2020.9299583>
- Behrens, T. E. J., Woolrich, M. W., Walton, M. E., & Rushworth, M. F. S. (2007). Learning the value of information in an uncertain world. *Nature Neuroscience*, 10(9), 1214-1221. <https://doi.org/10.1038/nm1954>
- Blanco, N. J., & Sloutsky, V. M. (2024). Exploration, exploitation, and development : Developmental shifts in decision-making. *Child Development*, 95(4), 1287-1298. <https://doi.org/10.1111/cdev.14070>
- Bouneffouf, D., & Feraud, R. (2025). *Survey : Multi-Armed Bandits Meet Large Language Models* (No. arXiv:2505.13355). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.13355>
- Bouneffouf, D., Rish, I., & Aggarwal, C. (2020). Survey on Applications of Multi-Armed and Contextual Bandits. *2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/CEC48606.2020.9185782>
- Card, S. K., Moran, T. P., & Newell, A. (1980). The keystroke-level model for user performance time with interactive systems. *Communications of the ACM*, 23(7), 396-410. <https://doi.org/10.1145/358886.358895>
- Chen, O., Paas, F., & Sweller, J. (2023). A Cognitive Load Theory Approach to Defining and Measuring Task Complexity Through Element Interactivity. *Educational Psychology Review*, 35(2), 63. <https://doi.org/10.1007/s10648-023-09782-w>

- Cohen, J. D., McClure, S. M., & Yu, A. J. (2007). Should I stay or should I go? How the human brain manages the trade-off between exploitation and exploration. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 362(1481), 933-942. <https://doi.org/10.1098/rstb.2007.2098>
- Cooper, G. (1998). *Research into Cognitive Load Theory and Instructional Design at UNSW*. 33. <https://www.researchgate.net/publication/264878140>
- Cooper, G. (2023). Examining Science Education in ChatGPT : An Exploratory Study of Generative Artificial Intelligence. *Journal of Science Education and Technology*, 32(3), 444-452. <https://doi.org/10.1007/s10956-023-10039-y>
- Davies, J. N., Verovko, M., Verovko, O., & Solomakha, I. (2021). Personalization of E-Learning Process Using AI-Powered Chatbot Integration. In S. Shkarlet, A. Morozov, & A. Palagin (Éds.), *Mathematical Modeling and Simulation of Systems (MODS'2020)* (p. 209-216). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58124-4_20
- Daw, N. D., O'Doherty, J. P., Dayan, P., Seymour, B., & Dolan, R. J. (2006). Cortical substrates for exploratory decisions in humans. *Nature*, 441(7095), 876-879. <https://doi.org/10.1038/nature04766>
- Dixon, M., Freeman, K., & Toman, N. (2010). Stop Trying to Delight Your Customers. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2010/07/stop-trying-to-delight-your-customers>, <https://hbr.org/2010/07/stop-trying-to-delight-your-customers>
- Ezekwe, C. I. (2025). Student-Teacher Ratio as a Predictor of Academic Achievements in Public Secondary Schools in Kericho County, Kenya. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5065151>

- Farah, J. C., Spaenlehauer, B., Ingram, S., & Gillet, D. (2022). A Blueprint for Integrating Task-Oriented Conversational Agents in Education. *Proceedings of the 4th Conference on Conversational User Interfaces*, 1-8. <https://doi.org/10.1145/3543829.3544525>
- Flores, P., Cowley, B., & Rong, G. (2024). Information foraging in human-ChatGPT interactions : Factors of computational thinking dissociate exploration and exploitation. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 46(0). <https://escholarship.org/uc/item/1d83386g>
- Flores Romero, P., Fung, K. N. N., Rong, G., & Cowley, B. U. (2025). Structured human-LLM interaction design reveals exploration and exploitation dynamics in higher education content generation. *Npj Science of Learning*, 10(1), 40. <https://doi.org/10.1038/s41539-025-00332-3>
- Fornalczyk, K., Bortko, K., & Jankowski, J. (2021). Improving User Attention to Chatbots through a Controlled Intensity of Changes within the Interface. *Procedia Computer Science*, 192, 5112-5121. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.289>
- Frankenhuis, W. E., & Gopnik, A. (2023). Early adversity and the development of explore–exploit tradeoffs. *Trends in Cognitive Sciences*, 27(7), 616-630. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2023.04.001>
- Frøkjær, E., Hertzum, M., & Hornbæk, K. (2000). Measuring usability : Are effectiveness, efficiency, and satisfaction really correlated? *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 345-352. <https://doi.org/10.1145/332040.332455>

Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. (2023).

Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. *Education Sciences*, 13(12), 1216.

<https://doi.org/10.3390/educsci13121216>

Gopnik, A. (2020). Childhood as a solution to explore–exploit tensions. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 375(1803), 20190502.

<https://doi.org/10.1098/rstb.2019.0502>

Grand View Research. (2024). *AI In Education Market Size & Share | Industry Report, 2030*.

<https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-education-market-report>

Hayes, T., R., & Petrov, A. A. (2015). Pupil Diameter Tracks the Exploration–

Exploitation Trade-off during Analogical Reasoning and Explains Individual Differences in Fluid Intelligence. *ResearchGate*.

https://doi.org/10.1162/jocn_a_00895

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.

<https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>

Huang, W., Hew, K. F., & Fryer, L. K. (2022). Chatbots for language learning—Are they really useful? A systematic review of chatbot-supported language learning.

Journal of Computer Assisted Learning, 38(1), 237-257.

<https://doi.org/10.1111/jcal.12610>

- Jain, M., Kumar, P., Kota, R., & Patel, S. N. (2018). Evaluating and Informing the Design of Chatbots. *Proceedings of the 2018 Designing Interactive Systems Conference*, 895-906. <https://doi.org/10.1145/3196709.3196735>
- Khanmigo. (s. d.). *Meet Khanmigo : Khan Academy's AI-powered teaching assistant & tutor*. Khanmigo by Khan Academy. Consulté 4 décembre 2025, à l'adresse <https://www.khanmigo.ai>
- Kim, S., Berry, D., & Carlson, S. M. (2025). Should I Stay or Should I Go? Children's Persistence in the Context of Diminishing Rewards. *Developmental Science*, 28(1), e13585. <https://doi.org/10.1111/desc.13585>
- Kim, S., & Carlson, S. M. (2024). Understanding explore-exploit dynamics in child development : Current insights and future directions. *Frontiers in Developmental Psychology*, 2, 1467880. <https://doi.org/10.3389/fdpys.2024.1467880>
- Kızıldaş, Y. (2025). Integration of Artificial Intelligence (AI) into Primary School Students' Writing Skills : The Impact of ChatGPT on Creative Writing and Writing Self-Efficacy. *Journal of Educational Computing Research*, 07356331251365187. <https://doi.org/10.1177/07356331251365187>
- Klingner, J. (2010). *Measuring Cognitive Load During Visual Tasks by Combining Pupillometry and Eye Tracking* [Stanford University]. <https://purl.stanford.edu/mv271zd7591>
- Krejtz, K., Duchowski, A., Krejtz, I., Szarkowska, A., & Kopacz, A. (2016). Discerning Ambient/Focal Attention with Coefficient K . *ACM Transactions on Applied Perception*, 13(3), 1-20. <https://doi.org/10.1145/2896452>

and Information Technologies, 30(6), 7781-7805. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13128-6>

Manohar, S. G., & Husain, M. (2013). Attention as foraging for information and value.

Frontiers in Human Neuroscience, 7. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2013.00711>

Marvin, G., Hellen, N., Jjingo, D., & Nakatumba-Nabende, J. (2024). Prompt Engineering

in Large Language Models. In I. J. Jacob, S. Piramuthu, & P. Falkowski-Gilski

(Éds.), *Data Intelligence and Cognitive Informatics* (p. 387-402). Springer Nature.

https://doi.org/10.1007/978-981-99-7962-2_30

Mogavi, R. H., Deng, C., Kim, J. J., Zhou, P., Kwon, Y. D., Metwally, A. H. S., Tlili, A.,

Bassanelli, S., Bucchiarone, A., Gujar, S., Nacke, L. E., & Hui, P. (2023).

Exploring User Perspectives on ChatGPT: Applications, Perceptions, and

Implications for AI-Integrated Education (No. arXiv:2305.13114). arXiv.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.13114>

Nwagwu, W. (2024). Thirty-two years of research on information foraging theory :

Evolution, key contributions and emerging directions. *Malaysian Journal of*

Library and Information Science, 29(3), 117-143.

<https://doi.org/10.22452/mjlis.vol29no3.6>

Office québécois de la langue française. (2023). *Rédactique*. rédactique.

<https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/26571214/redactique>

Omatu, S., Malluhi, Q. M., Gonzalez, S. R., Bocewicz, G., Bucciarelli, E., Giulioni, G.,

& Iqba, F. (Éds.). (2015). *Distributed Computing and Artificial Intelligence, 12th*

International Conference (Vol. 373). Springer International Publishing.

<https://doi.org/10.1007/978-3-319-19638-1>

- Patil. (2023). *Artificial Intelligence : A Multidisciplinary Perspective*. Dr. D. Y. Patil School of Science & Technology, Pune. <https://dypsst.dpu.edu.in/blogs/artificial-intelligence-a-multidisciplinary-perspective>
- Pergantis, P., Bamicha, V., Skianis, C., & Drigas, A. (2025). AI Chatbots and Cognitive Control : Enhancing Executive Functions Through Chatbot Interactions: A Systematic Review. *Brain Sciences*, 15(1), 47. <https://doi.org/10.3390/brainsci15010047>
- Pirolli, P., & Card, S. (1999). Information foraging. *Psychological Review*, 106(4), 643-675. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.106.4.643>
- Rayner, K. (1998). Eye Movements in Reading and Information Processing : 20 Years of Research. *Psychological Bulletin*, 372-422. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.124.3.372>
- Rese, A., & Tränkner, P. (2024). Perceived conversational ability of task-based chatbots – Which conversational elements influence the success of text-based dialogues? *International Journal of Information Management*, 74, 102699. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102699>
- Ruiz-Segura, A., Law, A., Jennings, S., Bourgon, A., Churchill, E., & Lajoie, S. (2024). Flight emotions unleashed : Navigating training phases and difficulty levels in simulated flying. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2926-2947. <https://doi.org/10.1111/jcal.13037>
- Safar, M., & Anggraheni, D. (2024). Language Learning through AI Chatbots : Effectiveness and Cognitive Load Analysis. *Journal of Social Science Utilizing Technology*, 430-445. <https://doi.org/10.70177/jssut.v2i3.1346>

- Schmidhuber, J., Schlogl, S., & Ploder, C. (2021). Cognitive Load and Productivity Implications in Human-Chatbot Interaction. *2021 IEEE 2nd International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICHMS53169.2021.9582445>
- Shi, C., Yang, K., Chen, Z., Li, J., Yang, J., & Shen, C. (2024). *Efficient Prompt Optimization Through the Lens of Best Arm Identification* (No. arXiv:2402.09723). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.09723>
- Smutny, P., & Schreiberova, P. (2020). Chatbots for learning : A review of educational chatbots for the Facebook Messenger. *Computers & Education*, 151, 103862. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103862>
- Sri, K. U., & Krishna, T. V. V. (2014). *E-Learning :Technological Development in Teaching for school kids*. 5. <https://www.ijcsit.com/docs/Volume%205/vol5issue05/ijcsit2014050527.pdf>
- Sumner, E., Steyvers, M., & Sarnecka, B. W. (2019). It's not the treasure, it's the hunt:Children are more explorative on an explore/exploit task than adults. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 41(0). <https://escholarship.org/uc/item/61r509wq>
- Sweller, J. (1988). Cognitive Load During Problem Solving : Effects on Learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Szucs, D., & Ioannidis, J. P. A. (2017). Empirical assessment of published effect sizes and power in the recent cognitive neuroscience and psychology literature. *PLoS Biology*, 15(3), e2000797. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.2000797>

- Usher, M., & Amzalag, M. (2025). From Prompt to Polished : Exploring Student–Chatbot Interactions for Academic Writing Assistance. *Education Sciences*, 15(3), 329. <https://doi.org/10.3390/educsci15030329>
- van Merriënboer, J. J. G., & Ayres, P. (2005). Research on cognitive load theory and its design implications for e-learning. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 5-13. <https://doi.org/10.1007/BF02504793>
- Velichkovsky, B. M., Joos, M., Helmert, J. R., & Pannasch, S. (2005). Two Visual Systems and their Eye Movements : Evidence from Static and Dynamic Scene Perception. *Proceedings of the XXVII Conference of the Cognitive Science Society*. <https://www.researchgate.net/publication/228636229>
- Wang, S., Yan, Q., & Wang, L. (2025). Task-oriented vs. social-oriented : Chatbot communication styles in electronic commerce service recovery. *Electronic Commerce Research*, 25(3), 1793-1825. <https://doi.org/10.1007/s10660-023-09741-1>
- Wang, T., Li, S., Huang, X., Pan, Z., & Lajoie, S. P. (2023). Examining students' cognitive load in the context of self-regulated learning with an intelligent tutoring system. *Education and Information Technologies*, 28(5), 5697-5715. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11357-1>
- Wang, T.-Y., Huang, H.-C., & Huang, H.-S. (2006). Design and implementation of cancellation tasks for visual search strategies and visual attention in school children. *Computers & Education*, 47(1), 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.08.012>

- Wollny, S., Schneider, J., Di Mitri, D., Weidlich, J., Rittberger, M., & Drachsler, H. (2021). Are We There Yet? - A Systematic Literature Review on Chatbots in Education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.654924>
- Yang, Y.-W., Hsu, C., Tung, H.-C., Shuai, H.-H., & Chang, Y.-J. (2021). Tell Me When Users Leave : Predicting Users' Abandonment of A Task-Oriented Chatbot Service using Explainable Deep Learning. *CUI 2021 - 3rd Conference on Conversational User Interfaces*, 1-6. <https://doi.org/10.1145/3469595.3469630>
- Zeng, Z., & Sun, Y. (2024). Understanding the Relationship Between Usage of Generative Artificial Intelligence Tools and Learning Performance : A Dual-Path Perspective. *Proceedings of The International Conference on Electronic Business*, 24. https://aisel.aisnet.org/iceb2024/21?utm_source=aisel.aisnet.org%2Ficeb2024%2F21&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages

Chapitre 3 : Conclusion

Cette étude visait à enrichir les connaissances sur les facteurs influençant la personnalisation de l'éducation grâce aux systèmes de tutorat intelligent. Nous cherchions à comprendre le mécanisme de la propension à exploiter comme caractéristique individuelle pouvant influencer l'efficacité de l'utilisation d'un agent conversationnel éducatif. Pour évaluer l'efficacité d'un agent conversationnel en tant que tuteur intelligent, il est essentiel de prendre en compte les caractéristiques individuelles de l'apprenant. En effet, ces caractéristiques sont ce qui distingue les besoins en matière de tutorat intelligent d'un apprenant à l'autre (Gligorea et al., 2023). Cette étude visait à combler les lacunes dans la littérature en ce qui concerne l'efficacité de cet outil, en clarifiant les résultats contradictoires de son influence. Nous cherchions à évaluer l'impact de la propension à exploiter sur l'expérience de l'apprenant, en mettant l'accent sur l'expérience cognitive et attentionnelle de l'apprenant. Nous souhaitions également comprendre comment l'expérience de l'apprenant influençait l'efficacité de la recherche d'information dans le but de réaliser un devoir, puis comprendre le lien entre l'efficacité de l'apprenant et la performance académique.

Les résultats obtenus permettent d'apporter des réponses claires aux questions de recherche formulées. Tout d'abord, les résultats suggèrent que la propension à exploiter influence l'expérience de l'apprenant, principalement en ce qui a trait à la charge cognitive perçue. Plus l'apprenant a une propension élevée à exploiter, plus la charge cognitive est faible. En revanche, contrairement aux études mobilisant des mesures oculométriques (Hayes & Petrov, 2015; Krejtz et al., 2016) et rapportant des indicateurs physiologiques tels que la dilatation de la pupille, notre étude n'a révélé aucun effet significatif de la propension à exploiter sur la charge cognitive vécue. De même, aucune relation significative n'a été observée entre la propension à exploiter et l'attention visuelle, un résultat cohérent avec la littérature (Hogeboom & van Leeuwen, 1997; Wolfe, 2001), qui souligne la variabilité des résultats selon le nombre d'éléments présents pour réaliser la tâche ou la complexité du stimulus.

Par ailleurs, les résultats suggèrent que l'expérience de l'apprenant, en particulier la charge cognitive perçue et vécue, entretient une relation linéaire avec l'efficacité de l'apprenant, lorsque mesurée par le nombre de requêtes envoyées. Bien que la littérature (Schmidhuber et al., 2021) associe généralement une faible charge cognitive à une réduction du temps consacré à la tâche, nos résultats suggèrent un phénomène similaire à travers le nombre de requêtes envoyées. Toutefois, la dimension visuelle de l'expérience de l'apprenant n'a révélé aucun effet significatif sur l'efficacité.

Enfin, l'efficacité apparaît comme un déterminant direct de la performance académique. Les résultats suggèrent que les apprenants qui interagissent de manière plus efficace avec l'agent conversationnel obtiennent un succès plus élevé dans leurs devoirs. Cela appuie l'idée que l'efficacité de l'agent dépend en partie de la manière dont les mécanismes individuels de l'apprenant se manifestent dans le processus d'aide au devoir en ligne (Létourneau et al., 2025). Ainsi, l'efficacité constitue un mécanisme central par lequel l'expérience de l'apprenant se traduit en performance académique.

Implications pratiques

Les résultats de cette étude offrent plusieurs pistes pour améliorer la conception des agents conversationnels éducatifs. D'abord, la propension à exploiter apparaît comme un mécanisme déterminant de l'expérience de l'apprenant : Plus elle est élevée, plus la charge cognitive perçue diminue, ce qui favorise l'efficacité de l'apprenant et ainsi une meilleure performance académique. La conception des futurs outils devra donc tenir compte du fait que chaque apprenant, selon son contexte, possède des mécanismes différents pour personnaliser son expérience (Gligorea et al., 2023).

Sur le plan technique, l'intégration d'algorithmes conversationnels capables d'équilibrer l'exploration et l'exploitation pourrait soutenir cette personnalisation (Cai et al., 2021). Les concepteurs d'agents conversationnels peuvent avoir recours à des algorithmes de « bandits multiples » pour optimiser la prise de décisions, en équilibrant l'exploration et l'exploitation (Bouneffouf et al., 2020). Cette méthode s'avère particulièrement avantageuse pour les apprenants ayant une prédisposition à l'exploration, car elle permet d'obtenir un haut niveau de personnalisation, tout en résolvant le dilemme (Bouneffouf &

Feraud, 2025). Cela pourrait donc entraîner une amélioration des performances chez les explorateurs, puisque ces algorithmes guident vers des schémas plus efficaces de rédaction (Shi et al., 2024). D'un point de vue design, il serait également intéressant de favoriser un dialogue qui encourage les apprenants à exploiter davantage leurs connaissances. Par exemple, concevoir un style de communication visant à exploiter les connaissances de l'apprenant en lui posant des questions sur ses connaissances permet d'approfondir ses connaissances (Salminen et al., 2024). Une telle approche pourrait contribuer à réduire les inégalités académiques entre les apprenants qui tirent profit de l'efficacité des agents conversationnels et ceux pour qui ils le sont moins.

Finalement, pour promouvoir de bonnes requêtes optimales favorisant un échange de conversation adapté à la recherche d'informations, les concepteurs d'agents conversationnels sont incités à inclure des instructions facilitantes ou guidant la rédaction de requêtes axées sur l'exploitation de l'outil. En effet, l'étude de Zamfirescu-Pereira et al., (2023), révèle que des utilisateurs novices peuvent éprouver des difficultés à formuler leurs requêtes, celles-ci restant généralement exploratoires. Par conséquent, pour favoriser une interaction efficace, il est essentiel d'accroître la littératie en IA et les compétences en matière de rédaction (Knoth et al., 2024). Pour y parvenir, les agents conversationnels devraient fournir des directives claires sur la structure d'une requête optimale, fournir des exemples de requêtes adéquates ou encore inciter les utilisateurs à rédiger des requêtes tout au long de la conversation.

Ces avancées entraîneront des répercussions significatives autant pour les apprenants que pour les enseignants. En améliorant la compréhension des différentes caractéristiques de l'apprenant et de l'influence de celles-ci sur l'utilisation efficace d'un outil pour maximiser son efficacité, ce qui permet d'améliorer la performance académique. Elles pourraient également conduire à un encadrement plus structuré de ces outils en milieu scolaire et à une utilisation plus collaborative en classe, ce qui renforcerait l'accompagnement des apprenants et soutiendrait l'enseignement (Gligorea et al., 2023; Pergantis et al., 2025). Ainsi, les bénéfices associés à l'éducation personnalisée pourraient s'étendre directement aux pratiques pédagogiques en salle de classe.

Leçons apprises

Bien que cette étude ait abouti à des conclusions prometteuses et à des pistes pour améliorer le développement de systèmes de tutorat intelligent, elle présente également des limites. En effet, la conception des tâches et la gestion du temps ont permis de mesurer l'efficacité de l'apprenant, mais le délai fixe du temps imposé pour terminer la tâche peut avoir influencé la mesure de réussite. Arrêter les participants en pleine tâche parce qu'ils ont atteint la limite établie, limite les observations que l'on peut tirer sur leurs comportements, car on ignore comment la tâche aurait réellement pu se terminer si on leur avait laissé plus de temps. Ce que nous aurions pu faire différemment pour mesurer l'efficacité est d'éviter d'imposer un temps limite. Nous aurions également pu mesurer l'efficacité en utilisant d'autres méthodes, comme l'analyse des requêtes. En effet, la rédaction est un concept clé dans l'efficacité de l'apprenant, puisqu'elle permet non seulement d'améliorer la performance des agents, mais aussi de gagner du temps, une ressource centrale dans la mesure de l'efficacité. (Marvin et al., 2024). Marvin et al. (2024) ont établi plusieurs critères pour définir une bonne requête : une définition claire l'objectif, un format précis, concis et sans ambiguïté, ainsi que l'ajout du contexte. De plus, il existe plusieurs techniques pour optimiser les résultats des requêtes. Marvin et al. (2024) en ont identifié 15. Analyser ces techniques aurait pu être une bonne façon de mesurer l'efficacité.

De plus, des tâches mieux adaptées à l'utilisation de systèmes de tutorat intelligent auraient permis d'étudier le processus de l'utilisation avec de meilleures bases pour guider notre évaluation. Par exemple, une structure de complexité plus réaliste et des niveaux de complexité bien définis auraient permis d'établir une norme en termes d'efforts et de ressources requises pour compléter la tâche. En effet, les tâches ayant été conçues pour évaluer différentes facettes de la matière du français n'ont toutefois pas été conçues selon des niveaux de complexité différente, encrés dans la théorie de la charge cognitive (Chen et al., 2023). Établir des niveaux précis de complexité des tâches aurait permis d'évaluer la charge cognitive intrinsèque et extrinsèque de manière plus précise (Sweller, 2010). De plus, cela aurait permis une évaluation plus objective qui viendrait compléter l'évaluation subjective faite par les apprenants, en prenant en compte non seulement leurs

caractéristiques, mais également les caractéristiques des informations à rechercher pour compléter le devoir (Chen et al., 2023).

Futures études

Ainsi, pour comprendre davantage les effets des caractéristiques personnelles sur l'utilisation d'agent conversationnel éducatif, les études futures pourraient se pencher sur un design différent. Un design interparticipatif offrirait la chance d'examiner le réel effet des caractéristiques personnelles sur l'utilisation de système de tutorat intelligent. Par exemple, créer des groupes expérimentaux un groupe est composé de participants ayant accès à l'agent conversationnel, une personne a un site web éducatif, une personne a un jeu. La majorité des études expérimentales menées au paravent se concentrent uniquement sur l'interaction entre l'apprenant et l'agent conversationnel, cependant, peu d'étude compare la puissance de différents outils (Huang et al., 2022). Ceci permettrait d'explorer si l'agent conversationnel est réellement la technologie la plus personnalisable et si elle permet une réelle optimisation du tutorat intelligent. Enfin, pour comprendre si l'outil technologique est efficace, il pourrait être intéressant de compléter un devoir sans l'aide de l'agent conversationnel en prétest, puis un second devoir avec l'aide de l'agent conversationnel pour mesurer si le support apporté par l'outil est réellement efficace (Ait Baha et al., 2024).

De plus, il serait judicieux d'étudier la variabilité de l'efficacité de l'agent conversationnel en examinant la diversité de l'assistance qu'il peut fournir. Huang et al., (2022) ont identifié cinq applications éducatives de l'utilisation d'un agent conversationnel, chacune associée à des objectifs distincts. Dans cette étude, nous avons abordé différentes tâches, principalement associées à l'application de l'agent, comme interlocuteur, c'est-à-dire que l'apprenant conversait avec l'agent pour améliorer ses compétences en français. Par conséquent, les études futures pourraient étudier les autres applications de l'agent, comme le simulateur au travers d'un scénario, le transmetteur de matériel instructif, l'assistant en cas de problèmes ou encore un fournisseur de recommandations (Huang et al., 2022). Une étude comportant cinq différentes tâches qui couvrent ces applications pourrait mesurer l'impact de la personnalisation de celles-ci.

Conclusion

Finalement, cette étude propose une analyse pratique de l'effet de la propension à exploiter sur l'efficacité de l'agent conversationnel éducatif en tant que tuteur intelligent, dans la personnalisation de l'aide aux devoirs en ligne. Grâce à ces résultats, il sera possible de fournir des recommandations en matière de tutorat intelligent et à propos de la conception de ces outils. Ces conseils viseront à privilégier la conception de dialogues qui permettront un accompagnement plus étroit des apprenants éprouvant des difficultés à tirer le meilleur parti de ces outils. Puis, sur le plan sociétal, cela permettra aux outils éducatifs de se démarquer des outils commerciaux, en encourageant les méthodes appropriées pour l'éducation des générations futures.

Bibliographie

- Abbas, M., Jam, F. A., & Khan, T. I. (2024). Is it harmful or helpful? Examining the causes and consequences of generative AI usage among university students. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 10. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00444-7>
- Actua, 2025. (s. d.). Consulté 30 septembre 2025, à l'adresse <https://actua.ca/wp-content/uploads/2025/07/2025-Actua-Rapport-Prets-pour-IIA.pdf>
- Addicott, M. A., Pearson, J. M., Sweitzer, M. M., Barack, D. L., & Platt, M. L. (2017). A Primer on Foraging and the Explore/Exploit Trade-Off for Psychiatry Research. *Neuropsychopharmacology*, 42(10), 1931-1939. <https://doi.org/10.1038/npp.2017.108>
- Ait Baha, T., El Hajji, M., Es-Saady, Y., & Fadili, H. (2024). The impact of educational chatbot on student learning experience. *Education and Information Technologies*, 29(8), 10153-10176. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12166-w>
- Al Shloul, T., Mazhar, T., Abbas, Q., Iqbal, M., Ghadi, Y. Y., Shahzad, T., Mallek, F., & Hamam, H. (2024). Role of activity-based learning and ChatGPT on students' performance in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100219. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100219>
- Alloprof. (s. d.). Alloprof. Consulté 18 novembre 2025, à l'adresse <https://www.alloprof.qc.ca/>
- AlShaikh, F., & Hewahi, N. (2021). AI and Machine Learning Techniques in the Development of Intelligent Tutoring System : A Review. *2021 International*

- Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)*, 403-410. <https://doi.org/10.1109/3ICT53449.2021.9582029>
- Ashfaq, M. W., Tharewal, S., Iqbal, S., & Kayte, C. N. (2020). A Review on Techniques, Characteristics and approaches of an intelligent tutoring Chatbot system. *2020 International Conference on Smart Innovations in Design, Environment, Management, Planning and Computing (ICSIDEMPC)*, 258-262. <https://doi.org/10.1109/ICSIDEMPC49020.2020.9299583>
- Baidoo-Anu, D., & Ansah, L. O. (2023). *Education in the Era of Generative Artificial Intelligence (AI) : Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning*. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4337484>
- Behrens, T. E. J., Woolrich, M. W., Walton, M. E., & Rushworth, M. F. S. (2007). Learning the value of information in an uncertain world. *Nature Neuroscience*, 10(9), 1214-1221. <https://doi.org/10.1038/nn1954>
- Bevan, N. (2008). *Classifying and selecting UX and usability measures*. <https://uxgu.ru/ext/nigelbevan.com/papers/Classifying-and-selecting-UX-and-usability-measures.pdf>
- Blanco, N. J., & Sloutsky, V. M. (2024). Exploration, exploitation, and development : Developmental shifts in decision-making. *Child Development*, 95(4), 1287-1298. <https://doi.org/10.1111/cdev.14070>
- Bouneffouf, D., & Feraud, R. (2025). *Survey : Multi-Armed Bandits Meet Large Language Models* (arXiv:2505.13355). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.13355>

- Bouneffouf, D., Rish, I., & Aggarwal, C. (2020). Survey on Applications of Multi-Armed and Contextual Bandits. *2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/CEC48606.2020.9185782>
- Cai, W., Grossman, J., Lin, Z. J., Sheng, H., Wei, J. T.-Z., Williams, J. J., & Goel, S. (2021). Bandit algorithms to personalize educational chatbots. *Machine Learning*, 110(9), 2389-2418. <https://doi.org/10.1007/s10994-021-05983-y>
- Card, S. K., Moran, T. P., & Newell, A. (1980). The keystroke-level model for user performance time with interactive systems. *Communications of the ACM*, 23(7), 396-410. <https://doi.org/10.1145/358886.358895>
- Centre de services scolaire de Montréal. (2025). Ratio maître-élèves. *Centre de services scolaire de Montréal*. <https://www.cssdm.gouv.qc.ca/formation-jeunes/ratio-maitre-eleves/>
- Chen, O., Paas, F., & Sweller, J. (2023). A Cognitive Load Theory Approach to Defining and Measuring Task Complexity Through Element Interactivity. *Educational Psychology Review*, 35(2), 63. <https://doi.org/10.1007/s10648-023-09782-w>
- Cogliati Dezza, I., Yu, A. J., Cleeremans, A., & Alexander, W. (2017). Learning the value of information and reward over time when solving exploration-exploitation problems. *Scientific Reports*, 7(1), 16919. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-17237-w>
- Cohen, J. D., McClure, S. M., & Yu, A. J. (2007). Should I stay or should I go? How the human brain manages the trade-off between exploitation and exploration. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 362(1481), 933-942. <https://doi.org/10.1098/rstb.2007.2098>

- Cooper, G. (1998). *Research into Cognitive Load Theory and Instructional Design at UNSW*. 33. <https://www.researchgate.net/publication/264878140>
- Cooper, G. (2023). Examining Science Education in ChatGPT : An Exploratory Study of Generative Artificial Intelligence. *Journal of Science Education and Technology*, 32(3), 444-452. <https://doi.org/10.1007/s10956-023-10039-y>
- Davies, J. N., Verovko, M., Verovko, O., & Solomakha, I. (2021). Personalization of E-Learning Process Using AI-Powered Chatbot Integration. In S. Shkarlet, A. Morozov, & A. Palagin (Éds.), *Mathematical Modeling and Simulation of Systems (MODS'2020)* (p. 209-216). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58124-4_20
- Daw, N. D., O'Doherty, J. P., Dayan, P., Seymour, B., & Dolan, R. J. (2006). Cortical substrates for exploratory decisions in humans. *Nature*, 441(7095), 876-879. <https://doi.org/10.1038/nature04766>
- Dixon, M., Freeman, K., & Toman, N. (2010). Stop Trying to Delight Your Customers. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2010/07/stop-trying-to-delight-your-customers>, <https://hbr.org/2010/07/stop-trying-to-delight-your-customers>
- Ezekwe, C. I. (2025). Student-Teacher Ratio as a Predictor of Academic Achievements in Public Secondary Schools in Kericho County, Kenya. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5065151>
- Farah, J. C., Spaenlehauer, B., Ingram, S., & Gillet, D. (2022). A Blueprint for Integrating Task-Oriented Conversational Agents in Education. *Proceedings of the 4th Conference on Conversational User Interfaces, CUI '22*, 1-8. <https://doi.org/10.1145/3543829.3544525>

- Flores, P., Cowley, B., & Rong, G. (2024). Information foraging in human-ChatGPT interactions : Factors of computational thinking dissociate exploration and exploitation. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 46(0). <https://escholarship.org/uc/item/1d83386g>
- Flores Romero, P., Fung, K. N. N., Rong, G., & Cowley, B. U. (2025). Structured human-LLM interaction design reveals exploration and exploitation dynamics in higher education content generation. *Npj Science of Learning*, 10(1), 40. <https://doi.org/10.1038/s41539-025-00332-3>
- Fornalczyk, K., Bortko, K., & Jankowski, J. (2021). Improving User Attention to Chatbots through a Controlled Intensity of Changes within the Interface. *Procedia Computer Science*, 192, 5112-5121. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.289>
- Frankenhuis, W. E., & Gopnik, A. (2023). Early adversity and the development of explore–exploit tradeoffs. *Trends in Cognitive Sciences*, 27(7), 616-630. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2023.04.001>
- Frøkjær, E., Hertzum, M., & Hornbæk, K. (2000). Measuring usability : Are effectiveness, efficiency, and satisfaction really correlated? *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 345-352. <https://doi.org/10.1145/332040.332455>
- Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. (2023). Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning : A Literature Review. *Education Sciences*, 13(12), 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>

- Gopnik, A. (2020). Childhood as a solution to explore–exploit tensions. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 375(1803), 20190502.
<https://doi.org/10.1098/rstb.2019.0502>
- Grand View Research. (2024). *AI In Education Market Size & Share | Industry Report, 2030*. <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/artificial-intelligence-ai-education-market-report>
- Hayes, T., R., & Petrov, A. A. (2015). Pupil Diameter Tracks the Exploration–Exploitation Trade-off during Analogical Reasoning and Explains Individual Differences in Fluid Intelligence. *ResearchGate*.
https://doi.org/10.1162/jocn_a_00895
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
<https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hogeboom, M., & van Leeuwen, C. (1997). Visual search strategy and perceptual organization covary with individual preference and structural complexity. *Acta Psychologica*, 95(2), 141-164. [https://doi.org/10.1016/S0001-6918\(96\)00049-2](https://doi.org/10.1016/S0001-6918(96)00049-2)
- Huang, W., Hew, K. F., & Fryer, L. K. (2022). Chatbots for language learning—Are they really useful? A systematic review of chatbot-supported language learning. *Journal of Computer Assisted Learning*, 38(1), 237-257.
<https://doi.org/10.1111/jcal.12610>

- Jain, M., Kumar, P., Kota, R., & Patel, S. N. (2018). Evaluating and Informing the Design of Chatbots. *Proceedings of the 2018 Designing Interactive Systems Conference*, 895-906. <https://doi.org/10.1145/3196709.3196735>
- Khanmigo. (s. d.). *Meet Khanmigo : Khan Academy's AI-powered teaching assistant & tutor*. Khanmigo by Khan Academy. Consulté 4 décembre 2025, à l'adresse <https://www.khanmigo.ai>
- Kim, S., Berry, D., & Carlson, S. M. (2025). Should I Stay or Should I Go? Children's Persistence in the Context of Diminishing Rewards. *Developmental Science*, 28(1), e13585. <https://doi.org/10.1111/desc.13585>
- Kim, S., & Carlson, S. M. (2024). Understanding explore-exploit dynamics in child development : Current insights and future directions. *Frontiers in Developmental Psychology*, 2, 1467880. <https://doi.org/10.3389/fdpys.2024.1467880>
- Kızıldaş, Y. (2025). Integration of Artificial Intelligence (AI) into Primary School Students' Writing Skills : The Impact of ChatGPT on Creative Writing and Writing Self-Efficacy. *Journal of Educational Computing Research*, 07356331251365187. <https://doi.org/10.1177/07356331251365187>
- Klingner, J. (2010). *Measuring Cognitive Load During Visual Tasks by Combining Pupillometry and Eye Tracking* [Stanford University]. <https://purl.stanford.edu/mv271zd7591>
- Knoth, N., Tolzin, A., Janson, A., & Leimeister, J. M. (2024). AI literacy and its implications for prompt engineering strategies. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100225. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100225>

- Koc, N., & Celik, B. (2015). The Impact of Number of Students per Teacher on Student Achievement. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 177, 65-70.
<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.02.335>
- Krejtz, K., Duchowski, A., Krejtz, I., Szarkowska, A., & Kopacz, A. (2016). Discerning Ambient/Focal Attention with Coefficient K . *ACM Transactions on Applied Perception*, 13(3), 1-20. <https://doi.org/10.1145/2896452>
- Kuhail, M. A., Alturki, N., Alramlawi, S., & Alhejori, K. (2023). Interacting with educational chatbots: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 28(1), 973-1018. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11177-3>
- Kumar, P. (2024). Large language models (LLMs): Survey, technical frameworks, and future challenges. *Artificial Intelligence Review*, 57(10), 260.
<https://doi.org/10.1007/s10462-024-10888-y>
- Leheta, 2024. Consulté 5 décembre 2025, à l'adresse
https://biblos.hec.ca/biblio/memoires/leheta_maya_m2024.pdf?_gl=1*j0dite*_ga*MTc0ODkzNzUwOC4xNzY0OTUxMDQ0*_ga_FPW0B8V0CE*czE3NjQ5NTExNDQkbzEkZzEkdDE3NjQ5NTExNDkkaE3JGwwJGgw
- Létourneau, A., Deslandes Martineau, M., Charland, P., Karran, J. A., Boasen, J., & Léger, P. M. (2025). A systematic review of AI-driven intelligent tutoring systems (ITS) in K-12 education. *Npj Science of Learning*, 10(1), 29.
<https://doi.org/10.1038/s41539-025-00320-7>
- Luna, B., Tervo-Clemmens, B., & Calabro, F. J. (2021). Considerations When Characterizing Adolescent Neurocognitive Development. *Biological Psychiatry*, 89(2), 96-98. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2020.04.026>

- Ma, W., Ma, W., Hu, Y., & Bi, X. (2025). The who, why, and how of ai-based chatbots for learning and teaching in higher education : A systematic review. *Education and Information Technologies*, 30(6), 7781-7805. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13128-6>
- Manohar, S. G., & Husain, M. (2013). Attention as foraging for information and value. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2013.00711>
- Marvin, G., Hellen, N., Jjingo, D., & Nakatumba-Nabende, J. (2024). Prompt Engineering in Large Language Models. In I. J. Jacob, S. Piramuthu, & P. Falkowski-Gilski (Éds.), *Data Intelligence and Cognitive Informatics* (p. 387-402). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-99-7962-2_30
- Mayer, R. e. (2017). Using multimedia for e-learning. *Journal of Computer Assisted Learning*, 33(5), 403-423. <https://doi.org/10.1111/jcal.12197>
- Mogavi, R. H., Deng, C., Kim, J. J., Zhou, P., Kwon, Y. D., Metwally, A. H. S., Tlili, A., Bassanelli, S., Bucchiarone, A., Gujar, S., Nacke, L. E., & Hui, P. (2023). *Exploring User Perspectives on ChatGPT: Applications, Perceptions, and Implications for AI-Integrated Education* (arXiv:2305.13114). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.13114>
- Nwagwu, W. (2024). Thirty-two years of research on information foraging theory : Evolution, key contributions and emerging directions. *Malaysian Journal of Library and Information Science*, 29(3), 117-143. <https://doi.org/10.22452/mjlis.vol29no3.6>
- Office québécois de la langue française. (2023). *Rédactique*. rédactique. <https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/26571214/redactique>

- Omatu, S., Malluhi, Q. M., Gonzalez, S. R., Bocewicz, G., Bucciarelli, E., Giulioni, G., & Iqba, F. (Éds.). (2015). *Distributed Computing and Artificial Intelligence, 12th International Conference* (Vol. 373). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-19638-1>
- Patil. (2023). *Artificial Intelligence : A Multidisciplinary Perspective*. Dr. D. Y. Patil School of Science & Technology, Pune. <https://dypsst.dpu.edu.in/blogs/artificial-intelligence-a-multidisciplinary-perspective>
- Pérez, J. Q., Daradoumis, T., & Puig, J. M. M. (2020). Rediscovering the use of chatbots in education : A systematic literature review. *Computer Applications in Engineering Education*, 28(6), 1549-1565. <https://doi.org/10.1002/cae.22326>
- Pergantis, P., Bamicha, V., Skianis, C., & Drigas, A. (2025). AI Chatbots and Cognitive Control : Enhancing Executive Functions Through Chatbot Interactions: A Systematic Review. *Brain Sciences*, 15(1), 47. <https://doi.org/10.3390/brainsci15010047>
- Pirolli, P., & Card, S. (1999). Information foraging. *Psychological Review*, 106(4), 643-675. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.106.4.643>
- Rayner, K. (1998). Eye Movements in Reading and Information Processing : 20 Years of Research. *Psychological Bulletin*, 372-422. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.124.3.372>
- Rese, A., & Tränkner, P. (2024). Perceived conversational ability of task-based chatbots – Which conversational elements influence the success of text-based dialogues? *International Journal of Information Management*, 74, 102699. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102699>

- Ruiz-Segura, A., Law, A., Jennings, S., Bourgon, A., Churchill, E., & Lajoie, S. (2024). Flight emotions unleashed : Navigating training phases and difficulty levels in simulated flying. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2926-2947. <https://doi.org/10.1111/jcal.13037>
- Safar, M., & Anggraheni, D. (2024). Language Learning through AI Chatbots : Effectiveness and Cognitive Load Analysis. *Journal of Social Science Utilizing Technology*, 430-445. <https://doi.org/10.70177/jssut.v2i3.1346>
- Salminen, J., Jung, S.-G., Medina, J., Aldous, K., Azem, J., Akhtar, W., Häyhänen, E., & Jansen, B. J. (2024). Communication Design for an Educational AI Chatbot : Analyzing Cipherbot's Communication Style and Challenges. *Proceedings of the 27th International Academic Mindtrek Conference*, 176-187. <https://doi.org/10.1145/3681716.3681727>
- Schmidhuber, J., Schlogl, S., & Ploder, C. (2021). Cognitive Load and Productivity Implications in Human-Chatbot Interaction. *2021 IEEE 2nd International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICHMS53169.2021.9582445>
- Shi, C., Yang, K., Chen, Z., Li, J., Yang, J., & Shen, C. (2024). *Efficient Prompt Optimization Through the Lens of Best Arm Identification* (arXiv:2402.09723). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.09723>
- Smutny, P., & Schreiberova, P. (2020). Chatbots for learning : A review of educational chatbots for the Facebook Messenger. *Computers & Education*, 151, 103862. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103862>

- Sri, K. U., & Krishna, T. V. V. (2014). *E-Learning :Technological Development in Teaching for school kids.* 5.
<https://www.ijcsit.com/docs/Volume%205/vol5issue05/ijcsit2014050527.pdf>
- Statistique Canada. (2025). *Enseignement primaire et secondaire : L'augmentation du nombre d'élèves entraîne des effectifs records dans les écoles canadiennes, 2023-2024.* <https://www150.statcan.gc.ca/n1/daily-quotidien/251028/dq251028d-fra.htm>
- Sumner, E., Steyvers, M., & Sarnecka, B. W. (2019). It's not the treasure, it's the hunt:Children are more explorative on an explore/exploit task than adults. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 41(0).
<https://escholarship.org/uc/item/61r509wq>
- Sweller, J. (1988). Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Sweller, J. (2010). Element Interactivity and Intrinsic, Extraneous, and Germane Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22(2), 123-138.
<https://doi.org/10.1007/s10648-010-9128-5>
- Szucs, D., & Ioannidis, J. P. A. (2017). Empirical assessment of published effect sizes and power in the recent cognitive neuroscience and psychology literature. *PLoS Biology*, 15(3), e2000797. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.2000797>
- Tetzlaff, L., Schmiedek, F., & Brod, G. (2021). Developing Personalized Education : A Dynamic Framework. *Educational Psychology Review*, 33(3), 863-882.
<https://doi.org/10.1007/s10648-020-09570-w>

- Usher, M., & Amzalag, M. (2025). From Prompt to Polished : Exploring Student–Chatbot Interactions for Academic Writing Assistance. *Education Sciences*, 15(3), 329. <https://doi.org/10.3390/educsci15030329>
- VanLEHN, K. (2011). The Relative Effectiveness of Human Tutoring, Intelligent Tutoring Systems, and Other Tutoring Systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197-221. (66646074). <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- van Merriënboer, J. J. G., & Ayres, P. (2005). Research on cognitive load theory and its design implications for e-learning. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 5-13. <https://doi.org/10.1007/BF02504793>
- Velichkovsky, B. M., Joos, M., Helmert, J. R., & Pannasch, S. (2005). Two Visual Systems and their Eye Movements : Evidence from Static and Dynamic Scene Perception. *Proceedings of the XXVII Conference of the Cognitive Science Society*. <https://www.researchgate.net/publication/228636229>
- Wang, S., Yan, Q., & Wang, L. (2025). Task-oriented vs. social-oriented : Chatbot communication styles in electronic commerce service recovery. *Electronic Commerce Research*, 25(3), 1793-1825. <https://doi.org/10.1007/s10660-023-09741-1>
- Wang, T., Li, S., Huang, X., Pan, Z., & Lajoie, S. P. (2023). Examining students' cognitive load in the context of self-regulated learning with an intelligent tutoring system. *Education and Information Technologies*, 28(5), 5697-5715. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11357-1>
- Wang, T.-Y., Huang, H.-C., & Huang, H.-S. (2006). Design and implementation of cancellation tasks for visual search strategies and visual attention in school

- children. *Computers & Education*, 47(1), 1-16.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.08.012>
- Winkler, R., & Soellner, M. (2018). Unleashing the Potential of Chatbots in Education : A State-Of-The-Art Analysis. *Academy of Management Proceedings*, 2018(1), 15903. <https://doi.org/10.5465/AMBPP.2018.15903abstract>
- Wolfe, J. M. (2001). Asymmetries in visual search : An introduction. *Perception & Psychophysics*, 63(3), 381-389. <https://doi.org/10.3758/BF03194406>
- Wollny, S., Schneider, J., Di Mitri, D., Weidlich, J., Rittberger, M., & Drachsler, H. (2021). Are We There Yet? - A Systematic Literature Review on Chatbots in Education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.654924>
- Yang, Y.-W., Hsu, C., Tung, H.-C., Shuai, H.-H., & Chang, Y.-J. (2021). Tell Me When Users Leave : Predicting Users' Abandonment of A Task-Oriented Chatbot Service using Explainable Deep Learning. *CUI 2021 - 3rd Conference on Conversational User Interfaces*, 1-6. <https://doi.org/10.1145/3469595.3469630>
- Zamfirescu-Pereira, J. D., Wong, R. Y., Hartmann, B., & Yang, Q. (2023). Why Johnny Can't Prompt : How Non-AI Experts Try (and Fail) to Design LLM Prompts. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-21. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581388>
- Zeng, Z., & Sun, Y. (2024). Understanding the Relationship Between Usage of Generative Artificial Intelligence Tools and Learning Performance : A Dual-Path Perspective. *Proceedings of The International Conference on Electronic Business*, 24.

https://aisel.aisnet.org/iceb2024/21?utm_source=aisel.aisnet.org%2Ficeb2024%2F21&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages

Zhang, R., Zou, D., & Cheng, G. (2024). A review of chatbot-assisted learning : Pedagogical approaches, implementations, factors leading to effectiveness, theories, and future directions. *Interactive Learning Environments*, 32(8), 4529-4557. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2202704>

Annexes

Annexe I. Critères de succès

Question A : Qu'est-ce qu'un pronom relatif?

Réponse A : Un pronom de reprise qui a la particularité d'introduire une subordonnée relative dans la phrase. Son antécédent est toujours un nom ou un pronom.

Tableau A1. Critères de succès de la question A

Échec	Succès partiel	Succès complet
Le participant laisse la feuille vierge ou sa réponse ne contient aucun élément de la bonne réponse attendue	Il manque une partie de la bonne réponse attendue dans la réponse du participant	Le participant mentionne tous les éléments de la bonne réponse attendue dans sa réponse

Question B : Identifie les phrases à construction particulière suivantes. Explique ta réponse.

1. Il y a cinq personnes qui attendent en file.
2. Regarder des deux côtés de la rue avant de traverser
3. Hors de question.
4. Les voici enfin

Réponse B :

1. Phrase à présentatif (formée à partir du présentatif *il y a*)
2. Phrase infinitive (formée à partir d'un verbe à l'infinitif, ne contient pas de sujet ni de prédicat)

3. Phrase non verbale (un groupe de mots dont le noyau n'est pas un verbe)
4. Phrase à présentatif (formée à partir du présentatif *voici*).

Tableau A2. Critères de succès de la question B

Échec	Succès partiel	Succès complet
Le participant laisse la feuille vierge ou sa réponse ne contient aucun élément de la bonne réponse attendue	Il manque certains éléments de la bonne réponse attendue soit l'identification ou les explications ou il y a des erreurs dans la réponse du participant	Chaque phrase a été identifiée et contient une explication

Note : Les réponses à la question A et B ont été fournis par le partenaire industriel

Question C : Rédige le paragraphe d'introduction d'un article de vulgarisation scientifique sur le sujet des changements climatiques de 50 à 75 mots environ. De plus, ton introduction devra contenir une phrase subordonnée relative.

Tableau A3. Critères de succès de la question C

Échec	Succès partiel	Succès complet
Le participant laisse la feuille vierge ou sa réponse ne contient aucun élément de la bonne réponse attendue ou le texte rédigé ne correspond pas à une introduction	Il manque certains demandés dans l'énoncé	Tous les éléments demandés dans l'énoncé se trouvent dans la réponse du participant (Sujet amené, sujet posé, sujet divisé, subordonnée relative, 50-75 mots)

Annexe II. Scénario

« Tu t’apprêtes à débiter un devoir de français et tu souhaites utiliser la plateforme Alloprof, une ressource numérique de soutien scolaire, pour t’aider à maîtriser les concepts appris en classe. On te demande d’utiliser un nouvel outil qui s’appelle Alloflo, un tuteur virtuel pour t’aider à réaliser ton devoir. C’est un outil similaire à ChatGPT».

Annexe III. Le devoir de français

Tâche A: Tâche de définition

Qu'est-ce qu'un pronom relatif ?

Tâche B: Tâche d'identification

Identifie les phrases à construction particulière suivantes. Explique ta réponse.

Tâche C: Tâche de rédaction

Rédige le paragraphe d'introduction d'un article de vulgarisation scientifique sur les changements climatiques de 50 à 75 mots environ. De plus, ton introduction devra contenir une phrase subordonnée relative.

Question Définition (A):

Qu'est-ce qu'un pronom relatif ?

Question Identification (B):

Identifie les phrases à construction particulière suivantes. Explique ta réponse.

1. Il y a cinq personnes qui attendent en file.
2. Regarder des deux côtés de la rue avant de traverser.
3. Hors de question.
4. Les voici enfin.

Question Rédaction (C):

Rédige le paragraphe d'introduction d'un article de vulgarisation scientifique sur le sujet des changements climatiques de 50 à 75 mots environ. De plus, ton introduction devra contenir une phrase subordonnée relative.

Annexe IV. Déclaration d'utilisation de l'intelligence artificielle

Je déclare avoir utilisé ChatGPT (<https://chat.openai.com>) au travers de mes sessions de rédaction pour obtenir un appui à l'écriture. J'ai utilisé ChatGPT pour m'aider à reformuler des phrases avec un vocabulaire académique et qui correspond au journal en vue de soumission. Voici un exemple de requête utilisée : « Reformule ce paragraphe avec un vocabulaire académique et qui respecte les normes du Journal of Educational Computing Research ».

J'ai également utilisé ChatGPT (<https://chat.openai.com>) comme un évaluateur pour qu'il analyse mon mémoire et me fournisse des commentaires en vue d'améliorer mes sections ou d'ajouter des informations manquantes. J'ai utilisé les requêtes suivantes : « Je te demanderais que tu te mettes dans la peau d'un évaluateur qui évaluera mon mémoire. Peux-tu analyser ce paragraphe et m'indiquer s'il est adéquat ou s'il ne respecte pas les critères de réussite ? »