[Page de garde]

HEC MONTRÉAL

Rôle de la flexibilité cognitive dans les interactions avec une IA générative en contexte d'apprentissage du français

par
Elizabeth Parniuk

Sylvain Sénécal
HEC Montréal
Codirecteur de recherche

Théophile Demazure
HEC Montréal
Codirecteur 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.)

Décembre 2025
© Elizabeth Parniuk, 2025

HEC MONTRÉAL

Comité d'éthique de la recherche

CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE

La présente atteste que le projet de recherche décrit ci-dessous a fait l'objet d'une évaluation en matière d'éthique de la recherche avec des êtres humains et qu'il satisfait aux exigences de notre politique en cette matière.

Projet # : 2025-6407

Titre du projet de recherche : Découvrabilité et utilisabilité d'un agent conversationnel pour le soutien d'apprentissage de la langue française pour adolescents

Chercheur principal : Pierre-Majorique Léger, Professeur titulaire, Technologies de l'information, HEC Montréal

Cochercheurs : Elizabeth Parniuk; Sara Gaudette; Théophile Demazure; Sylvain Sénécal; Constantinos K. Coursaris; Marc Fredette; Alexander John Karran; Thaddé Rolon-Mérette; Alejandra Ruiz Segura; Frédérique Bouvier; Luis Carlos Castiblanco; Juan Fernandez Shaw; Andrada Toma; Lucas Dietz; Rayane Benhenni; David Brieugne; Salima Tazi; Xavier Côté; Élise Imbeault; Shang Lin Chen

Date d'approbation du projet : 10 avril 2025
Date d'entrée en vigueur du certificat : 10 avril 2025
Date d'échéance du certificat : 01 avril 2026

Maurice Lemelin
Président
CER de HEC Montréal

Signé le 2025-04-14 à 08:42

Résumé

Cette étude s'inscrit dans un contexte où les agents conversationnels d'intelligence artificielle générative transforment profondément les pratiques d'apprentissage, en particulier dans les tâches d'écriture et de recherche d'aide. Elle examine l'influence de la flexibilité cognitive sur la performance d'élèves du secondaire interagissant avec un tuteur conversationnel dans un contexte d'apprentissage du français. Plus largement, elle cherche à comprendre comment les différences individuelles, notamment la flexibilité cognitive, le style de recherche d'aide (instrumentale vs exécutive) et la manière de solliciter l'IA façonnent la qualité de l'interaction et, ultimement, la réussite scolaire. L'étude repose sur une expérimentation en laboratoire menée auprès de 31 élèves de secondaire 3, invités à réaliser trois tâches d'écriture authentiques avec l'assistance d'un agent conversationnel d'IA générative. Les données recueillies combinent des mesures cognitives (flexibilité via le WCST), comportementales (nombre de requêtes), de performance (succès et complétion) et auto-rapportées. Les résultats montrent que la flexibilité cognitive est associée à une meilleure réussite et à une plus grande probabilité de compléter les tâches, particulièrement chez les élèves adoptant une recherche d'aide instrumentale, orientée vers la compréhension plutôt que vers la délégation. Le nombre d'interactions agit comme un modérateur non linéaire : un niveau de requêtes adéquat soutient la performance, tandis qu'un excès peut refléter une difficulté de régulation ou une surcharge cognitive. Sur le plan théorique, cette recherche contribue à une compréhension plus large des mécanismes métacognitifs mobilisés lors d'interactions éducatives avec l'IA, en articulant fonctions exécutives, régulation de l'aide et efficacité des outils génératifs. Sur le plan pratique, elle propose des pistes pour concevoir des tuteurs conversationnels éducatifs plus adaptatifs et sensibles aux profils cognitifs, afin de soutenir l'autonomie, la réflexion critique et l'équité dans les environnements d'apprentissage augmentés par l'IA.

Mots clés : flexibilité cognitive, intelligence artificielle générative, aide instrumentale, apprentissage assisté par IA, performance scolaire, nombre de prompts, apprentissage

Méthodes de recherche : expérimentation, laboratoire, questionnaire

Abstract

This study takes place in a context where generative artificial intelligence conversational agents are profoundly transforming learning practices, particularly in writing tasks and help-seeking activities. It examines the influence of cognitive flexibility on the performance of secondary-level students interacting with a conversational tutor in a French-language learning context. More broadly, it seeks to understand how individual differences, namely cognitive flexibility, help-seeking style (instrumental vs. executive), and the way learners solicit AI, shape the quality of the interaction and, ultimately, academic performance. The study is based on a laboratory experiment conducted with 31 Grade 9 students, who were invited to complete three authentic writing tasks with the assistance of a generative AI conversational agent. The data collected combine cognitive measures (flexibility via the WCST), behavioral indicators (number of prompts), performance outcomes (success and completion), and self-reported measures. The results show that cognitive flexibility is associated with greater success and a higher likelihood of task completion, particularly among students who adopt an instrumental help-seeking style focused on understanding rather than delegation. The number of interactions functions as a non-linear moderator: an adequate level of prompting supports performance, whereas excessive prompting may reflect difficulties in regulation or cognitive overload. Theoretically, this research contributes to a broader understanding of the metacognitive mechanisms mobilized during educational interactions with AI by articulating executive functions, help-seeking regulation, and the effectiveness of generative tools. Practically, it offers insights for designing more adaptive educational conversational tutors that are sensitive to learners' cognitive profiles, in order to foster autonomy, critical reflection, and equity in AI-enhanced learning environments.

Keywords : cognitive flexibility, generative artificial intelligence, instrumental help-seeking, AI-assisted learning, academic performance, number of prompts, learning

Research methods : experiment, laboratory, questionnaire

Table des matières

Liste des tableaux et des figures

Liste des tableaux

Tableau 1. Contribution de l'étudiante durant les étapes du projet 7
Tableau 2. Construits, instruments et mesures utilisés dans le contexte de l'étude 23
Tableau 3. Les statistiques descriptives 28
Tableau 4. Tableau de corrélations 29
Tableau 5. Régression logistique – complétion dans le temps (H3a) 30
Tableau 6. Régression cumulative – succès de la tâche (H3b) 31
Tableau 7. Régression logistique – complétion dans le temps (H4a) 32
Tableau 8. Régression cumulative – succès de la tâche (H4b) 33
Tableau 9. Régression logistique – complétion dans le temps (H5a) 34
Tableau 10. Régression cumulative – succès de la tâche (H4b) 35
Tableau 11. Sommaire des résultats 35

Liste des figures

Figure 1. Le modèle de recherche 18
Figure 2. Visuel approximatif de l'agent conversationnel d'IA générative utilisé dans le contexte de cette étude 21
Figure 3. Visualisation de la procédure expérimentale 23
Figure 4. L'interface du paradigme de Wisconsin Card Sorting Test (WCST) 25

Remerciements

Arriver jusqu'ici et compléter ce mémoire n'aurait jamais été possible sans le soutien de plusieurs personnes.

Tout d'abord, j'aimerais remercier mes parents, Arthur et Maryna, de m'avoir soutenue tout au long de mon parcours académique. À ma sœur Juliana et à son mari Mathieu, enseignants au secondaire, qui m'ont conseillée à plusieurs moments et ont même contribué à la recherche de participants pour l'étude. Merci à mon amoureux, Marco, qui a toujours cru en mes projets et qui m'a écoutée pendant des heures parler de ce mémoire, autant de mes réussites que de mes obstacles.

Ensuite, j'aimerais dire un immense merci à mes directeurs de recherche, Sylvain Sénécal et Théophile Demazure, ainsi qu'à Constantinos Coursaris et Pierre-Majorique Léger. Leur soutien, leurs conseils et leur rigueur m'ont guidée tout au long de la rédaction de ce mémoire; sans eux, ce travail n'aurait pas été possible. Merci à Alejandra, qui a su me soutenir dans les aspects plus techniques liés à l'éducation et au paradigme de recherche. Merci également à toute l'équipe du Tech3Lab, qui m'a aidée et appuyée durant la collecte de données.

À mes amies du programme, Julie, Lyan, Alycia, Anne-Sophie et Kristie, avec qui j'ai partagé de nombreux moments, appels et travaux d'équipe. Grâce à vous, je me sentais moins seule lorsque la motivation se faisait plus rare. Merci pour nos nombreuses discussions pour se remonter le moral. Merci aussi à mes autres camarades pour l'entraide, la compréhension et le soutien, car nous savions tous que nous étions dans le même bateau. J'ai pu rencontrer des personnes formidables, grandir avec vous et approfondir, ensemble, ce qui nous passionne. Merci également à mon amie Aurélie, qui m'a écoutée et soutenue avec bienveillance.

Finalement, j'aimerais dire un énorme merci à Sara Gaudette, mon pilier depuis le jour un. Celle qui comprenait exactement ce que je vivais. Grâce à cette maîtrise, j'ai non seulement retrouvé une super coéquipière, mais aussi une véritable meilleure amie. De

nos séances de rédaction très sérieuses à nos séances de nage au CEPSUM, en passant par des moments de vie plus difficiles, je n'aurais jamais pu imaginer quelqu'un d'autre à mes côtés. Cette aventure n'aurait pas été la même, ni aussi belle, sans elle.

Merci infiniment à toutes ces belles personnes : je vous en serai pour toujours reconnaissante.

Chapitre 1 : Introduction

1.1 L'ère de l'apprentissage croisé : humain et machine

Le début du XXIe siècle est marqué par une accélération technologique sans précédent. Après la révolution numérique et la généralisation de l'internet, l'humanité entre aujourd'hui dans une nouvelle ère : celle de l'intelligence artificielle générative (He et al., 2025). Cette transition marque un tournant majeur dans l'histoire humaine, où la transmission du savoir ne s'effectue plus uniquement entre individus, mais aussi entre l'humain et la machine. L'essor rapide de ces technologies témoigne de leur influence grandissante dans de nombreux secteurs, notamment celui de l'éducation (Rashid et Kausik, 2024).

L'intelligence artificielle générative a en effet connu une expansion considérable au cours des dernières années, la rendant désormais largement accessible et intégrée dans un nombre croissant de domaines, dont l'éducation, où elle devient progressivement un outil courant pour soutenir les activités d'apprentissage (Ng et al., 2025). Il s'agit d'un type d'IA capable de produire de nouveaux contenus à partir d'informations existantes, transformant profondément la manière dont les apprenants recherchent, comprennent et génèrent l'information (Mittal et al., 2024). Propulsés par les modèles de langage de grande taille (LLM), les outils d'IA générative attirent aujourd'hui l'attention de tous les milieux éducatifs et du corps enseignant (Giannakos et al., 2025).

Il y a quelques années, les élèves réalisaient leurs devoirs à l'aide de manuels scolaires, du soutien de leurs enseignants et, parfois, de moteurs de recherche comme Google. En 2025, le paysage de l'apprentissage a profondément changé : il est désormais possible de dialoguer avec des machines capables de rédiger, de corriger, d'expliquer et même de raisonner avec les élèves. Aujourd'hui, plus de 700 millions de personnes interagissent régulièrement avec des agents conversationnels tels que ChatGPT (Chatterji et al., 2025), parmi lesquels un nombre croissant d'élèves. En 2024, dans un échantillon couvrant 16 pays, 86 % des étudiants ayant répondu au questionnaire déclarent avoir déjà utilisé une IA dans le cadre de leurs études (Digital Education Council, 2024)

Ces chiffres traduisent non seulement une expansion majeure de l'intelligence artificielle, et plus précisément de l'IA générative, mais également un profond bouleversement des opérations cognitives. En effet, l'humain n'apprend plus nécessairement seul : il peut désormais s'appuyer sur des systèmes technologiques capables d'expliquer, d'évaluer et, dans une certaine mesure, d'émuler la pensée humaine (Lin et al., 2023). Apprendre ne consiste plus simplement à retenir ou à comprendre, mais à savoir dialoguer avec des systèmes intelligents : formuler des questions pertinentes, interpréter les rétroactions, ajuster ses stratégies et itérer (Emprin et Richard, 2023). Cette nouvelle forme d'apprentissage assisté soulève d'importants questionnements pédagogiques et sociétaux sur la manière dont l'intelligence humaine et artificielle coexiste dans les environnements éducatifs (Akgun et Greenhow, 2022).

1.2 L'éducation face au défi de l'intelligence artificielle

L'arrivée rapide de l'intelligence artificielle générative dans les salles de classe met cependant à l'épreuve les modèles pédagogiques traditionnels (Mittal et al., 2024). Elle permet désormais d'identifier les lacunes dans l'apprentissage, de générer du matériel personnalisé et de proposer des exercices adaptés aux besoins des élèves (Debo et Saaida, 2024). Cette nouvelle forme d'accompagnement, qui combine automatisation et personnalisation, bouleverse le rôle de l'enseignant et redéfinit ce que signifie apprendre et réfléchir (Tarling et Ng'ambi, 2016).

L'apprentissage personnalisé devient ainsi un enjeu important : il ne s'agit plus d'offrir un enseignement uniforme, mais d'ajuster les parcours en fonction du rythme, des compétences et des besoins cognitifs de chaque apprenant. En ce sens, l'IA générative ouvre la voie à une différenciation pédagogique à grande échelle, permettant à chaque élève de bénéficier d'un soutien individualisé auparavant difficile à offrir dans un cadre collectif (Oberer et Erkollar, 2024). L'enjeu n'est plus seulement de transmettre des connaissances, mais d'apprendre à raisonner en interaction avec la machine : savoir poser les bonnes questions, interpréter la rétroaction, juger la pertinence d'une réponse et ajuster sa pensée (Oberer et Erkollar, 2024).

Toutefois, cet outil peut également accentuer les inégalités. Si les systèmes d'apprentissage propulsés par l'IA ne sont pas conçus avec une visée d'équité, ils risquent de reproduire ou renforcer les biais existants, aggravant la situation des élèves déjà vulnérables (Debo et Saaida, 2024). En d'autres mots, les élèves ne disposent pas des mêmes compétences cognitives, du même niveau de littératie numérique ou de la même capacité d'adaptation. Sans une compréhension fine de ces différences, les outils d'IA risquent d'accentuer plutôt que de réduire les écarts d'apprentissage. Cela mène malheureusement à des disparités dans les opportunités éducatives (Chima Abimbola Eden et al., 2024).

1.3 Les transformations structurelles du système éducatif

À ces transformations technologiques en éducation s'ajoutent également des transformations structurelles. En effet, les enseignants au Canada doivent désormais composer avec des classes comptant un nombre croissant d'élèves. Par exemple, en Alberta, 64 % des enseignants rapportent une augmentation significative de la taille de leurs groupes par rapport à l'année précédente, et 40 % d'entre eux enseignent à des classes de 30 élèves ou plus (Alberta Teachers' Association, 2023). Or, des classes aussi nombreuses limitent considérablement les possibilités d'un accompagnement individualisé et personnalisé, pourtant essentiel au soutien de la réussite et de la performance des élèves (Roulston, 2025).

Les technologies éducatives comme l'IA générative peuvent donc contribuer à atténuer ce problème en soutenant les enseignants dans la gestion de groupes plus nombreux. Dans cette perspective, il est essentiel que ces derniers soient en mesure de s'adapter aux outils numériques afin d'offrir un environnement d'apprentissage plus efficace et inclusif pour les élèves (Tarling et Ng'ambi, 2016). Cependant, selon l'OECD (2024), plus de 75% des enseignants déclarent se sentir insuffisamment formés pour intégrer l'IA dans leurs pratiques. Ce constat souligne l'urgence de repenser la formation initiale et continue du personnel enseignant afin que la technologie soit véritablement un levier d'équité et non un facteur d'exclusion.

Ainsi, dans un contexte où les enseignants disposent de moins de temps pour répondre aux besoins spécifiques de chaque élève, l'essor des outils capables de fournir un retour instantané et personnalisé prend tout son sens. L'intelligence artificielle générative apparaît alors comme une technologie d'assistance pédagogique susceptible de soutenir les élèves dans leurs apprentissages tout en allégeant la charge de rétroaction des enseignants.

1.4 Importance sociétale et éducative

L'éducation occupe une place centrale dans la transformation numérique des sociétés contemporaines. Préparer les jeunes à vivre et apprendre avec l'intelligence artificielle, c'est préparer la société de demain à exercer un jugement critique, à collaborer avec des systèmes intelligents et à en comprendre les limites. L'école ne transmet plus seulement des savoirs : elle doit désormais former des esprits capables de raisonner, d'évaluer et d'interagir avec des technologies qui participent à la production du savoir.

Selon Miao et Holmes (2024), l'intégration de l'IA dans l'éducation représente un tournant comparable à celui d'Internet, dont les implications cognitives sont plus profondes. Si ces outils permettent un apprentissage plus personnalisé et inclusif, ils redéfinissent aussi la manière dont les élèves cherchent, reçoivent et interprètent l'aide. Elles exigent donc à repenser la mission éducative.

Former les citoyens de demain, c'est aussi développer leur littératie en IA, soit la capacité à comprendre, utiliser et questionner les systèmes intelligents (Long et Magerko, 2020). Dans cette optique, l'école devient un espace d'apprentissage hybride, où l'humain apprend à penser avec et sur la machine. La présente recherche s'inscrit dans cette perspective : elle cherche à comprendre comment certaines caractéristiques cognitives, notamment la flexibilité cognitive, influencent la manière dont les élèves interagissent avec l'IA générative.

1.5 Les écarts dans la littérature

Peu de travaux se sont penchés sur la manière dont certains aspects cognitifs comme la flexibilité cognitive, définie comme la capacité à adapter sa pensée, à modifier une stratégie ou à changer de perspective en réponse à des exigences nouvelles ou à des rétroactions (Clément, 2021), influencent l'utilisation de ces outils, notamment chez les adolescents qui les mobilisent pour apprendre dans des disciplines précises. C'est pourtant un aspect important, car les écoles commencent à intégrer les agents conversationnels dans leurs pratiques, mais sans disposer d'indications claires sur la manière dont différents profils cognitifs réagissent à ces outils, ni de savoir comment ne pas creuser sur les inégalités d'apprentissage. Par ailleurs, la littérature demeure limitée quant à la différenciation des profils d'utilisateurs selon leurs caractéristiques cognitives (Zeng et Sun, 2024). Plus précisément, peu d'études examinent comment des variables telles que la flexibilité cognitive influence la manière dont les apprenants interagissent avec un agent conversationnel, adaptent leurs stratégies, ou interprètent les rétroactions de l'IA. Cette lacune limite la compréhension des différences individuelles dans l'utilisation de l'IA et empêche d'identifier quels profils d'élèves tirent le meilleur parti de ces outils ou rencontrent davantage de difficultés. De plus, la majorité des études traitent tous les contextes d'utilisation de l'IA comme s'ils étaient pareils, sans distinguer comment l'interaction avec un agent conversationnel d'IA générative peut varier selon le domaine d'apprentissage ou la nature de la tâche (Liang et al., 2023). Par exemple, rédiger un texte en français nécessite des ajustements continus, des reformulations et une compréhension fine des consignes, alors qu'une tâche de mathématiques peut demander davantage de raisonnement logique ou de vérification de concepts. Or, les exigences cognitives diffèrent d'une matière à l'autre : par exemple, comprendre un texte informatif sollicite davantage la mémoire de travail, la flexibilité cognitive et le contrôle inhibiteur que comprendre un récit narratif (Wu et al., 2020).

1.6 Présentation de l'étude

Ce mémoire s'inscrit dans ce champ émergent et vise à mieux comprendre les mécanismes cognitifs et interactionnels qui sous-tendent l'apprentissage assisté par un tuteur conversationnel d'IA. Plus spécifiquement, il cherche à répondre à la question suivante : *« Dans quelle mesure la flexibilité cognitive d'un apprenant influence-t-elle la*

performance avec un agent conversationnel d'IA générative lors de la résolution d'un problème dans un contexte d'apprentissage de la langue française ? »

Pour y répondre, l'étude expérimentale explore le rôle de la flexibilité cognitive, c'est-à-dire la capacité des élèves à ajuster leurs stratégies face aux rétroactions (Chen et Xiao, 2025), dans la performance des élèves, la manière dont le style de recherche d'aide instrumental (clarifier une règle, comprendre une erreur, orienter sa réflexion) ou exécutif (demande d'assistance visant principalement à obtenir la réponse ou à déléguer la tâche, sans engagement cognitif soutenu) (Martín-Arbós et al. (2021), influence cette relation, ainsi que l'effet du nombre d'interactions avec l'IA.

En combinant des données cognitives, comportementales et auto-rapportées, cette recherche contribue ainsi à une compréhension fine des facteurs qui favorisent un usage efficace et réfléchi de l'IA éducative.

1.7 Considérations éthiques

Le protocole de recherche a été approuvé par le Comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal (certificat no 2025-6407). Tous les participants mineurs ont pris part à l'étude avec le consentement écrit de leurs parents ou tuteurs légaux,

1.8 Contribution personnelle

Le tableau 1 présente de manière détaillée l'ensemble des contributions réalisées par l'étudiante au cours des différentes étapes du projet de recherche. Il met en évidence le degré d'implication dans chacune des phases, allant de la formulation des questions de recherche à la rédaction finale du mémoire et des articles scientifiques. Ce tableau permet ainsi de documenter précisément la répartition des tâches entre l'étudiante, l'équipe de recherche et le partenaire industriel, tout en illustrant l'autonomie, la rigueur et l'ampleur du travail accompli tout au long du projet.

Tableau 1. *Contribution de l'étudiante durant les étapes du projet*

Étapes	Tâches et contributions de l'étudiante
Développement des questions de recherche	Identification des points inexplorés dans la littérature – 85% Définition de la problématique – 80% (aide de mes codirecteurs). Définition des questions de recherche – 60% (aide de mes codirecteurs, partenaire)
Revue de la littérature	Recherche, lecture et évaluation des articles – 90%
Conception de l'expérience	Développement des stimuli – fournis par le partenaire industriel. Développement du protocole expérimental – 50% o Développement des tâches, déroulement du test et création du protocole. o Sélection des échelles de mesure. L'équipe de recherche s'est occupée du 50% restant.
Application au comité d'éthique	Préparation des différents documents et formulaires, relecture et corrections des documents. – 70% L'équipe de recherche s'est occupée du 30% restant.
Recrutement des participants	Recrutement–90% o Communication avec les participants. o Recherche de participants qui respectaient les critères, faire des annonces. o Envoi des documents éthiques, s'assurer d'avoir la signature du parent et de l'enfant. L'équipe de recherche et le partenaire se sont occupés du 10% restant.
Prétests et collecte de données	Gestion des prétests et de la collecte de données – 50% o Planification des plages horaires. o Utilisation des outils. o Une majorité de la modération.

	o Recherche et achat des compensations. En collaboration avec l'équipe de recherche.
Analyse des données	Analyse, choix des tests – 80% L'équipe de recherche et le statisticien du Tech3Lab se sont occupés du 20% restant (extraction des données et nettoyage).
Écriture du mémoire et des articles	Écriture du mémoire – 90% Écriture de l'article 1 – 85% Écriture de l'article 2 – 90% (commentaires reçus par mes codirecteurs)

1.9 La structure du mémoire

Le mémoire est structuré en trois chapitres principaux. Le chapitre 1 présente la problématique dans une perspective large, à la fois sociétale, éducative et scientifique, en situant l'étude dans le contexte plus vaste de la transformation de l'apprentissage à l'ère de l'intelligence artificielle. Le chapitre 2, qui constitue le cœur du mémoire, prend la forme d'un article scientifique répondant à la question de recherche du mémoire. Ce chapitre expose le cadre théorique, la méthodologie, les analyses et les résultats de l'étude. Enfin, le chapitre 3 conclut le mémoire en rappelant la question de recherche, en résumant les principaux résultats et en présentant les perspectives futures.

Les annexes regroupent les instruments, consignes, grilles d'observation et mesures complémentaires qui n'ont pu être intégrés à l'article pour des raisons d'espace.

Références

Alberta Teachers' Association. (2023). *Class size and complexity matter!* https://teachers.ab.ca/news/class-size-and-complexity-matter

Akgun, S., et Greenhow, C. (2022). Artificial intelligence in education : Addressing ethical challenges in K-12 settings. *Ai and Ethics*, *2*(3), 431-440. https://doi.org/10.1007/s43681-021-00096-7

Chatterji, A., Cunningham, T., Deming, D., Hitzig, Z., Ong, C., Shan, C., et Wadman, K. (2025). *How People Use ChatGPT*.

Chen, X., et Xiao, L. (2025). Serendipitous Sparks : AI Information Encounter, Cognitive Flexibility, AI Literacy, and University Student Creativity. *Frontiers in Psychology*, *16*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1623730

Chima Abimbola Eden, Onyebuchi Nneamaka Chisom, et Idowu Sulaimon Adeniyi. (2024). Integrating AI in education : Opportunities, challenges, and ethical considerations. *Magna Scientia Advanced Research and Reviews*, *10*(2), 006-013. https://doi.org/10.30574/msarr.2024.10.2.0039

Clément, E. (2021). *La flexibilité cognitive : Pierre angulaire de l'apprentissage*. ISTE Group.

Debo, D., et Saaida, M. (2024). AI in Higher Education : Opportunities and Challenges. *Higher Education*, 1-4.

Digital Education Council. *(2024). Global AI Student Survey 2024.* https://www.digitaleducationcouncil.com/post/digital-education-council-global-ai-student-survey-2024

Emprin, F., et Richard, P. R. (2023). Intelligence artificielle et didactique des mathématiques : État des lieux et questionnements. *Annales de didactique et de sciences cognitives*, *28*, 131-181. https://doi.org/10.4000/adsc.3286

Giannakos, M., Azevedo, R., Brusilovsky, P., Cukurova, M., Dimitriadis, Y., Hernandez-Leo, D., Järvelä, S., Mavrikis, M., et Rienties, B. (2025). *Learning, design and technology in the age of AI*. Behaviour & Information Technology. https://doi.org/10.1080/0144929X.2025.2469394

He, R., Cao, J., et Tan, T. (2025). Generative artificial intelligence : A historical perspective. *National Science Review*, *12*(5), nwaf050. https://doi.org/10.1093/nsr/nwaf050

Liang, J.-C., Hwang, G.-J., Chen, M.-R. A., et Darmawansah, D. (2023). Roles and research foci of artificial intelligence in language education : An integrated bibliographic analysis and systematic review approach. *Interactive Learning Environments*, *31*(7), 4270-4296. https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1958348

Lin, C.-C., Huang, A. Y. Q., et Lu, O. H. T. (2023). Artificial intelligence in intelligent tutoring systems toward sustainable education : A systematic review. *Smart Learning Environments*, *10*(1), 41. https://doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y

Long, D., et Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-16. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

Martín-Arbós, S., Castarlenas, E., et Dueñas, J.-M. (2021). Help-Seeking in an Academic Context : A Systematic Review. *Sustainability*, *13*(8), Article 8. https://doi.org/10.3390/su13084460

Miao, F., et Holmes, W. (2024). *Orientations pour l'intelligence artificielle générative dans l'éducation et la recherche*. UNESCO. https://doi.org/10.54675/HBCX3851

Mittal, U., Sai, S., Chamola, V., et Sangwan, D. (2024). A Comprehensive Review on Generative AI for Education. *IEEE Access*, *12*, 142733-142759. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3468368

Ng, D. T. K., Chan, E. K. C., et Lo, C. K. (2025). Opportunities, challenges and school strategies for integrating generative AI in education. *Computers & Education: Artificial Intelligence, 8*, 100373. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100373

Oberer, B., et Erkollar, A. (2024). Improving Argumentation Skills through AI-Driven Dialogues : A Transdisciplinary Approach. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, *22*(6), 1-17. https://doi.org/10.54808/JSCI.22.06.1

OECD. (2024). *Teaching for today's world: Results from TALIS 2024* . https://www.oecd.org/en/publications/results-from-talis-2024_90df6235-en/full-report/teaching-for-today-s-world_eefb146b.html

Rashid, A. B., et Kausik, M. A. K. (2024). AI revolutionizing industries worldwide : A comprehensive overview of its diverse applications. *Hybrid Advances*, *7*, 100277. https://doi.org/10.1016/j.hybadv.2024.100277

Roulston, C. (2025). *Class size is not just a number*. ETFO Voice. https://etfovoice.ca/feature/class-size-not-just-number

Tarling, I., et Ng'ambi, D. (2016). Teachers pedagogical change framework : A diagnostic tool for changing teachers' uses of emerging technologies. *British Journal of Educational Technology*, *47*(3), 554-572. https://doi.org/10.1111/bjet.12454

Zeng, Z., et Sun, Y. (2024). *Understanding the relationship between usage of generative artificial intelligence tools and learning performance : A dual-path perspective*.

Wu, Y., Barquero, L. A., Pickren, S. E., Taboada Barber, A., et Cutting, L. E. (2020). The relationship between cognitive skills and reading comprehension of narrative and expository texts : A longitudinal study from Grade 1 to Grade 4. *Learning and Individual Differences*, *80*, 101848. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2020.101848

Chapitre 2 : Article

Dialoguer pour apprendre : le rôle de la flexibilité cognitive dans l'utilisabilité d'un agent conversationnel pour soutenir l'apprentissage du français chez les adolescents

Résumé

Cette étude examine l'influence de la flexibilité cognitive sur la performance d'élèves du secondaire interagissant avec un agent conversationnel d'intelligence artificielle générative dans un contexte d'apprentissage du français. Elle vise à comprendre comment la flexibilité cognitive, en interaction avec le style de recherche d'aide (instrumentale vs exécutive) et le nombre de requêtes (*prompts*) adressées à l'agent, contribue à la réussite et à la complétion des tâches scolaires. L'étude repose sur une expérimentation en laboratoire menée auprès de 31 élèves de secondaire 3, invités à réaliser trois tâches d'écriture en français avec l'assistance d'un tuteur conversationnel inspiré d'Alloprof. Les données recueillies combinent des mesures cognitives (test WCST de flexibilité), comportementales (nombre de requêtes), et de performance (succès et complétion), ainsi que des mesures auto-rapportées. Les résultats suggèrent que la flexibilité cognitive est positivement associée à la réussite et à la complétion des tâches, particulièrement chez les apprenants manifestant un style d'aide instrumental, c'est-à-dire orienté vers la compréhension. Le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel agit comme un modérateur non linéaire : un nombre optimal de requêtes favorise la performance, mais un excès d'interactions pourrait signaler une surcharge cognitive. Sur le plan théorique, cette recherche contribue à la compréhension des mécanismes métacognitifs mobilisés lors d'interactions éducatives avec des IA génératives, en articulant la flexibilité cognitive, la régulation de l'aide et la performance. Sur le plan pratique, elle propose des pistes pour la conception de tuteurs conversationnels éducatifs adaptatifs, capables d'ajuster leurs rétroactions en fonction du profil cognitif et du comportement d'aide des apprenants.

Mots clés : flexibilité cognitive, intelligence artificielle générative, aide instrumentale, apprentissage assisté par IA, performance scolaire, nombre de requêtes, apprentissage du français

Méthodes de recherche : expérimentation, laboratoire, questionnaire

2.1 Introduction

L'essor fulgurant de l'intelligence artificielle (IA) depuis le lancement de ChatGPT par OpenAI s'impose comme un moteur clé dans la transformation numérique. En effet, deux mois après son lancement en novembre 2022, ChatGPT comptait déjà plus d'un million d'utilisateurs, et en juin 2025, ce nombre dépassait les 700 millions (Chatterji et al., 2025). En parallèle, en 2024, le marché mondial de l'IA est estimé à plus de 184 milliards de dollars américains et, d'ici 2028, pourrait franchir les 500 milliards de dollars américains (Statista, 2024). Cette expansion rapide témoigne de son influence sur de nombreux secteurs, dont celui de l'éducation (Rashid et Kausik, 2024).

Aujourd'hui, les adolescents se tournent massivement vers des outils et plateformes numériques lorsqu'ils cherchent à obtenir de l'information, y compris les technologies d'intelligence artificielle (Unlutabak et Erol Barkana, 2024). En effet, une étude récente menée auprès de jeunes âgés de 12 à 18 ans au Canada révèle que 90 % des étudiants interrogés utilisent l'intelligence artificielle dans le cadre de leurs études (Actua et Abacus Data, 2025).

Dans le contexte canadien et québécois, cette transformation numérique soulève des enjeux particuliers pour les milieux éducatifs. Les établissements scolaires et les enseignants doivent composer avec l'intégration rapide de ces technologies dans les pratiques d'apprentissage des élèves, souvent avant même que des cadres pédagogiques ou institutionnels clairs ne soient pleinement établis. Au Québec, où le développement des compétences numériques constitue un objectif important du système éducatif, l'arrivée des outils d'IA générative suscite à la fois un intérêt croissant et certaines préoccupations quant à leur influence sur les processus d'apprentissage et d'évaluation. Comprendre comment les élèves interagissent avec ces technologies dans un contexte éducatif réel devient donc un enjeu central pour la recherche en éducation (Actua et Abacus Data, 2025).

Plus particulièrement, l'IA générative émerge comme l'une des formes d'IA les plus influentes parmi les différents systèmes d'intelligence artificielle (Mittal et al., 2024). L'IA générative désigne un ensemble de modèles d'intelligence artificielle capables de produire de nouveaux contenus originaux à partir de données d'entraînement, tels que du

texte, des images, de l'audio ou des vidéos. Ces systèmes reposent généralement sur des modèles d'apprentissage profond, notamment les grands modèles de langage (*large language models*), qui apprennent les structures et les régularités présentes dans de vastes ensembles de données afin de générer des réponses cohérentes à partir des requêtes formulées par les utilisateurs (Miao et Holmes, 2024). Parmi ces technologies figurent les agents conversationnels comme ChatGPT, qui permettent aux utilisateurs d'interagir avec l'IA sous forme de dialogue (Dempere et al., 2023).

Dans un contexte d'apprentissage, ces systèmes permettent de créer des expériences éducatives personnalisées et de générer du contenu pédagogique adapté aux besoins des apprenants. Cette technologie transforme progressivement certaines pratiques pédagogiques traditionnelles et son utilisation dans les milieux éducatifs ne cesse de croître (Mittal et al., 2024). Bien qu'elle suscite encore certaines réticences chez les enseignants quant à son usage en contexte scolaire (Kalmus et Nikiforova, 2024), l'intelligence artificielle offre un potentiel considérable pour soutenir et enrichir les méthodes d'apprentissage. Plutôt que de chercher à l'éviter ou à la contourner, il devient pertinent d'en explorer les usages possibles et les limites afin de mieux comprendre comment les apprenants interagissent avec ces outils et comment ceux-ci peuvent influencer leurs processus cognitifs. L'enjeu n'est donc pas tant d'adopter ou de rejeter l'IA, mais de l'utiliser de manière réfléchie et critique (Zawacki-Richter et al., 2019).

Une utilisation efficace d'un agent conversationnel d'IA générative dans un contexte d'apprentissage éducatif repose sur plusieurs facteurs essentiels : la capacité à formuler des requêtes pertinentes, à interpréter correctement les résultats générés et à ajuster les requêtes en conséquence (Emprin et Richard, 2023). Néanmoins, ces habiletés exigent de l'apprenant une certaine capacité d'adaptation, puisque l'interaction avec un agent conversationnel repose sur un processus d'essais, d'erreurs et de réajustements continus (Izadi et Forouzanfar, 2024).

Pour parvenir à ce type d'adaptation, les apprenants doivent mobiliser des ressources cognitives complexes. Dans ce contexte, la flexibilité cognitive d'un apprenant constitue un facteur particulièrement pertinent. Elle renvoie à la faculté « de s'adapter à un environnement en constant changement, de découvrir des solutions dans des situations

nouvelles et/ou inattendues […] », ce qui est essentiel non seulement pour l'acquisition de nouvelles connaissances, mais aussi pour le développement du raisonnement (Clément, 2021, p. 1).

Or, le niveau de flexibilité cognitive varie considérablement d'un apprenant à l'autre et il est possible que cette variabilité soit liée à leur capacité à interagir efficacement avec un agent conversationnel d'IA pour approfondir un concept spécifique. Ainsi, cette variabilité dans la flexibilité cognitive des apprenants met en lumière l'importance de mieux comprendre comment elle impacte la manière dont ils utilisent un agent conversationnel d'IA générative pour comprendre un concept dans un cadre éducatif. Ce phénomène est d'autant plus pertinent pour les adolescents qui commencent à se familiariser de plus en plus avec les technologies basées sur l'IA, car cet outil, bien que prometteur, peut aussi engendrer ou accentuer des inégalités d'apprentissage. En effet, la flexibilité cognitive d'un individu dépend du cortex préfrontal médian (une partie du cerveau) qui se développe progressivement au fil du temps, notamment pendant l'enfance et l'adolescence (Kalsbeek et al., 1988 ; Van Eden et Uylings, 1985 ; Lewis, 1997 ; Kolb et al., 2012, cités dans Klune et al., 2021). Ce processus rend les adolescents particulièrement sensibles aux défis liés à l'adaptation cognitive. Une interaction constante favorise un apprentissage plus progressif et adaptable, essentiel pour le développement des compétences cognitives (Parade et Pearl, 2024). Il faut donc bien comprendre comment différents niveaux de flexibilité cognitive affectent l'expérience utilisateur d'un apprenant en interaction avec un agent conversationnel d'IA générative pour adapter cet outil pour le rendre plus accessible et mieux intégré dans la sphère de l'éducation.

Toutefois, il existe encore peu d'études qui explorent le lien entre la flexibilité cognitive à l'IA générative, en particulier chez les adolescents cherchant à comprendre des concepts dans une matière spécifique à l'aide de cette technologie. De plus, il existe un manque de segmentation des comportements des utilisateurs (Zeng et Sun, 2024) en fonction des facteurs cognitifs, tels que la flexibilité cognitive. La plupart des recherches adoptent une approche générale, sans examiner comment l'interaction avec un agent conversationnel d'IA générative varie selon la matière étudiée (Liang et al., 2023). Chaque matière ou type de contenu sollicite des processus cognitifs distincts : par exemple, la compréhension d'un

texte informatif mobilise davantage de mémoire de travail, de flexibilité mentale et de capacités d'inhibition que la compréhension d'un récit narrative (Wu et al., 2020). Ces variations suggèrent que l'interaction entre un apprenant et un agent conversationnel d'IA pourrait dépendre à la fois du type de tâche et du profil cognitif de l'utilisateur. Il apparaît donc pertinent de se concentrer sur une matière spécifique et d'examiner de quelle manière divers facteurs peuvent influencer l'interaction entre un apprenant et une IA générative. Alors, pour combler ce manque, cette étude vise à répondre à la question de recherche suivante:

Dans quelle mesure la flexibilité cognitive d'un apprenant influence-t-elle la performance avec un agent conversationnel d'IA générative lors de la résolution d'un problème dans un contexte d'apprentissage de la langue française?

Afin de répondre à cette question, la présente étude a mené une expérimentation en laboratoire auprès d'élèves de secondaire 3 (N = 31, 14-15 ans). Les participants ont complété trois tâches liées à un devoir de français, mais seule la tâche de rédaction d'un court texte de vulgarisation scientifique (50–75 mots sur le thème des changements climatiques), réalisée avec l'appui d'un agent conversationnel d'IA générative conçu pour agir comme un tuteur virtuel, a été retenue pour l'analyse et cette tâche est valide écologiquement. De plus, l'écriture représente une compétence essentielle et transversale dans le processus d'apprentissage d'une langue (Walsh, 2010). L'étude cherche à comprendre dans quelle mesure la flexibilité cognitive des apprenants influence leur performance lorsqu'ils interagissent avec un agent conversationnel d'IA. Ici, la performance est le résultat de l'apprentissage. Plus précisément, elle explore comment cette relation peut être modérée par des variables individuelles telles que la stratégie de recherche d'aide (instrumentale ou exécutive) et le niveau de littératie en IA. La recherche d'aide instrumentale renvoie à une démarche active visant à comprendre, clarifier ou améliorer une idée, tandis que la recherche d'aide exécutive consiste surtout à demander directement la réponse ou à déléguer la tâche sans véritable engagement cognitif Martín-Arbós et al. (2021). Ensemble, ces facteurs permettent de mieux comprendre les

mécanismes cognitifs et autorégulatoires qui interviennent lorsque les élèves mobilisent un outil d'IA générative pour résoudre un problème d'apprentissage

Les résultats montrent que la flexibilité cognitive influence le succès, mais que cet effet varie selon la stratégie de recherche d'aide (instrumentale ou exécutive) ainsi que selon le niveau de littératie en IA. Par exemple, une flexibilité cognitive élevée combinée à une littératie en IA plus développée tend à augmenter la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit, bien que certains effets ne soient que marginalement significatifs. De plus, le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel agit comme un facteur modérateur, révélant que la réussite ne dépend pas uniquement des capacités cognitives, mais aussi de la manière dont l'élève mobilise l'IA pour apprendre. Ces résultats apportent deux contributions principales à la littérature.

Premièrement, ils enrichissent les travaux sur le rôle des fonctions exécutives, particulièrement la flexibilité cognitive, dans la résolution de problèmes et l'adaptation stratégique (Diamond, 2013 ; Clément, 2021 ; Chen et Xiao, 2025). En montrant que l'effet de la flexibilité cognitive dépend du style de recherche d'aide et de la littératie en IA, l'étude prolonge les travaux de Nelson-Le Gall (1981) et Karabenick et Newman (2006) sur la recherche d'aide instrumentale, tout en répondant à l'appel de Zeng et Sun (2024), qui soulignaient le manque d'études intégrant les différences cognitives individuelles dans l'usage de l'IA générative. Elle contribue également aux recherches de Graesser et al. (2010) en précisant comment les mécanismes d'ajustement, de révision et d'interprétation des rétroactions s'activent dans un dialogue avec un agent conversationnel.

Deuxièmement, sur le plan empirique, l'étude propose une analyse intégrée des interactions entre les apprenants et un agent conversationnel, ce qui s'inscrit dans la continuité des travaux de Graesser et al. (2010) sur l'importance des itérations dans la profondeur du traitement et la régulation métacognitive. En tenant compte à la fois du nombre d'échanges, de leur nature et de leur effet sur la performance, elle confirme l'importance de la littératie en IA mise de l'avant par Zhai et al. (2024) ainsi que Miao et Holmes (2024) comme condition essentielle à un usage autonome et efficace des agents conversationnels. Ainsi, cette étude propose un modèle cohérent reliant flexibilité

cognitive, littératie en IA, recherche d'aide et performance, offrant un regard nouveau sur les conditions dans lesquelles l'IA peut soutenir ou freiner l'apprentissage selon les profils cognitifs des élèves.

La structure de cet article s'articulera en huit sections. L'introduction proposera une mise en contexte générale de l'étude. La revue de littérature et le cadre théorique présenteront les construits à l'étude et établiront des liens avec les travaux existants afin d'appuyer la recherche. La méthodologie décrira le déroulement de l'expérimentation ainsi que les outils et mesures utilisés pour la collecte de données. Les résultats exposeront les analyses effectuées, suivis d'une discussion qui interprétera ces résultats à la lumière de la littérature. Enfin, la conclusion mettra en évidence la contribution de l'étude au champ scientifique, tout en soulignant ses limites et en suggérant des pistes pour de futures recherches.

2.2 Revue de la littérature

2.2.1 L'intelligence artificielle générative dans le domaine de l'éducation

Dans un contexte éducatif, l'intelligence artificielle générative se distingue par sa capacité à offrir un apprentissage personnalisé et un soutien adaptatif en temps réel aux différents apprenants. Utilisée, entre autres, comme tuteur virtuel ou agent conversationnel, elle peut générer des explications ou des exemples contextualisés afin de favoriser la compréhension et l'appropriation de nouveaux concepts (Pang et al., 2025). Cette technologie trouve des applications dans plusieurs disciplines scolaires, notamment dans l'apprentissage des langues (Liang et al., 2023)

2.2.2 Rédaction assistée par l'intelligence artificielle

L'écriture constitue une compétence essentielle non seulement pour le développement linguistique, mais également pour le renforcement des habiletés métacognitives (Klimova, 2014). L'émergence des outils de rédaction assistée par l'intelligence artificielle, comme un agent conversationnel, transforme en profondeur l'activité d'écriture en offrant aux apprenants de nouvelles formes d'accompagnement et de soutien dans leur production écrite (Chen et Gong, 2025). Ces outils améliorent la productivité des apprenants en écriture et rendent les environnements d'apprentissage plus inclusifs et

plus efficaces en offrant un soutien personnalisé, notamment aux personnes qui ont de la difficulté à écrire (Kim et al., 2025).

La rédaction assistée par l'intelligence artificielle s'inscrit dans une logique d'apprentissage interactif et itératif, où l'apprenant devient co-auteur du texte avec la technologie (Kim et al., 2025). Ces interactions favorisent la co-construction des connaissances: l'IA propose des pistes, mais c'est à l'élève de juger, d'adapter et de reformuler pour parvenir à un produit final cohérent. Ce processus exige donc une pensée critique, une capacité d'évaluation et une régulation cognitive soutenue, afin de ne pas se limiter à l'imitation du contenu généré (Mittal et al., 2024).

La rédaction assistée par IA permet également de soutenir les élèves dans la phase d'exploration des idées, en réduisant la charge liée à la planification linguistique pour se concentrer davantage sur la conceptualisation et la structuration du message (Dempere et al., 2023). Toutefois, cette assistance n'est pas sans défis : un usage excessif ou non réfléchi peut engendrer une dépendance cognitive, une diminution de l'effort réflexif, voire une perte d'autonomie (Zhai et al., 2024). C'est pourquoi la qualité de l'interaction entre l'apprenant et l'agent conversationnel devient un élément déterminant de la performance en écriture. En d'autres mots, l'écriture assistée par IA ne remplace pas la compétence rédactionnelle : elle la redéfinit en y intégrant une dimension métacognitive et techno-cognitive où la révision, la réflexion et l'ajustement deviennent centraux (Chauncey et McKenna, 2023).

Enfin, la rédaction assistée par IA peut contribuer à démocratiser l'accès au soutien à l'écriture pour les apprenants qui rencontrent des difficultés linguistiques ou motivationnelles, en leur offrant une aide immédiate et personnalisée (Chen et Gong, 2025). Cependant, pour que cette technologie soit réellement formatrice, l'apprenant doit apprendre à l'utiliser comme un outil de médiation plutôt que comme une substitution à la réflexion.

Dans ce contexte, une utilisation efficace d'un tel outil, et par conséquent une meilleure performance de l'apprenant, repose sur la capacité à formuler des requêtes pertinentes, à interpréter les réponses générées et à ajuster ces requêtes en fonction des rétroactions

obtenues. (Emprin et Richard, 2023). Pour parvenir à ce type d'adaptation, les apprenants doivent mobiliser des ressources cognitives complexes telles que la flexibilité cognitive.

2.2.3 La flexibilité cognitive, moteur de la performance en apprentissage médié par l'IA générative

Lorsqu'un individu cherche à résoudre un problème, il mobilise un mécanisme cognitif au service de la régulation métacognitive: la flexibilité cognitive. Elle fait référence à la capacité d'un individu à modifier sa pensée ou sa stratégie face à une nouvelle tâche ou à un changement de consignes dans un contexte d'apprentissage (Clément, 2021). La flexibilité cognitive n'est pas indépendante: elle constitue l'un des sous-processus clés des fonctions exécutives, au même titre que la mémoire de travail, l'attention ou le contrôle inhibiteur. Ces fonctions reposent sur l'activité du cortex pré-frontal (Kalsbeek et al., 1988 ; Van Eden et Uylings, 1985 ; Lewis, 1997 ; Kolb et al., 2012, cités dans Klune et al., 2021). Selon la théorie de la flexibilité cognitive (Spiro et al., 1992), l'apprenant doit être capable de restructurer et de réorganiser ses connaissances pour s'adapter à la complexité et à la variabilité des situations d'apprentissage. Dans le contexte des environnements d'apprentissage médiés par l'IA générative, il est plausible que cette compétence soit particulièrement sollicitée, puisque l'interaction avec un agent conversationnel implique souvent d'ajuster ses requêtes et d'interpréter des rétroactions variables.

Par exemple, lors de la réalisation d'un devoir de français, un apprenant peut solliciter une intelligence artificielle générative afin d'obtenir de l'aide. Pour résoudre la tâche, il doit non seulement interpréter et évaluer les réponses fournies par l'IA, mais aussi ajuster ses requêtes et ses stratégies en fonction de la pertinence des rétroactions. Plus précisément, selon plusieurs études, dans le cadre d'une interaction avec une intelligence artificielle générative, un apprenant ayant une flexibilité cognitive élevée est généralement plus apte à réajuster ses stratégies, interpréter les rétroactions et adapter ses questions afin de progresser vers la bonne solution, ce qui peut se traduire par une amélioration de la performance d'apprentissage (Chen et Xiao, 2025). À l'inverse, un apprenant dont la flexibilité cognitive est plus faible éprouve généralement plus de difficulté à s'ajuster aux rétroactions et à adapter sa démarche, ce qui peut compromettre sa performance dans la réalisation de la tâche (Ionescu, 2012; Spiro et al., 1992).

La flexibilité cognitive soutient également les mécanismes de l'apprentissage auto-régulé, c'est-à-dire la capacité à planifier, surveiller et ajuster ses stratégies cognitives et métacognitives tout au long de la tâche (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017). Dans un contexte de rédaction assistée par IA, cela se traduit par la capacité de l'apprenant à évaluer la qualité des propositions générées, à décider quand et comment les utiliser, et à corriger ses propres erreurs à partir des rétroactions reçues. L'IA devient alors un partenaire cognitif, mais c'est la flexibilité de l'apprenant qui détermine l'efficacité de cette collaboration et la profondeur du traitement cognitif engagé.

Ainsi, la flexibilité cognitive agit comme un levier de performance: elle soutient la régulation des stratégies cognitives nécessaires à la réussite d'une tâche et permet une meilleure utilisation des rétroactions offertes par l'IA. Dans cette étude, la performance se traduit par le succès de la tâche et une complétion dans le temps prescrit, deux indicateurs souvent mobilisés pour évaluer la performance de l'apprenant dans les environnements d'apprentissage technologiques (Lintunen et al., 2024).

En somme, il est attendu qu'une flexibilité cognitive plus élevée soit associée à de meilleures performances, donc deux hypothèses peuvent être proposées :

H1: U*ne flexibilité cognitive plus élevée est associée à une probabilité plus élevée de compléter la tâche dans le temps prescrit.*

H2: *Une flexibilité cognitive plus élevée est associée à une probabilité plus élevée d'exécuter la tâche avec succès.*

2.2.4 L'influence de la littératie en intelligence artificielle sur la relation entre la flexibilité cognitive et la performance

Bien que la flexibilité cognitive reste une ressource essentielle à l'interaction entre un apprenant et une IA générative, un autre facteur est également très important : la littératie en IA. Étant un concept relativement récent, la littératie en IA fait l'objet de multiples définitions. Dans le cadre de cette étude, nous retenons celle proposée par Long et Magerko (2020), qui la définissent comme un ensemble de compétences cognitives et techniques nécessaires à une utilisation efficace de l'intelligence artificielle.

Cette compétence joue un rôle central dans la manière dont la flexibilité cognitive se traduit par une performance d'apprentissage lors de la résolution d'un problème. En effet, un niveau élevé de littératie en IA favorise une meilleure compréhension du fonctionnement des IA génératives comme des agents conversationnels, permettant à l'apprenant de formuler des requêtes plus précises, de mieux interpréter les rétroactions et de réguler ses stratégies d'interaction (Knoth et al., 2024). À l'inverse, une faible littératie accroît la charge cognitive et limite la capacité à exploiter les rétroactions, compromettant ainsi la réussite (Su et Yang, 2023). En d'autres mots, un apprenant qui comprend mal le fonctionnement de l'IA, ses biais ou ses modes de raisonnement aura plus de difficulté à décoder les rétroactions et à adapter adéquatement ses requêtes.

Les travaux de Su et Yang (2023) montrent que l'utilisation d'un agent conversationnel comme ChatGPT, en contexte éducatif favorise à la fois le développement de la littératie en IA et celui des capacités de régulation cognitive. Les apprenants y acquièrent progressivement la compétence d'interpréter les réponses générées, de repérer les erreurs et d'ajuster leurs stratégies d'apprentissage de manière autonome. De leur côté, Knoth et al. (2024) soulignent que la littératie en IA constitue un prédicteur important de la qualité des interactions et de la pertinence des productions cognitives des apprenants. Pris ensemble, ces constats indiquent que la littératie en IA renforce le lien entre la flexibilité cognitive et la performance, en agissant comme un pont entre l'adaptabilité cognitive de l'apprenant et sa maîtrise technique de l'outil d'IA. C'est pourquoi les hypothèses suivantes sont formulées :

H3a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le niveau de littératie en IA.

H3b: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche est positif et est modéré par le niveau de littératie en IA.

2.2.5 Les stratégies de recherche d'aide : un facteur métacognitif clé

Au-delà du niveau de flexibilité cognitive et de la littératie en IA, le processus d'apprentissage médié par l'intelligence artificielle sollicite également des habiletés métacognitives et autorégulatrices dans le choix des stratégies d'apprentissage comme la

recherche d'aide afin de résoudre un problème. Ce processus s'inscrit dans le cadre plus large de l'apprentissage autorégulé, tout comme la flexibilité cognitive, définie comme la capacité de l'apprenant à planifier, surveiller et ajuster ses actions cognitives et comportementales afin d'atteindre un objectif d'apprentissage (Zimmerman, 2002; Panadero, 2017).

La recherche d'aide survient lorsque qu'un apprenant réalise qu'il y a un manque dans sa compréhension et qu'il va aller cherche de l'aide pour combler ce manque (Yang et Stefaniak, 2023). Les apprenants peuvent mobiliser différentes sources pour solliciter de l'aide. En contexte scolaire, ils s'appuient principalement sur leurs pairs, leurs enseignants, et désormais sur les outils numériques, parmi lesquels l'intelligence artificielle occupe une place croissante comme source de soutien (Martín-Arbós et al., 2021). La recherche d'aide se divise en deux types : l'aide exécutive et l'aide instrumentale.

La recherche d'aide exécutive consiste à demander de l'aide dans le but d'obtenir directement la réponse sans accomplir le travail par soi-même. Dans ce cas, l'objectif de l'apprenant est d'obtenir l'aide nécessaire pour avoir la bonne réponse au problème sans le souci d'apprendre le processus derrière (Yang et Stefaniak, 2023). Lorsqu'il interagit avec une intelligence artificielle, ce type d'apprenant formule généralement des requêtes orientées vers la solution, dans l'attente d'une réponse immédiate plutôt que d'un accompagnement réflexif (Gonida et al., 2019). Par exemple, il peut soumettre des demandes telles que : *« Donne-moi juste la réponse »* ou *« Quelle est la bonne formule ? »*.

La recherche d'aide instrumentale se caractérise par une demande d'aide avec juste assez d'assistance pour comprendre et accomplir la tâche de manière autonome (Martín-Arbós et al., 2021). L'objectif de l'apprenant est d'acquérir des connaissances et des compétences qui vont lui permettre de résoudre le problème par lui-même (Yang et Stefaniak, 2023). Ce type d'aide se manifeste généralement par des indices, des conseils, des explications ou un accompagnement partiel favorisant la réflexion et la compréhension du processus (Gonida et al., 2019). Par exemple, l'apprenant peut

formuler des requêtes telles que : *« Peux-tu m'expliquer ? »* ou *« Pourquoi utilise-t-on cette méthode ? »*. Ce type de recherche d'aide est jugé moins bénéfique sur le plan cognitif, car elle réduit les efforts déployés pour résoudre le problème et peut nuire à la consolidation des apprentissages (Karabenick et Newman, 2006).

La recherche d'aide est liée aux fonctions exécutives, notamment à la flexibilité cognitive. Plus précisément, de meilleures habiletés de fonctionnement exécutif favorisent à la fois la résolution de problèmes de manière autonome et la capacité à reconnaître les situations où la réussite peut être optimisée par une aide appropriée (Nelson-Le Gall, 1981 ; Roebers, 2017, cité dans Fulcher, 2023). Ce type de démarche correspond à la recherche d'aide instrumentale, centrée sur la compréhension et la progression dans la tâche plutôt que sur la simple obtention de la réponse.

De plus, la recherche d'aide constitue une stratégie d'apprentissage essentielle, directement liée à la performance académique (Karabenick et Newman, 2006). En effet, plusieurs études montrent que les apprenants qui adoptent une recherche d'aide de type instrumental, c'est-à-dire orientée vers la compréhension et la résolution autonome du problème, obtiennent de meilleurs résultats dans les tâches de résolution de problèmes (Gernigon et al., 2003).

En somme, les apprenants dotés d'une flexibilité élevée mais recourant à une aide exécutive pourraient voir leur performance limitée par une utilisation superficielle de l'IA. Ainsi, à la lumière des constats précédents, nous formulons les hypothèses suivantes, où la recherche d'aide est envisagée comme un facteur modérateur de la relation entre la flexibilité cognitive et la performance :

H4a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le type de recherche d'aide.

H4b: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche est positif et est modéré par le type de recherche d'aide.

2.2.6 Rôle modérateur du nombre d'interactions

Dans cette étude, les interactions (ou requêtes) entre l'apprenant et l'agent conversationnel d'intelligence artificielle générative jouent un rôle central dans la relation entre la flexibilité cognitive et la performance, et par conséquent dans le processus d'apprentissage. La flexibilité cognitive englobe plusieurs formes d'adaptations comportementales et stratégiques (Ionescu, 2012).

Dans le cadre d'une interaction avec un agent conversationnel d'IA générative, cette flexibilité se manifeste notamment par la capacité de l'apprenant à reformuler, ajuster et affiner ses requêtes à la lumière des rétroactions reçues, un processus itératif souvent associé à l'ingénierie de requête (*prompt engineering*) (Chauncey et McKenna, 2023). Ce concept renvoie à l'habileté à concevoir, tester et optimiser les requêtes adressées à l'IA afin d'obtenir des réponses plus pertinentes, cohérentes et alignées avec les objectifs d'apprentissage (Bender et al., 2021 ; Brown et al., 2020 ; Sutskever et al., 2014 cité dans Cain, 2024).

Un apprenant présentant une flexibilité cognitive élevée sera davantage capable de s'adapter, de réévaluer ses stratégies et d'itérer ses requêtes au fil de l'interaction avec l'agent conversationnel. Cette capacité d'ajustement se traduit généralement par un nombre plus élevé de prompts, reflétant une exploration active et une recherche de précision dans la formulation des demandes. À l'inverse, un apprenant doté d'une flexibilité cognitive plus faible aura tendance à maintenir sa stratégie initiale, à moins reformuler ses requêtes et, par conséquent, à produire un nombre plus restreint de prompts, ce qui peut limiter la qualité de l'interaction et de l'apprentissage. Toutefois, cette relation n'est pas strictement linéaire. Si un nombre modéré de requêtes traduit une adaptation efficace, un excès d'itérations peut révéler des difficultés de régulation ou une surcharge cognitive (Graesser et al., 2010)

De plus, l'étude de Graesser et al. (2023) sur les environnements d'apprentissage interactifs montre que des échanges multiples favorisent la profondeur du traitement cognitif, la révision métacognitive et la consolidation des connaissances, et donc une meilleure performance, ce qui se traduit par une amélioration de la performance d'apprentissage.

Ainsi, le nombre d'interactions avec l'IA générative agit comme un modérateur comportemental. En cohérence avec ces constats, les hypothèses suivantes sont formulées.

H5a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel.

H5b: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche est positif et est modéré par le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel.

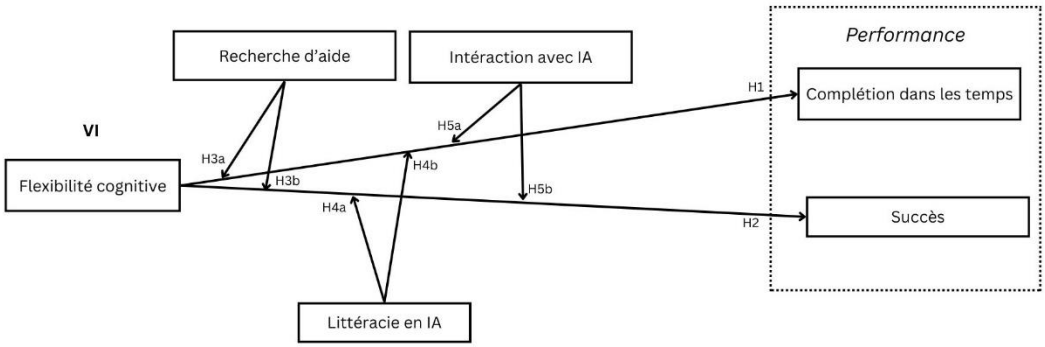

Figure 1. *Le modèle de recherche*

2.3 Méthodologie

Afin de tester les hypothèses de recherche, une expérimentation en laboratoire a été menée. Cette section expose en détail l'ensemble de la méthodologie adoptée pour la conception, la mise en œuvre et l'analyse de cette étude.

2.3.1 Participants

Les participants étaient des élèves de troisième secondaire, âgés de 14 à 15 ans. Les critères d'inclusion exigeaient que les élèves soient capables de lire, d'écrire et de s'exprimer en français, qu'ils ne présentent aucune allergie cutanée ni sensibilité particulière de la peau, et qu'ils ne souffrent pas d'épilepsie. Enfin, l'ensemble du protocole respecte les normes éthiques en vigueur et a obtenu l'approbation du comité d'éthique de la recherche de HEC Montréal le 10 avril 2025 (certificat CER no 2025-6407).

Le recrutement des participants a été effectué en collaboration avec un partenaire local du domaine de l'éducation, disposant d'une base de données de parents susceptibles d'avoir des enfants répondant aux critères de sélection. Ce partenaire a également mandaté une firme spécialisée afin d'élargir le processus de recrutement. Enfin, une vidéo promotionnelle a été produite et diffusée sur les réseaux sociaux dans le but d'accroître la portée et d'augmenter le bassin potentiel de participants. À l'issue de la collecte de données, un total de 31 participants (13 filles et 18 garçons; $N = 31$) disposait de données valides pour l'analyse. Les données d'un élève de 16 ans, bien qu'inscrit en troisième secondaire, ont été exclues de l'échantillon, car il ne respectait pas la tranche d'âge des participants recherchés pour cette étude. Toutefois, un participant n'a complété que deux des trois tâches prévues (tâches A et B), car l'agent conversationnel a subi une dysfonction technique lors de l'expérimentation, de sorte qu'aucune donnée n'est disponible pour la tâche C le concernant.

Étant donné que les participants étaient mineurs, plusieurs mesures spécifiques ont été mises en place afin de garantir le respect des considérations éthiques. Avant le déroulement de l'étude, un formulaire de consentement éclairé devait être signé conjointement par le participant et son adulte accompagnateur. Il était également précisé au participant qu'il ou elle pouvait se retirer de l'expérimentation en tout temps, sans conséquence.

2.3.2 Design expérimental

Cette étude adopte un design intra-participants, puisque l'ensemble des participants appartient à un seul et même groupe et a été exposé au même stimulus, soit un agent

conversationnel d'IA générative. Le facteur manipulé correspondait au type de tâche. Chaque participant devait réaliser les trois tâches prévues (voir annexe 1), présentées dans un ordre aléatoire afin de réduire les biais liés à l'effet de séquence ou d'apprentissage.

La première tâche (T1) consistait en une activité de définition : le participant disposait de 5 minutes pour répondre à la question « *Qu'est-ce qu'un pronom relatif?* ». La deuxième tâche (T2) était une activité d'identification, dans laquelle il devait, en 7 minutes, « *Identifie les phrases à construction particulière suivantes et expliquer sa réponse* ». Enfin, la troisième tâche (T3) demandait au participant de « *Rédige le paragraphe d'introduction d'un article de vulgarisation scientifique sur le thème des changements climatiques* » dans un délai de 15 minutes. Toutes les tâches devaient obligatoirement être réalisées à l'aide de l'agent conversationnel. La durée totale de l'expérimentation était d'environ 1 h 30.

Cependant, aux fins de la présente étude, une seule de ces tâches a été retenue : la tâche de rédaction (T3). Cette tâche a été retenue, car la rédaction s'apparente davantage à une activité scolaire authentique (rédiger un paragraphe), ce qui accroît la validité écologique de l'étude. Par ailleurs, l'écriture constitue une compétence fondamentale et intégrative dans l'apprentissage d'une langue (Walsh, 2010).

Le design de cette tâche visait à reproduire un processus d'apprentissage complexe et ouvert, dans lequel l'élève devait non seulement mobiliser ses connaissances linguistiques, mais aussi réguler sa démarche d'écriture à travers une série d'interactions avec l'IA. En ce sens, elle sollicitait plusieurs fonctions exécutives, la réévaluation des stratégies et l'adaptation, qui sont au cœur de la flexibilité cognitive (Ionescu, 2012).

Comme mentionné, il s'agit d'une tâche de rédaction dans laquelle le participant dispose de 15 minutes pour rédiger un paragraphe introductif à un article de vulgarisation scientifique portant sur le thème des changements climatiques. Le texte doit compter environ 50 à 75 mots et inclure au moins une phrase subordonnée relative. La réponse doit être rédigée à la main sur une feuille de papier à l'aide d'un crayon. Au terme de la période allouée, la tâche est interrompue, que le participant ait terminé ou non. La durée allouée à la tâche a été établie à partir des résultats obtenus lors des douze prétests, au cours desquels le temps moyen de complétion était d'environ dix minutes. Un intervalle

tampon de cinq minutes a ensuite été ajouté afin de tenir compte des variations individuelles, portant ainsi le temps total accordé à quinze minutes par participant.

2.3.3 Stimulus expérimental

Cette étude s'appuie sur l'utilisation d'un agent conversationnel d'IA générative dans un contexte d'apprentissage de la langue française (voir figure 2) qui a été développé par Alloprof (Alloprof, s. d.) , L'organisation conçoit des services professionnels ainsi que des ressources numériques de soutien scolaire qu'elle rend accessibles gratuitement à tous les élèves du Québec et à leurs parents.

Contrairement à une approche où la solution au devoir est fournie directement, cet outil accompagne l'élève dans sa réflexion en proposant des explications, des reformulations et des exemples destinés à soutenir la compréhension sans livrer la réponse exacte. Cette caractéristique offre un cadre de soutien semblable à celui d'un accompagnement pédagogique.

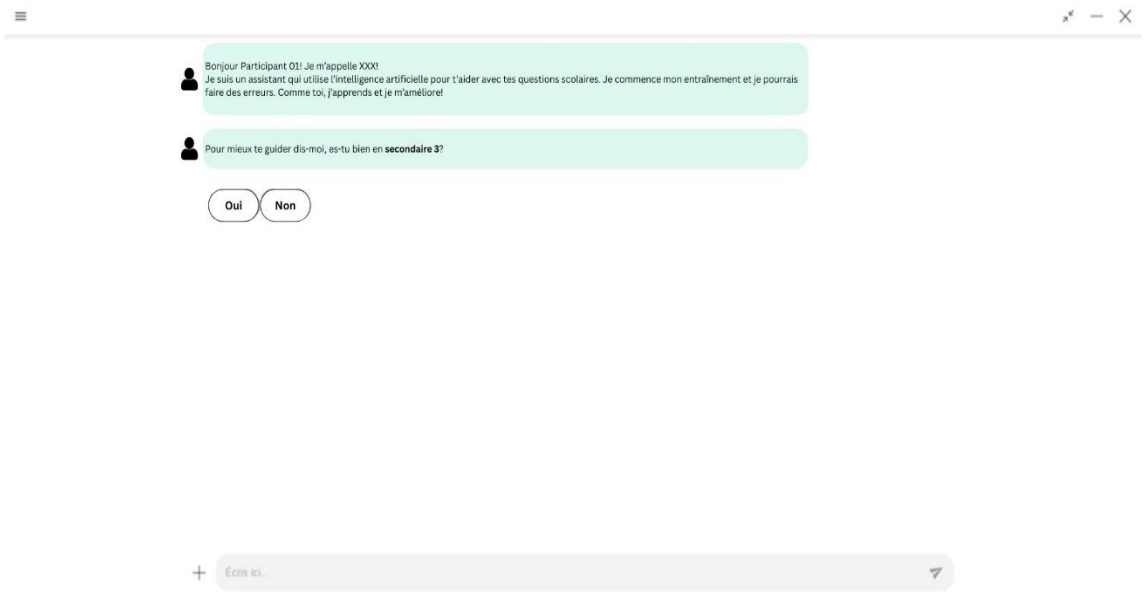

Figure 2*. Visuel approximatif de l'agent conversationnel d'IA générative utilisé dans le contexte de cette étude*

2.3.4 Procédure expérimentale

À leur arrivée, le participant et son adulte accompagnateur étaient accueillis, et ce dernier devait signer un formulaire de consentement parental. Le participant était installé devant un écran (ASUS VN279 27 pouces), muni d'un clavier et d'une souris afin de pouvoir interagir avec l'agent conversationnel. Il disposait également d'un crayon à mine et de papier pour rédiger sa réponse à la tâche de devoir. Puis, il complétait à son tour un formulaire de consentement, après avoir pris connaissance d'un bref message explicatif sur le déroulement de l'expérimentation. Il remplissait ensuite un questionnaire pré-étude, mesurant son le niveau de littératie en IA grâce au questionnaire sur la littératie en intelligence artificielle (Carolus et al., 2023), suivi de l'administration du *Wisconsin Card Sorting Test* (WCST), permettant d'évaluer sa flexibilité cognitive (Miles et al., 2021) Par ailleurs, le logiciel *Tobii Pro Lab* (version 24.21.435, x64) a été utilisé pour initier la timeline de l'étude et permettre l'enregistrement de l'écran du participant. Le participant était ensuite placé dans une mise en contexte simulant la réalisation de devoirs. Il réalisait ensuite les trois tâches randomisées prévues dans le cadre de l'expérimentation.

La première tâche (T1) consistait en un exercice de définition, la deuxième tâche (T2) en un exercice d'identification, et la troisième tâche (T3) en un exercice de rédaction, l'ensemble étant présenté dans un contexte de devoirs scolaires portant sur la langue française.

Finalement, le participant prenait part à une entrevue post-étude visant à recueillir des données qualitatives. Toutefois, ces informations n'ont pas été utilisées dans le cadre du présent projet. La procédure se conclut par la remise de l'information relative à la compensation, puis par le remerciement et le départ du participant.

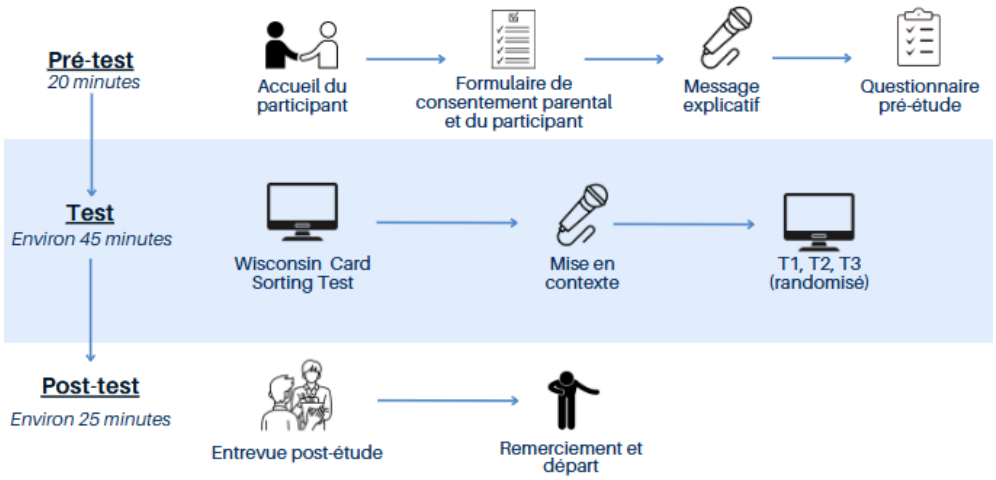

Figure 3. *Visualisation de la procédure expérimentale*

Après l'expérimentation, quatre variables principales ont été observées et codées dans un fichier Excel : la recherche d'aide, le nombre d'interactions, le succès à la tâche et la complétion dans le temps prescrit.

2.3.5 Instruments et mesures

Avant le début de l'expérimentation, une grille de suivi a été créée dans un fichier Excel afin de consigner certaines informations sociodémographiques (sexe et âge des participants) et d'assurer un suivi (voir annexe 2). Le tableau 2 représente un résumé des différents construits, instruments et mesures de cette étude, excluant les données sociodémographiques.

Tableau 2*. Construits, instruments et mesures utilisés dans le contexte de l'étude*

Construits	Instruments	Mesures	Alpha de Cronbach	Références
Flexibilité cognitive	*Wisconsin Card Sorting* Test (WCST)	Score 0 à 1		(Miles et al., 2021)
Littératie en intelligence artificielle	Questionnaire sur la littératie	Échelle de Likert allant de 1 (pas du tout	0,76	(Carolus et al., 2023)

	en intelligence artificielle	certain(e)) à 7 (Tout à fait certain(e))
Type de recherche d'aide		0 = exécutive, 1 = instrumentale
Nombre d'interactions avec l'IA		Nombre de requêtes envoyées
Succès de la tâche		0 = échec, 1 = succès partiel, 2 = succès complet
Completion dans le temps prescrit		0 = non-complétion dans le temps prescrit, 1 = complétion dans le temps prescrit

2.3.5.1 Flexibilité cognitive

Chaque participant réalisait une tâche du paradigme du *Wisconsin Card Sorting* Test (WCST), utilisée pour mesurer la flexibilité cognitive (Miles et al., 2021). L'exercice comportait trois rondes d'environ cinq minutes chacune, au cours desquelles les participants devaient associer des cartes selon une règle de tri non annoncée (par exemple la couleur, la forme ou le nombre). La règle changeait au fil de la tâche et les participants devaient l'inférer à partir du feedback fourni (« Correct » ou « Incorrect »). L'activité était chronométrée et se terminait après un nombre prédéfini d'essais ou à l'expiration du temps limite. Entre chaque ronde, une pause de dix secondes était prévue avant la présentation des instructions de la séquence suivante. Seuls les scores du premier bloc (première ronde) du WCST ont été retenus, afin de limiter l'influence des biais d'apprentissage. En effet, les blocs subséquents risquent davantage de refléter une familiarisation avec la tâche plutôt qu'une véritable mesure de la flexibilité cognitive. Dès les premiers essais, les participants commencent à intégrer la logique de feedback ce qui réduit progressivement

la charge cognitive associée l'inférence des règles (Giandomenico et al., 2023). Comme le suggèrent Barceló et Knight (2002), une partie des erreurs dans les blocs subséquents provient moins d'un manque de flexibilité que d'une amélioration progressive de la capacité à anticiper les changements de règle. Le premier bloc donne une image plus « authentique » de la flexibilité cognitive, car il montre comment les participants comprennent et ajustent la règle spontanément, sans être influencés par l'apprentissage du test au fil des essais.

Un score plus élevé (proche de 1) dans le premier bloc (peu d'erreurs) correspond à une flexibilité cognitive plus développée, c'est-à-dire une meilleure capacité à inhiber une stratégie inadéquate, à tester une alternative et à réviser mentalement la règle en fonction du feedback. À l'inverse, un score faible (proche de 0) dans ce bloc révèle davantage de rigidité cognitive ou une difficulté à exploiter l'information fournie par le feedback.

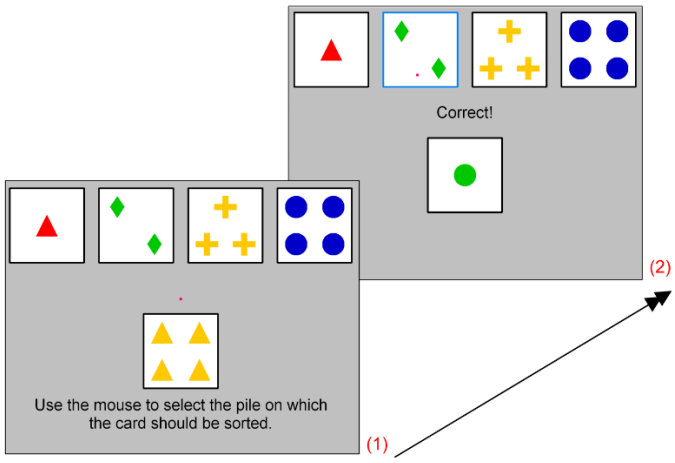

Figure 4. *L'interface du paradigme de Wisconsin Card Sorting Test (WCST)*

2.3.5.2 Littératie en intelligence artificielle

Pour mesurer le niveau de littératie en intelligence nous avons adaptée le questionnaire sur la littératie en intelligence artificielle (Carolus et al., 2023) afin de convenir au contexte scolaire et à l'âge des participants. L'instrument retenu comporte huit dimensions (utiliser et appliquer l'IA, connaître et comprendre l'IA, détecter l'IA, résoudre des problèmes avec l'IA, apprendre avec l'IA, littératie en persuasion par l'IA, régulation émotionnelle face à l'IA), chacune étant mesurée à l'aide de deux items (voir annexe 3). L'adaptation visait à assurer la pertinence et la clarté des items pour un public

adolescent (élèves de secondaire 3, âgés de 14 à 15 ans) et à maintenir un temps de passation raisonnable dans le cadre d'un protocole expérimental en contexte scolaire. L'ensemble des items est évalué sur une échelle de Likert à 7 points allant de « Pas du tout certain(e) » à « Tout à fait certain(e) ». Le score de chaque dimension était ensuite calculé en faisant la moyenne des items correspondants afin d'obtenir un score moyen de littératie en IA pour chaque participant.

2.3.5.3 Type de recherche d'aide

Après l'expérimentation, la recherche d'aide a été mesurée de façon binaire, avec un code de 0 lorsque le participant recourait à une aide de type exécutive et de 1 lorsqu'il sollicitait une aide de type instrumentale, sur la base de la tendance générale des échanges avec l'agent conversationnel. Cette codification a fait l'objet d'une double vérification indépendante afin d'assurer la reproductibilité de la procédure.

2.3.5.4 Nombre d'interactions avec l'IA

Le nombre d'interactions correspond au total de messages envoyés par chaque participant à agent conversationnel, comptabilisé directement à partir des journaux de conversation.

2.3.5.5 Succès de la tâche

Le succès à la tâche a été codé de manière ordinale, où un score de 0 représentait un échec (aucun élément attendu dans la réponse), un score de 1 indiquait une réussite partielle (certains éléments corrects présents) et un score de 2 correspondait à une réussite complète (tous les éléments attendus inclus). Comme pour la recherche d'aide, une double vérification indépendante a été effectuée pour garantir la fiabilité de l'évaluation.

2.3.5.6 Complétion dans le temps prescrit

Enfin, la complétion dans le temps prescrit a été codée de manière binaire : un score de 0 indiquait que le participant n'avait pas terminé la tâche dans le délai imparti de 15 minutes, tandis qu'un score de 1 signifiait que la tâche avait été complétée dans le temps alloué. Le temps a été mesuré à l'aide d'un chronomètre.

2.3.6 Analyse de données

Les analyses statistiques ont été réalisées à l'aide du logiciel SAS. Dans cette étude, un effet est considéré comme statistiquement significatif lorsque la valeur de $p < 0,05$. Toutefois, afin de mettre en lumière certaines tendances potentiellement pertinentes sur le plan interprétatif, les effets dont la valeur de *p* se situe entre 0,05 et 0,10 sont également présentés et interprétés comme marginalement significatifs. Les valeurs de *p* non significatives sont également rapportées pour assurer une transparence complète des résultats. Afin de tester les différentes hypothèses de recherche, deux types de modèles statistiques ont été utilisés, sélectionnés en fonction de la nature des variables dépendantes.

Pour les hypothèses où la variable dépendante est binaire (complétion dans le temps prescrit), des régressions logistiques binaires ont été utilisées.
Pour celles où la variable dépendante est ordinale (succès à la tâche), des régressions logistiques cumulatives ont été appliquées, car elles permettent de modéliser la probabilité cumulative d'obtenir un score plus élevé sur une échelle ordonnée (Zhai et al., 2024). Dans tous les modèles, la flexibilité cognitive a été introduite comme variable indépendante continue, tandis que les variables modératrices (recherche d'aide, nombre d'interactions, littératie en IA) ont été traitées selon leur nature respective (binaire ou quantitative).

2.4 Résultats

2.4.1 Statistiques descriptives

Avant de procéder aux analyses inférentielles, des statistiques descriptives ont été calculées afin de dresser un portrait général de l'échantillon et des variables de l'étude concernant l'écriture d'un texte à l'aide d'un agent conversationnel d'IA générative. Pour tester les hypothèses H3a, H4a et H5a, une régression logistique a été utilisée, alors que pour H3b, H4b et H5b, une régression logistique cumulative a été employée.

Dans le tableau 3 qui représente les statistiques descriptives, il est possible de voir que le score moyen de flexibilité cognitive au premier bloc du WCST suggère que les participants se situaient globalement vers un niveau relativement faible de flexibilité cognitive, tout en demeurant proches d'une zone intermédiaire. La complétion dans le

temps indique qu'une majorité, mais non la totalité, des participants sont parvenus à terminer la tâche dans le délai imparti. Le score moyen du succès à la tâche reflète une tendance générale vers une réussite partielle plutôt que complète. La recherche d'aide traduit une propension plus marquée à recourir à une aide instrumentale qu'à une aide exécutive. Le nombre moyen d'interactions révèle une variabilité importante dans l'intensité des échanges avec l'agent conversationnel. Enfin, la littératie en IA un niveau globalement intermédiaire de compétences perçues liées à l'IA.

Tableau 3. *Les statistiques descriptives*

Variable	M	ÉT	Min	Max
1. Flexibilité cognitive	0,34	0,14	0,12	0,63
2. Complétion dans le temps prescrit	0,60	0,49	0,00	1,00
3. Succès	1,13	0,85	0,00	2,00
4. Recherche d'aide	0,67	0,47	0,00	1,00
5. Interactions avec IA	4,77	3,03	1,00	14,00
6. Littératie en IA	4,28	0,80	2,70	6,00

Note. M = moyenne; ÉT = écart-type.

Le tableau 4 re présente les corrélations entre les différentes variables. En effet, les corrélations montrent d'abord une relation forte entre le succès et la complétion dans le temps prescrit : les participants qui terminent dans le temps prescrit obtiennent généralement de meilleurs résultats. On observe également deux relations négatives significatives : d'une part, les participants qui utilisent davantage une recherche d'aide de type exécutive ont tendance à moins réussir ; d'autre part, ceux qui envoient plus d'interactions à l'IA ont davantage de difficultés à compléter la tâche dans les délais. À l'inverse, aucune corrélation significative n'est observée pour la flexibilité cognitive ni pour la littératie en IA, qui n'apparaissent pas liées directement aux autres variables du tableau. Globalement, les relations les plus marquées concernent la performance (succès et temps).

Tableau 4. *Tableau de corrélations*

Variable	1.	2.	3.	4.	5.	6.
1. Flexibilité cognitive	-	-	-	-	-	-
2. Complétion dans le temps prescrit	-0,02	-	-	-	-	-
3. Succès	0,19	0,64***	-	-	-	-
4. Recherche d'aide	-0,07	-0,25	-0,41*	-	-	-
5. Interactions avec IA	0,05	-0,40*	-0,32	0,21	-	-
6. Littératie en IA	0,16	0,04	0,27	-0,08	-0,13	-

** Significatif à un niveau de 0,10 ; ** Significatif à un niveau de 0,05 ; *** Significatif à un niveau de 0,01*

2.4.2 Vérification des hypothèses

2.4.2.1 H1: Une flexibilité cognitive plus élevée est associée à une probabilité plus élevée de compléter la tâche dans le temps.

Les résultats de la présente étude n'ont révélé aucun effet significatif, $F(1,27) = 0,27$; $\beta = 1,46$; $p = 0,31$. Ainsi, H1 n'est pas supportée.

2.4.2.2 H2: Une flexibilité cognitive plus élevée est associée à une probabilité plus élevée d'exécuter la tâche avec succès.

Les résultats indiquent un effet positif significatif de la flexibilité cognitive sur le succès, $F(1,26) = 2,39$; $p = 0,049$. Étant donné la nature cumulative du modèle, le coefficient ($\beta = –5,01$) doit être interprété comme positif, ce qui est conforme à la relation attendue dans l'hypothèse, à savoir qu'une flexibilité cognitive plus élevée est associée à une probabilité accrue de réussite à la tâche.

2.4.2.3 H3a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le niveau de littératie en IA.

Le modèle de régression logistique révèle un effet marginalement significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et le niveau de littératie en IA sur la complétion dans le temps prescrit, $F(1,25) = 2,47$; $\beta = 10,26$; $p = 0,064$. Ce résultat suggère une tendance selon laquelle les participants présentant une flexibilité cognitive plus élevée et un niveau supérieur de littératie en IA ont davantage de chances de terminer la tâche dans le délai imparti, ce qui soutient partiellement l'hypothèse. Les résultats détaillés de la régression logistique sont présentés au tableau 5.

***Tableau 5**. Régression logistique – complétion dans le temps (H3a)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	-44,68 (29,14)	<0,001 [<0,001; 4,57E06]	-1,53	-104,70	15,33

Littératie en IA	-2,61 (2,09)	0,07 [,001; 5,50]	-1,25	-6,92	1,71
FC × Littératie en IA	10,26 (6,53)	28535,83 [0,04; 1,96E10]	1,57	-3,18	23,70

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

2.4.2.4 H3b : L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche avec succès est positif et est modéré par le niveau de littératie en IA.

Le modèle de régression logistique cumulative indique un effet marginalement significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et le niveau de littératie en IA sur le succès de la tâche, $F(1,24) = 2,40$; $\beta = –6,63$; $p = 0,067$. Le signe négatif du coefficient suggère toutefois que la relation observée va dans le sens inverse de ce qui était prédit par l'hypothèse. Toutefois, comme il s'agit d'une régression logistique cumulative, le coefficient négatif doit être interprété en sens inverse : il correspond en réalité à un effet positif, ce qui vient appuyer la direction de l'hypothèse. Nous notons donc que l'hypothèse est non supportée. Les résultats détaillés de la régression logistique cumulative sont présentés au tableau 6.

Tableau 6. *Régression cumulative – succès de la tâche (H3b)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	23,64 (18,05)	1,84E10 [<0,001; 2,7536E26]	1,31	-13,61	60,88
Littératie en IA	1,99 (1,47)	7,28 [0,35; 151,31]	1,35	-1,05	5,02

FC × Littératie en IA	-6,63 (4,28)	<0,001 [<0,001; 9,05]	-1,55	-15,46	2,20

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

2.4.2.5 H4a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le type de recherche d'aide.

Le modèle de régression logistique n'a révélé aucun effet significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et le type de recherche d'aide sur la complétion dans le temps prescrit ($p = 0,59 > 0,05$), $F(1,25) = 0,70$; $\beta = –49,6$; $p = 0,59$. Ces résultats suggèrent que, dans le cadre de cette étude, la flexibilité cognitive et la stratégie de recherche d'aide ne semblent pas interagir de manière significative pour influencer la probabilité qu'un participant termine la tâche dans le délai imparti. Les résultats détaillés de la régression logistique sont présentés au tableau 7.

Tableau 7*. Régression logistique – complétion dans le temps (H4a)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	47,16 (59,13)	3,02E20 [<0,001; 2,34E76]	0,80	-74,62	168,94
Type de recherche d'aide	13,07 (16,22)	472456,05 [<0,001; 1,52E20]	0,81	-20,24	46,47
FC × Type de recherche d'aide	-49,57 (59,23)	<0,001 [<0,001 ; 2,82E31]	-0,84	-171,57	72,42

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

2.4.2.6 H4b: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche avec succès est positif et est modéré par le type de recherche d'aide.

Le modèle de régression logistique cumulative n'a révélé aucun effet significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et la recherche d'aide sur le succès à la tâche, $F(1,24) = 0,46$; $\beta = 5,84$; $p = 0,75$. Ce résultat suggère que, dans le cadre de cette étude, la flexibilité cognitive et la stratégie d'aide ne semblent pas interagir de manière conjointe pour influencer la réussite. Les résultats détaillés de la régression logistique cumulative sont présentés au tableau 8.

Tableau 8. *Régression cumulative – succès de la tâche (H4b)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	-8,44 (7,96)	<0,001[<0,001; 2982,15]	-1,06	-24,88	8,00
Type de recherche d'aide	-0,47 (3,18)	0,62 [<0,001; 441,87]	-0,15	6,09	
FC × Type de recherche d'aide	5,84 (8,64)	342,37 [,00001; 1,90E10]	0,68	23,67	

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

2.4.2.7 H5a: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche dans le temps prescrit est positif et est modéré par le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel.

Le modèle de régression logistique révèle un effet marginalement significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et le nombre d'interactions sur la complétion dans le temps prescrit. $F(1,25) = 1,87$; $\beta = 1,84$; $p = 0,092$. Ce résultat suggère une tendance selon laquelle les participants disposant d'une plus grande flexibilité cognitive et interagissant davantage avec l'agent conversationnel avaient plus de chances de terminer la tâche dans le délai imparti. Les résultats soutiennent marginalement l'hypothèse. Les résultats détaillés de la régression logistique sont présentés au tableau 9.

Tableau 9. *Régression logistique – complétion dans le temps (H5a)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	-7,91 (7,48)	<0,001 [<0,001; 1804,43]	-1,06	-23,32	7,50
Interactions avec IA	-0,85 (0,54)	0,43 [0,14; 1,29]	-1,59	-1,95	0,25
FC × Interactions avec IA	1,84 (1,34)	6,29 [0,40; 99,95]	1,37	-0,93	4,61

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

2.4.2.8 H5b: L'effet de la flexibilité cognitive sur la probabilité de compléter la tâche avec succès est positif et est modéré par le nombre d'interactions avec l'agent conversationnel.

Le modèle de régression logistique cumulative n'a pas mis en évidence d'effet significatif de l'interaction entre la flexibilité cognitive et le nombre d'interactions sur le succès de la tâche, $F(1,24) = 0,38$; $\beta = -0,69$; $p = 0,27$. Ainsi, dans le contexte de cette étude, la flexibilité cognitive et le nombre d'interactions ne semblent pas interagir de façon significative pour prédire le succès à la tâche. Les résultats détaillés de la régression logistique cumulative sont présentés au tableau 10.

Tableau 10. *Régression cumulative – succès de la tâche (H4b)*

Prédicteur	β (SE)	OR (95% IC)	Valeur t	Limite inférieure	Limite supérieure
Flexibilité cognitive (FC)	-1,56 (6,25)	0,21 [<0,001; 82834,51]	-0,25	-14,45	11,33
Interactions avec IA	0,26 (0,40)	1,31 [0,57; 2,97]	0,66	-0,56	1,09
FC × Interactions avec IA	-0,69 (1,12)	0,50 [0,05; 5,07]	-0,62	-3,00	1,62

Note : OR représente l'effet d'une variable sur les chances d'obtenir un niveau de succès plus élevé. IC représente l'intervalle de confiance.

Tableau 11. *Sommaire des résultats*

Hypothèse	Variable indép.	Variable dép.	Modératrice	Coeff.	Valeur *p*	Statut

H1	Flexibilité Cognitive	Complétion dans le temps prescrit		1,46	,31	Non supportée
H2	Flexibilité Cognitive	Succès		–5,01	,049**	Supportée
H3a	Flexibilité Cognitive	Complétion dans le temps prescrit	Recherche d'aide	-49,6	,59	Marginalement supporté
H3b	Flexibilité Cognitive	Succès	Recherche d'aide	5,84	0,75	Non supportée
H4a	Flexibilité Cognitive	Complétion dans le temps prescrit	Interactions avec IA	1,84	,092*	Supportée
H4b	Flexibilité Cognitive	Succès	Interactions avec IA	-0,69	,27	Non supportée
H5a	Flexibilité Cognitive	Complétion dans le temps prescrit	Littératie en IA	10,26	,064*	Supportée
H5b	Flexibilité Cognitive	Succès	Littératie en IA	–6,63	,067*	Supportée

** Significatif à un niveau de 0,10 ; ** Significatif à un niveau de 0,05*

2.5 Discussion

2.5.1 Sommaire des résultats

Cette étude examine dans quelle mesure la flexibilité cognitive influence la performance d'un apprenant interagissant avec un agent conversationnel d'IA générative dans un contexte d'apprentissage du français. Les résultats montrent qu'une flexibilité cognitive élevée est associée à une meilleure réussite, soutenant l'idée que les élèves capables d'ajuster leurs stratégies en fonction des rétroactions de l'IA sont plus efficaces (Miles et al., 2021). Le nombre d'interactions agit également comme modérateur : en cohérence

avec Graesser et al. (2010), un plus grand nombre d'échanges peut favoriser la profondeur du traitement, bien qu'un excès puisse signaler une surcharge cognitive, surtout chez les novices (Zhai et al., 2024). La littératie en IA joue aussi un rôle clé, amplifiant l'effet de la flexibilité cognitive sur la complétion de la tâche, comme l'ont souligné Su et Yang (2023) et Knoth et al. (2024), même si une exploration trop poussée de l'outil peut nuire à la réussite finale, un phénomène déjà observé par Chauncey et McKenna (2023). En revanche, la stratégie de recherche d'aide ne modère pas significativement les résultats, possiblement en raison du jeune âge des participants ou du contexte expérimental qui limite la spontanéité des comportements, bien que son importance soit largement reconnue dans la littérature (Karabenick et Newman, 2006 ; Fulcher, 2023). Globalement, les résultats indiquent que la performance en écriture assistée par IA dépend à la fois des capacités cognitives de l'élève et de la manière dont il structure et régule son interaction avec l'agent conversationnel.

2.5.2 Contributions théoriques

Cette recherche offre quatre contributions théoriques. D'abord, elle étend la théorie de la flexibilité cognitive (Spiro et al., 1992) à un contexte d'apprentissage médié par une IA générative. Elle démontre empiriquement que cette fonction exécutive est un prédicteur significatif de la réussite et de la complétion des tâches éducatives assistées par IA, comme la rédaction d'un texte, surtout lorsqu'elle s'accompagne d'une utilisation interactive et stratégique de l'outil.

Ensuite, elle intègre trois dimensions clés rarement combinées, dont trois ont été validé : flexibilité cognitive, littératie en IA et recherche d'aide, dans un même modèle conceptuel. Ce cadre théorique propose une nouvelle vision regroupant des facteurs importants reliés à l'apprentissage médié par l'IA, articulant les processus cognitifs (adaptation) et technologiques (compréhension de l'IA).

De plus, cette étude met en avant le nombre d'itérations (requêtes) comme indicateur comportemental de l'engagement cognitif. Plus l'apprenant est cognitivement flexible, moins il va envoyer de requêtes. Elle introduit ainsi une mesure observable, issue des interactions homme-IA, qui traduit la capacité d'un apprenant à ajuster ses stratégies,

ouvrant donc la voie à de futures recherches sur le *prompt engineering* éducatif (Cain, 2024 ; Chauncey et McKenna, 2023).

Par ailleurs, les hypothèses non supportées apportent également un éclairage théorique pertinent. Leur absence d'effet statistiquement significatif suggère que certaines relations attendues entre les variables pourraient être conditionnelles au contexte pédagogique, à la nature de la tâche ou au niveau de maturité cognitive des apprenants. Ces résultats invitent donc à nuancer les modèles existants de l'apprentissage médié par l'IA et soulignent l'importance d'examiner les conditions dans lesquelles certains facteurs tels que la littératie en IA ou les stratégies de recherche d'aide influencent effectivement la performance.

Enfin, sur le plan développemental, cette étude met en lumière les différences interindividuelles liées à la maturation cognitive à l'adolescence, période où les fonctions exécutives, dont la flexibilité, sont encore en développement (Klune et al., 2021). Ces apports théoriques contribuent à la compréhension des mécanismes cognitifs et métacognitifs sous-jacents à l'apprentissage médié par l'IA générative.

2.5.3 Implications pratiques

Les résultats ouvrent des pistes d'action. Ils invitent d'abord à créer, dans les classes, des espaces d'expérimentation encadrés où les élèves peuvent tester différentes formulations de requêtes, comparer leurs effets et recevoir une rétroaction adaptée. Une telle démarche réduit l'incertitude liée à l'usage de l'IA et favorise le développement progressif de stratégies d'interaction plus efficaces.

Les établissements scolaires gagneraient aussi à mettre en place une progression curriculaire structurée en littératie en IA, permettant de développer de façon graduelle des compétences telles que la décomposition d'une tâche, l'évaluation de la qualité d'une réponse ou la vérification croisée des informations générées. Une telle progression dépasse la simple maîtrise de l'outil pour soutenir l'autonomie, l'esprit critique et l'autorégulation.

Sur le plan technologique, les résultats suggèrent l'intérêt de doter les agents conversationnels de guides intégrés de formulation de requêtes et de mécanismes de suivi

pédagogique léger, afin d'aider les élèves à structurer leurs questions tout en offrant aux enseignants une vision non intrusive du cheminement des apprenants.

Enfin, les résultats soulignent l'importance de considérer l'intégration de l'IA sous l'angle de l'équité éducative. Les élèves présentant une flexibilité cognitive ou une littératie en IA plus faibles risquent de bénéficier moins efficacement de l'agent conversationnel. Il devient donc essentiel d'adopter des pratiques différenciées et des scénarios pédagogiques qui soutiennent particulièrement ces élèves, afin d'éviter que l'IA ne renforce des inégalités déjà existantes

2.5.4 Limites et pistes futures

Comme toute recherche, cette étude présente certaines limites qu'il convient de considérer avec prudence.

D'abord, la taille restreinte de l'échantillon (N = 31) limite la portée de la généralisation des résultats à l'ensemble de la population adolescente. Bien que la nature exploratoire de l'étude justifie ce choix, des travaux futurs devraient inclure un échantillon plus large et plus diversifié (en termes d'âge, de niveau scolaire et de contexte socioéducatif) afin de renforcer la validité externe et la robustesse des analyses statistiques.

Ensuite, le contexte expérimental, bien qu'indispensable à la rigueur méthodologique et à l'isolement des variables étudiées, a nécessairement réduit la naturalité des interactions entre les apprenants et l'IA générative. De plus, la contrainte d'un temps limité pour la réalisation des tâches visait à reproduire un environnement d'évaluation plus authentique, mais elle a pu accentuer artificiellement le taux d'échec. En effet, un participant n'ayant pas complété la tâche dans le délai imparti était pratiquement considéré comme en situation d'échec, alors que dans un contexte de devoir à domicile, il aurait disposé d'un temps plus flexible. Des recherches futures pourraient laisser le temps de complétion libre, afin d'examiner plus précisément les différences interindividuelles dans la gestion du temps et la persévérance cognitive.

Par ailleurs, la mesure de la flexibilité cognitive reposait uniquement sur le premier bloc du *Wisconsin Card Sorting Test* (WCST), ce qui ne permet de saisir qu'une facette de cette fonction exécutive complexe. Or, la flexibilité cognitive interagit étroitement avec

d’autres composantes exécutives telles que l’inhibition, la planification et la mise à jour en mémoire de travail. L’intégration de mesures combinant tests cognitifs, indicateurs comportementaux et mesures physiologiques (ex. : activité électrodermale ou oculométrie) permettrait de mieux cerner la dynamique adaptative sous-jacente à la performance. Par exemple, bien qu’étroitement relié à notre étude, Que et al. (2025) montre que la combinaison des mouvements oculaires, de l’activité électrodermale et de la fréquence cardiaque permet de prédire différents types de charge cognitive lors de tâches de lecture complexes en écoutant de la musique. Ces résultats illustrent le potentiel des données physiologiques intégrées pour mieux comprendre les processus cognitifs mobilisés en situation d’apprentissage.

Enfin, la validité écologique du dispositif expérimental reste perfectible. Les interactions observées se sont déroulées dans un environnement contrôlé, isolé des dynamiques sociales propres à la classe. Or, dans un contexte scolaire réel, les échanges avec l’IA s’inscrivent dans des situations d’apprentissage socialement partagées, influencées par la collaboration, la motivation et la pression du groupe. Des études complémentaires menées en milieu scolaire ou dans des contextes d’apprentissage hybrides permettraient d’examiner la transférabilité des résultats à des conditions plus authentiques.

Ces limites ouvrent de nombreuses pistes de recherche futures. Il serait pertinent d’examiner, dans une perspective longitudinale, l’évolution conjointe de la flexibilité cognitive, de la littératie en IA et de l’autorégulation de l’apprentissage, afin de comprendre comment ces variables se renforcent mutuellement dans le temps. D’autres travaux pourraient explorer les effets de la charge cognitive et émotionnelle dans les interactions humain-IA, notamment en lien avec la gestion de la complexité des rétroactions. Enfin, le développement et l’expérimentation de designs adaptatifs d’agents conversationnels, capables d’ajuster leur niveau de soutien en fonction du profil cognitif et métacognitif de l’utilisateur, constitueraient une voie prometteuse pour une personnalisation des environnements d’apprentissage médiés par l’IA.

2.6 Conclusion

Cette recherche visait à examiner dans quelle mesure la flexibilité cognitive influence la performance d'élèves du secondaire interagissant avec un agent conversationnel d'IA générative dans un contexte d'apprentissage du français. L'étude, menée auprès d'élèves de troisième secondaire, a permis d'explorer les liens entre flexibilité cognitive, performance, recherche d'aide, littératie en IA et nombre d'interactions avec l'agent.

Les résultats montrent que la flexibilité cognitive constitue un facteur clé de réussite : les élèves les plus flexibles obtiennent de meilleures performances. Le nombre d'interactions avec l'agent s'est également avéré jouer un rôle modérateur, suggérant qu'un certain niveau d'ajustements et de reformulations favorise la performance, tant que l'effort cognitif demeure optimal. La littératie en IA contribue quant à elle à une utilisation plus efficace de l'agent, bien qu'un niveau très élevé, combiné à une flexibilité importante, puisse parfois entraîner une surcharge cognitive.

Sur le plan théorique, cette étude enrichit la littérature en proposant un modèle articulant cognition, métacognition et technologie, et en montrant comment la flexibilité cognitive soutient l'adaptation et la régulation lors d'interactions avec un agent conversationnel. Sur le plan pratique, les résultats invitent à concevoir des agents éducatifs capables d'ajuster leur rétroaction aux profils des apprenants, et soulignent l'importance d'intégrer la littératie en IA dans les programmes scolaires afin de soutenir une utilisation critique et efficace de ces outils.

Références

Actua et Abacus Data. (2025). *Ready for AI? Report*. https://actua.ca/wp-content/uploads/2025/06/2025-Actuas-Ready-for-AI-Report.pdf

Alloprof. (s. d.). *À propos*. https://www.alloprof.qc.ca/fr/eleves

Barceló, F., et Knight, R. T. (2002). *Both random and perseverative errors underlie WCST deficits in prefrontal patients.*

Neuropsychologia, 40(3), 349–356. https://doi.org/10.1016/S0028-3932(01)00110-5

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., et Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610–623. https://doi.org/10.1145/3442188.3445922

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D., Wu, J., Winter, C., … Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems, 33*, 1877–1901. https://papers.nips.cc/paper/2020/hash/1457c0d6bfcb4967418fb8ac142f64a-Abstract.html

Cain, W. (2024). Prompting Change : Exploring Prompt Engineering in Large Language Model AI and Its Potential to Transform Education. *TechTrends*, *68*(1), 47-57. https://doi.org/10.1007/s11528-023-00896-0

Carolus, A., Koch, M., Straka, S., Latoschik, M. E., et Wienrich, C. (2023). *MAILS -- Meta AI Literacy Scale : Development and Testing of an AI Literacy Questionnaire Based on Well-Founded Competency Models and Psychological Change- and Meta-Competencies* (No. arXiv:2302.09319). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09319

Chatterji, A., Cunningham, T., Deming, D., Hitzig, Z., Ong, C., Shan, C., et Wadman, K. (2025). *How People Use ChatGPT*.

Chauncey, S. A., et McKenna, H. P. (2023). An Exploration of the Potential of Large Language Models to Enable Cognitive Flexibility in AI-Augmented Learning Environments. In K. Arai (Éd.), *Proceedings of the Future Technologies Conference (FTC) 2023, Volume 4* (p. 135-153). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-47448-4_11

Chen, C., et Gong, Y. (Frank). (2025). The Role of AI-Assisted Learning in Academic Writing : A Mixed-Methods Study on Chinese as a Second Language Students. *Education Sciences*, *15*(2), 141. https://doi.org/10.3390/educsci15020141

Chen, X., et Xiao, L. (2025). Serendipitous Sparks : AI Information Encounter, Cognitive Flexibility, AI Literacy, and University Student Creativity. *Frontiers in Psychology*, *16*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1623730

Clément, E. (2021). *La flexibilité cognitive : Pierre angulaire de l'apprentissage*. ISTE Group.

Dempere, J., Modugu, K., Hesham, A., et Ramasamy, L. K. (2023). The impact of ChatGPT on higher education. *Frontiers in Education*, *8*. https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1206936

Diamond, A. (2013). *Executive functions*. Annual Review of Psychology, 64, 135–168. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-113011-143750

Emprin, F., et Richard, P. R. (2023). Intelligence artificielle et didactique des mathématiques : État des lieux et questionnements. *Annales de didactique et de sciences cognitives*, *28*, 131-181. https://doi.org/10.4000/adsc.3286

Fulcher, M. T. (2023). *The development of help-seeking as a problem-solving tool* (Doctoral dissertation, University of Chicago).

https://knowledge.uchicago.edu/record/7542/files/Fulcher_uchicago_0330D_17065.pdf

Gernigon, C., D'arripe-Longueville, F., Debove, V., et Puvis, A. (2003). Situational Indexes of Achievement Motivation, Help-Seeking, and Performance : Influences of the Learning Context and Gender Differences. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, *74*(4), 473-479. https://doi.org/10.1080/02701367.2003.10609117

Giandomenico, K., Baron, L. S., Gul, A., et Arbel, Y. (2023). Between Shifting and Feedback Processing in the Wisconsin Card Sorting Test in Children with Developmental Language Disorder. *Brain Sciences*, *13*(8), 1128. https://doi.org/10.3390/brainsci13081128

Gonida, E. N., Karabenick, S. A., Stamovlasis, D., Metallidou, P., et Greece, the C. (2019). Help seeking as a self-regulated learning strategy and achievement goals : The case of academically talented adolescents. *High Ability Studies*, *30*(1-2), 147-166. https://doi.org/10.1080/13598139.2018.1535244

Graesser, A., McNamara, D., et Graesser, A. (2010). Self-Regulated Learning in Learning Environments With Pedagogical Agents That Interact in Natural Language. *Educational Psychologist - EDUC PSYCHOL*, *45*. https://doi.org/10.1080/00461520.2010.515933

Ionescu, T. (2012). Exploring the nature of cognitive flexibility. *New Ideas in Psychology*, *30*(2), 190-200. https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2011.11.001

Izadi, S., et Forouzanfar, M. (2024). Error Correction and Adaptation in Conversational AI : A Review of Techniques and Applications in Chatbots. *AI*, *5*(2), 803-841. https://doi.org/10.3390/ai5020041

Kalmus, J.-E., et Nikiforova, A. (2024). *To accept or not to accept? An IRT-TOE Framework to Understand Educators' Resistance to Generative AI in Higher Education* (No. arXiv:2407.20130). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.20130

Kalsbeek, A., Voorn, P., Buijs, R. M., Pool, C. W., et Uylings, H. B. (1988). Development of the dopaminergic innervation in the prefrontal cortex of the rat. *The Journal of Comparative Neurology, 269*(1), 58–72. https://doi.org/10.1002/cne.902690106

Karabenick, S. A., et Newman, R. S. (Eds.). (2006). *Help seeking in academic setting: Goals, groups, and contexts.* Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Kim, S., So, H.-J., et Park, K. (2025). Supporting learner agency in collaborative writing with generative AI. *British Journal of Educational Technology*, *n/a*(n/a). https://doi.org/10.1111/bjet.70015

Klimova, B. F. (2014). Approaches to the Teaching of Writing Skills. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *112*, 147-151. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1149

Klune, C. B., Jin, B., et DeNardo, L. A. (2021). Linking mPFC circuit maturation to the developmental regulation of emotional memory and cognitive flexibility. *eLife*, *10*, e64567. https://doi.org/10.7554/eLife.64567

Knoth, N., Tolzin, A., Janson, A., et 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

Kolb, B., Mychasiuk, R., Muhammad, A., Li, Y., Frost, D. O., et Gibb, R. (2012). *Experience and the developing prefrontal cortex*. *Proceedings of the National*

Academy of Sciences, 109(43), 17186–17193. https://doi.org/10.1073/pnas.1121251109

Lewis, D. A. (1997). Development of the prefrontal cortex during adolescence: Insights into vulnerable neural circuits in schizophrenia. *Neuropsychopharmacology, 16*(6), 385–398. https://doi.org/10.1016/S0893-133X(96)00277-1

Liang, J., Wang, L., Luo, J., Yan, Y., et Fan, C. (2023). The relationship between student interaction with generative artificial intelligence and learning achievement : Serial mediating roles of self-efficacy and cognitive engagement. *Frontiers in Psychology*, *14*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1285392

Liang, J.-C., Hwang, G.-J., Chen, M.-R. A., et Darmawansah, D. (2023). Roles and research foci of artificial intelligence in language education : An integrated bibliographic analysis and systematic review approach. *Interactive Learning Environments*, *31*(7), 4270-4296. https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1958348

Lintunen, E., Salmela, V., Jarre, P., Heikkinen, T., Kilpeläinen, M., Jokela, M., et Oulasvirta, A. (2024). Cognitive abilities predict performance in everyday computer tasks. *International Journal of Human-Computer Studies*, *192*, 103354. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2024.103354

Martín-Arbós, S., Castarlenas, E., et Dueñas, J.-M. (2021). Help-Seeking in an Academic Context : A Systematic Review. *Sustainability*, *13*(8), Article 8. https://doi.org/10.3390/su13084460

Miao, F., et Holmes, W. (2024). *Orientations pour l'intelligence artificielle générative dans l'éducation et la recherche*. UNESCO. https://doi.org/10.54675/HBCX3851

Miles, S., Howlett, C. A., Berryman, C., Nedeljkovic, M., Moseley, G. L., et Phillipou, A. (2021). Considerations for using the Wisconsin Card Sorting Test to assess cognitive flexibility. *Behavior Research Methods*, *53*(5), 2083-2091. https://doi.org/10.3758/s13428-021-01551-3

Mittal, U., Sai, S., Chamola, V., et Sangwan, D. (2024). A Comprehensive Review on Generative AI for Education. *IEEE Access*, *12*, 142733-142759. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3468368

Nelson-Le Gall, S. (1981). Help-seeking: An understudied problem-solving skill in children. *Developmental Review, 1*(3), 224–246. https://doi.org/10.1016/0273-2297(81)90019-8

Pang, S., Nol, E., et Heng, K. (2025). Generative AI as a Personal Tutor for English Language Learning : A Review of Benefits and Concerns. *International Journal of Changes in Education*. https://doi.org/10.47852/bonviewIJCE52023724

Panadero, E. (2017). A Review of Self-regulated Learning : Six Models and Four Directions for Research. *Frontiers in Psychology*, *8*, 422. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422

Parade, H., et Pearl, J. (2024). The role of ChatGPT in education: Enhancing cognitive skills development through generative AI. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14678.87366

Que, Y., Zheng, Y., Hsiao, J.H. *et al.* Using eye movements, electrodermal activities, and heart rates to predict different types of cognitive load during reading with background music. *Sci Rep* 15, 32635 (2025). https://doi.org/10.1038/s41598-025-03052-1

Rashid, A. B., et Kausik, M. A. K. (2024). AI revolutionizing industries worldwide : A comprehensive overview of its diverse applications. *Hybrid Advances*, *7*, 100277. https://doi.org/10.1016/j.hybadv.2024.100277

Roebers, C. M. (2017). *Executive function and metacognition: Towards a unifying framework of cognitive self-regulation*. Developmental Review, 45, 31–51. https://doi.org/10.1016/j.dr.2017.04.001

Spiro, R. J., Feltovich, P. J., Jacobson, M. J., et Coulson, R. L. (1992). *Cognitive flexibility, constructivism, and hypertext: Random access instruction for advanced knowledge acquisition in ill-structured domains*. In T. M. Duffy et D. H. Jonassen (Eds.), Constructivism and the technology of instruction: A conversation (pp. 57–76). Lawrence Erlbaum Associates.

Statista. (2024). *Infographie : Le marché mondial de l'IA pourrait dépasser les 500 milliards de dollars d'ici 2028* [Infographie]. In Statista. https://fr.statista.com/infographie/33548/projection-du-chiffre-affaires-mondial-du-secteur-intelligence-artificielle-par-segment

Su (苏嘉红), J., et Yang (杨伟鹏), W. (2023). Unlocking the Power of ChatGPT: A Framework for Applying Generative AI in Education. *ECNU Review of Education*, *6*(3), 355-366. https://doi.org/10.1177/20965311231168423

Sutskever, I., Vinyals, O., et Le, Q. V. (2014). *Sequence to sequence learning with neural networks* (arXiv:1409.3215). arXiv. http://arxiv.org/abs/1409.3215

Unlutabak, B., et Erol Barkana, Prof. Dr. D. (2024). *Children's Information Search with Social Robots : A Focus on Children's Question-Asking Behavior*. SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.5030075

Van Eden, C. G., et Uylings, H. B. (1985). *Cytoarchitectonic development of the prefrontal cortex in the rat*. The Journal of Comparative Neurology, 241, 253–267. https://doi.org/10.1002/cne.902410302

Walsh, S. (2010). What features of spoken and written corpora can be exploited in creating language teaching materials and syllabuses? In *The Routledge Handbook of Corpus Linguistics*. Routledge.

Wu, Y., Barquero, L. A., Pickren, S. E., Taboada Barber, A., et Cutting, L. E. (2020). The relationship between cognitive skills and reading comprehension of narrative and expository texts : A longitudinal study from Grade 1 to Grade 4. *Learning and Individual Differences*, *80*, 101848. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2020.101848

Yang, F., et Stefaniak, J. (2023). A Systematic Review of Studies Exploring Help-Seeking Strategies in Online Learning Environments. *Online Learning*, *27*(1). https://doi.org/10.24059/olj.v27i1.3400

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., et Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *16*(1), 39. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

Zeng, Z., et Sun, Y. (2024). *Understanding the relationship between usage of generative artificial intelligence tools and learning performance : A dual-path perspective*.

Zhai, C., Wibowo, S., et Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities : A systematic review. *Smart Learning Environments*, *11*(1), 28. https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7

Zimmerman, B. J. (2002). Achieving academic excellence : A self-regulatory perspective. In *The pursuit of excellence through education* (p. 85-110). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Chapitre 3 : Conclusion

Cette étude avait pour objectif de mieux comprendre la manière dont un apprenant interagit avec un agent conversationnel d'intelligence artificielle générative dans un contexte d'apprentissage. Plus précisément, elle portait sur des élèves de troisième secondaire amenés à interagir avec un tel agent lors de la réalisation de devoirs liés à l'apprentissage de la langue française. Ce mémoire cherchait ainsi à répondre à la question suivante :

Dans quelle mesure la flexibilité cognitive d'un apprenant influence-t-elle la performance avec un agent conversationnel d'IA générative lors de la résolution d'un problème dans un contexte d'apprentissage de la langue française ?

Les résultats obtenus, lorsque nous les replaçons dans le cadre plus large des travaux présentés au chapitre 1, convergent avec l'idée selon laquelle la flexibilité cognitive constitue un mécanisme central de l'apprentissage dans les environnements complexes. Tout comme les travaux de Clément (2021), Spiro et al. (1992) et Ionescu (2012), cette étude montre empiriquement qu'une flexibilité cognitive plus élevée est associée à une meilleure réussite à une tâche d'écriture assistée par l'IA. En effet, les élèves plus flexibles cognitivement semblent plus aptes à ajuster leur stratégie en fonction des rétroactions de l'agent, à réévaluer leurs choix et à reformuler leurs requêtes de manière plus ciblée. Dans un contexte où l'apprentissage repose sur un dialogue itératif avec une machine, la capacité à reconfigurer sa pensée et ses actions devient un atout très important. La flexibilité cognitive ne se traduit pas uniquement par une plus grande créativité ou une meilleure capacité de changement, mais par une aptitude plus fine à tirer parti de la structure même de l'interaction avec l'IA pour progresser vers une solution acceptable et écologiquement valide.

Au-delà de ce lien, cette présente étude met en lumière le rôle modérateur de certaines caractéristiques de l'interaction, notamment le nombre de requêtes (*prompts*) envoyées à l'agent et le niveau de littératie en IA. Le nombre d'interactions apparaît comme un modérateur important entre la flexibilité cognitive et la complétion de la tâche dans le

temps imparti. Un nombre modéré de requêtes semble favoriser un traitement cognitif plus profond, une révision métacognitive plus active et une consolidation plus efficace des connaissances, rejoignant les constats de Graesser et al. (2010) sur les environnements d'apprentissage interactifs. Les élèves plus flexibles tendent à produire davantage de requêtes, ce qui reflète une exploration plus grande et une volonté de préciser progressivement la demande adressée à l'IA. Néanmoins, la relation n'est pas linéaire : un excès d'itérations peut signaler une surcharge cognitive ou une désorientation stratégique, en particulier chez les apprenants qui maîtrisent moins bien l'outil ou qui ont de la misère à réguler leur démarche.

La littératie en IA joue également un rôle modérateur. D'un côté, un niveau plus élevé de littératie en IA semble renforcer la capacité à compléter la tâche dans le temps prescrit. Les élèves qui comprennent mieux le fonctionnement des agents conversationnels, leurs forces et leurs limites sont plus en mesure de formuler des requêtes efficaces, de décoder les réponses et d'ajuster leurs stratégies d'interaction. Cette observation va dans le sens des travaux de Long et Magerko (2020), Su et Yang (2023) ou Knoth et al. (2024), qui soulignent le rôle central de la littératie en IA dans la qualité de l'engagement cognitif. Cet effet demeure toutefois marginal sur le plan statistique et appelle à la prudence dans son interprétation, tout en suggérant que la combinaison d'une flexibilité cognitive plus élevée et d'une littératie en IA plus développée tend globalement à favoriser la réussite de la tâche.

En contraste avec ces effets, la distinction entre recherche d'aide instrumentale et exécutive, bien documentée dans la littérature, ne s'est pas révélée comme un modérateur significatif dans ce dispositif. Karabenick et Newman (2006), Gonida et al. (2019) ou Fulcher (2023) montrent que la recherche d'aide instrumentale, centrée sur la compréhension plutôt que sur l'obtention directe de la réponse, tend à favoriser une meilleure performance. Dans cette étude, plusieurs éléments ont peut-être empêché ce mécanisme de vraiment se manifester : le jeune âge des élèves, la durée assez courte de la tâche, le cadre très contrôlé de l'expérimentation, ou encore la façon dont la recherche d'aide a été classée à partir des échanges avec l'agent conversationnel.

Globalement, l'étude suggère que la performance dans un contexte d'écriture assistée par IA ne dépend pas seulement des capacités cognitives de l'apprenant, mais aussi de la manière dont il oriente, structure et régule son interaction avec l'agent conversationnel. L'IA générative ne remplace ni l'effort ni la réflexion ; elle propose un nouvel espace de médiation où se rejouent, sous une autre forme, les enjeux classiques de la motivation, de l'autorégulation et de la métacognition. La vraie question n'est donc pas de savoir si l'élève sait « manier » l'IA sur le plan technique, mais plutôt s'il est capable de l'utiliser comme un outil qui l'aide à réfléchir, au lieu de laisser l'IA penser à sa place.

3.1 Recommandations pratiques

Les résultats empiriques de cette étude ne permettent pas seulement de mieux comprendre le rôle de la flexibilité cognitive et de la littératie en IA dans l'apprentissage assisté par un agent conversationnel, ils se traduisent également en recommandations concrètes pour les principaux acteurs de l'écosystème éducatif. Pour les élèves, ils mettent en évidence l'importance d'adopter une posture d'interaction réflexive avec l'IA. Une utilisation efficace d'un agent conversationnel repose sur la capacité à formuler des questions suffisamment précises, à interpréter les réponses de manière critique et à ajuster progressivement les requêtes. Cette compétence est loin d'être intuitive : des travaux récents montrent que la formulation d'une requête constitue l'étape la plus difficile pour les apprenants, qui peinent à structurer une question claire permettant d'obtenir une réponse pertinente (Zamfirescu-Pereira et al., 2023). Dans cette perspective, l'itération n'est pas un simple enchaînement de tentatives, mais un processus d'affinement progressif. Il est donc souhaitable d'encourager les élèves à reformuler plutôt qu'à simplement répéter, à demander des explications et des justifications plutôt que des solutions finales, et à conserver une trace externe de leur démarche afin de réduire la charge cognitive et de soutenir l'apprentissage.

Du point de vue des enseignants, les résultats soulignent la nécessité d'intégrer l'IA générative comme un véritable objet de travail en classe. Au lieu de simplement accepter ou interdire l'IA, il est plus utile de travailler directement avec les élèves sur la façon de poser des questions, d'analyser les réponses et de gérer leurs échanges avec l'agent. Les consignes peuvent être formulées de manière à encourager une recherche d'aide

instrumentale plutôt qu'exécutive, en demandant par exemple aux élèves d'expliquer pourquoi une réponse générée par l'IA est pertinente ou non, de la corriger, de l'améliorer ou de la réécrire avec leurs propres mots. Une séquence pédagogique peut consister à comparer différentes formulations de requêtes et à en analyser les effets sur les réponses de l'agent, ou encore à reconstruire, à partir d'un dialogue avec l'IA, le cheminement intellectuel qui mène à un texte final. Ce type d'approche permet de rendre visibles des processus cognitifs souvent implicites, comme la planification, la révision et l'auto-évaluation, tout en renforçant les fonctions exécutives telles que la flexibilité cognitive ainsi que la littératie en IA et l'autorégulation.

Pour les concepteurs de tuteurs conversationnels éducatifs, les résultats indiquent plusieurs pistes d'amélioration. D'abord, les agents conversationnels devraient être conçus de manière à s'ajuster au profil cognitif de l'utilisateur. La nécessité d'adapter dynamiquement le niveau de guidage en fonction du profil cognitif de l'apprenant fait écho aux travaux sur la personnalisation fine rendue possible par l'IA. Par exemple, les systèmes d'apprentissage adaptatif, décrits dans les travaux de Yuan et al. (2025), permettent déjà d'ajuster le niveau, le rythme et la nature du soutien en temps réel, en fonction de l'historique de performance et du profil de l'utilisateur. Ces promesses technologiques rejoignent directement l'idée d'offrir des rétroactions plus structurées pour les apprenants peu flexibles cognitivement, et des sollicitations plus ouvertes et exploratoires pour les apprenants plus avancés. Cependant, ces approches reposent sur une modélisation fiable de l'apprenant, ce qui demeure un défi. Les auteurs soulignent notamment que, malgré leur potentiel, les systèmes d'IA restent vulnérables à des erreurs d'interprétation ou de classification, en particulier lorsque les profils cognitifs ou comportementaux sont plus complexes (Yaacoub et al., 2025). Ensuite, la capacité à détecter des profils d'interaction « à risque » (séquences répétitives, itérations excessives, absence de progrès) s'inscrit dans la continuité des avancées en « *Smart Teaching* », qui utilisent des données multimodales pour rendre visibles les processus d'apprentissage en temps réel (Yuan et al., 2025). Intégrer ce type de détection dans un agent conversationnel permettrait d'offrir un accompagnement plus proactif, en particulier pour les élèves qui peinent à ajuster leurs stratégies d'interaction. Par ailleurs, l'intégration de fonctionnalités de littératie en IA, telles que des explications de la manière dont la réponse a été générée,

ou des indications sur les limites, s'appuie sur des travaux récents montrant l'importance d'un feedback linguistiquement clair, transparent et adapté pour soutenir l'apprentissage autonome et la réflexion critique. Les promesses sont particulièrement fortes : une IA qui explique comment elle répond aide l'élève à comprendre le raisonnement, à détecter les erreurs potentielles et à mieux évaluer la fiabilité de l'information. Cependant, ces travaux soulignent également les limites actuelles, notamment la tendance des modèles génératifs à produire des explications convaincantes, mais incorrectes (hallucinations), ainsi que des défis éthiques liés à la transparence, aux biais et à la protection des données. (Yaacoub et al., 2025). Enfin, les travaux sur la personnalisation de l'apprentissage dans des domaines comme la musique montrent que les systèmes d'IA peuvent devenir de véritables environnements adaptatifs, capables de générer des exercices, des rétroactions et des contenus alignés sur les intérêts, les préférences et le niveau réel de l'apprenant. Ces avancées renforcent l'idée que les tuteurs conversationnels pourraient dépasser une posture réactive pour offrir un apprentissage situé, engageant et motivant. Mais ces travaux rappellent également que ces systèmes exigent une fiabilité élevée, particulièrement dans des contextes éducatifs, et que leur efficacité doit être démontrée par des études longitudinales, encore largement manquantes (Sanganeria et Gala, 2024).

Enfin, pour les enseignants et les établissements scolaires, cette étude montre qu'il est important de traiter la littératie en IA comme une compétence de base à intégrer à la fois dans les programmes scolaires et dans la formation continue du personnel. Cette conclusion rejoint les travaux récents de Mei et Weber (2025) selon lesquels l'usage croissant des agents conversationnels peut améliorer la « démonstration » d'une compétence sans nécessairement renforcer les processus cognitifs réellement mobilisés par les élèves. Les auteurs soulignent en effet que les outils génératifs ont tendance à réduire l'effort cognitif et à masquer des lacunes sous des productions linguistiques cohérentes, ce qui rend indispensable une éducation explicite aux mécanismes, aux limites et aux biais de ces modèles (Mei et Weber, 2025). Il ne s'agit pas seulement d'initier les élèves à des outils numériques, mais de les aider à comprendre ce que sont les systèmes d'IA, comment ils fonctionnent, quels biais ils peuvent comporter et comment les utiliser de manière responsable. Cela peut prendre la forme d'ateliers de formulation de requêtes, d'activités d'analyse critique des réponses générées ou de séances de sensibilisation aux

biais algorithmiques et aux limites des systèmes d'IA. Dans un contexte de classes nombreuses et de charge accrue sur les enseignants, les agents conversationnels peuvent contribuer à offrir un soutien plus individualisé, mais leur introduction doit s'accompagner de balises pédagogiques, éthiques et organisationnelles claires afin d'éviter qu'ils ne deviennent un facteur de nouvelles inégalités. Les travaux sur la littératie en IA rappellent en effet que les élèves déjà plus familiers avec les technologies et dotés de meilleures habiletés cognitives tirent davantage profit des outils d'IA, ce qui peut amplifier les écarts de performance si aucune stratégie d'équité n'est mise en place (Kennedy & Gupta, 2025). De plus, il apparaît nécessaire de former les enseignants, conseillers pédagogiques et concepteurs technopédagogiques à comprendre les liens entre fonctions exécutives, interaction avec l'IA et performance. Une meilleure compréhension de ces mécanismes permettrait de concevoir des scénarios pédagogiques et des environnements numériques qui soutiennent en priorité les élèves les plus vulnérables, plutôt que de réserver les gains de l'IA aux élèves déjà les plus avantagés, dans une perspective d'équité et de développement des capacités d'adaptation des apprenants.

3.2 Limites, validité et reproductivité

La réalisation de cette recherche a nécessité des choix méthodologiques qui ont demandé certains compromis. Le recours à une expérimentation en laboratoire, à une tâche d'écriture authentique et à un agent conversationnel standardisé a permis de contrôler certaines variables et d'assurer une bonne comparabilité entre les participants, tout en maintenant une validité écologique acceptable, la tâche s'apparentant à un véritable devoir de français. Cette approche comporte toutefois des limites : l'échantillon est de taille modeste et restreint à des élèves de troisième secondaire, ce qui limite la généralisation à d'autres niveaux, contextes ou disciplines, et l'usage d'un seul agent conversationnel, conçu pour un contexte éducatif spécifique, invite à la prudence lorsqu'il s'agit d'étendre les conclusions à des systèmes plus généralistes.

La mesure de la flexibilité cognitive à partir du seul premier bloc du *Wisconsin Card Sorting Test* se justifie par la volonté de réduire les effets de pratique, mais restreint la richesse des informations disponibles sur le profil exécutif des élèves. De même, la codification de variables complexes comme la recherche d'aide à partir de traces

d'interaction textuelles comporte une part d'interprétation, même avec un double codage, ce qui doit être pris en compte dans la discussion de la validité interne et externe des résultats. À ces aspects s'ajoutent des enjeux éthiques liés à l'usage de tuteurs conversationnels. Comme le soulignent Favero et al. (2025), ces systèmes peuvent entraîner une sur-dépendance cognitive, certains élèves adoptant trop rapidement les suggestions de l'IA au détriment de leur propre raisonnement. Ils peuvent aussi affecter l'agence des apprenants, en réduisant leur sentiment de contrôle sur la démarche d'apprentissage lorsqu'ils s'appuient excessivement sur les réponses générées. Les auteurs rappellent également des préoccupations liées à la vie privée et à la perception d'une présence « surveillante » lors des interactions, pouvant freiner la prise de risque intellectuelle. Enfin, des enjeux d'intégrité académique demeurent, l'IA pouvant faciliter des raccourcis cognitifs ou des usages non intentionnels (Favero et al., 2025).

Ces limites n'invalident pas la valeur de l'étude, mais orientent ce qu'il serait pertinent de faire différemment dans des travaux ultérieurs : des designs mixtes combinant données quantitatives et qualitatives permettraient de mieux saisir la dynamique des interactions, des observations en classe longitudinales compléteraient les résultats obtenus en laboratoire, et des répliques du protocole avec différents types d'agents, dans d'autres matières et auprès de profils d'élèves plus diversifiés permettraient de tester la robustesse des liens observés entre flexibilité cognitive, littératie en IA, nombre d'interactions et performance.

3.3 Pistes de recherches futures

Les constats de ce mémoire ouvrent plusieurs pistes de recherche. En effet, une première piste consiste à mener des études longitudinales permettant de suivre l'évolution des stratégies d'interaction avec l'IA sur une période étendue. Un suivi des mêmes élèves sur plusieurs semaines ou mois permettrait d'examiner comment leurs requêtes se complexifient, comment leur flexibilité cognitive se manifeste dans la pratique et comment leur littératie en IA se développe. De telles études pourraient éclairer la manière dont l'usage répété de l'IA influence, positivement ou négativement, les compétences d'autorégulation et de réflexion.

Une deuxième piste consiste à comparer différents types d'agents, par exemple un tuteur conversationnel éducatif spécialisé, une IA grand public et un système hybride intégrant des fonctions métacognitives explicites. Une telle comparaison permettrait d'examiner si les effets observés dans ce mémoire sont spécifiques à un agent conçu pour soutenir l'apprentissage ou s'ils se retrouvent également dans des contextes plus généraux, où les élèves n'ont pas de contraintes pédagogiques explicites. On pourrait ainsi tester l'hypothèse selon laquelle les agents éducatifs encouragent davantage une recherche d'aide instrumentale, alors que les agents généralistes favoriseraient des comportements plus exécutifs.

Une troisième piste concerne la conception d'IA « métacognitives » qui intègrent, grâce au design, des mécanismes de soutien à la régulation cognitive. Par exemple, on pourrait comparer deux situations : dans la première, l'agent répond simplement aux questions de l'élève, et dans la seconde, il lui demande chaque fois de préciser ses objectifs, de résumer ce qu'il a compris et de justifier ses choix. On pourrait alors tester si un tel guidage réduit les écarts de performance entre les élèves ayant différents niveaux de flexibilité cognitive, en transformant l'IA en outil de développement des fonctions exécutives plutôt qu'en simple ressource d'information.

Enfin, une quatrième piste consiste à intégrer des mesures psychophysiologiques, comme l'activité électrodermale ou les indices faciaux d'activation émotionnelle, afin de mieux comprendre les liens entre charge cognitive, émotions et comportements d'interaction avec l'IA. Ces données contribueraient à affiner la compréhension des situations où un nombre élevé de prompts traduit une exploration productive, par opposition à une désorientation ou à une forme de surcharge.

3.4 Résumé

En résumé, ce mémoire contribue à la réflexion scientifique et éducative sur l'intégration de l'IA générative à l'école. Il montre que la performance dans une tâche d'écriture assistée par un agent conversationnel ne peut être comprise sans tenir compte des fonctions exécutives, de la littératie en IA et de la dynamique d'interaction entre l'élève et la machine. Plutôt que d'être une menace ou une solution magique, l'IA apparaît

comme un nouvel acteur de l'écosystème d'apprentissage, qui redistribue les responsabilités entre l'élève, l'enseignant et la technologie. En éclairant le rôle de la flexibilité cognitive et des processus de régulation, cette recherche invite à concevoir des pratiques pédagogiques et des systèmes qui renforcent les capacités d'adaptation et de réflexion des jeunes. À l'heure où les agents conversationnels deviennent omniprésents, préparer les élèves à penser avec l'IA, plutôt qu'à simplement s'en servir", constitue un enjeu central pour faire de cette technologie un levier d'équité, d'autonomie et de développement cognitif, plutôt qu'un simple outil de commodité ou une source de nouvelles inégalités.

Références

Clément, E. (2021). *La flexibilité cognitive : Pierre angulaire de l'apprentissage*. ISTE Group.

Favero, L., Pérez-Ortiz, J.-A., Käser, T., & Oliver, N. (2025). *Do AI tutors empower or enslave learners? Toward a critical use of AI in education* (No. arXiv:2507.06878; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.06878

Fulcher, M. T. (2023). *The development of help-seeking as a problem-solving tool* (Doctoral dissertation, University of Chicago). https://knowledge.uchicago.edu/record/7542/files/Fulcher_uchicago_0330D_17065.pdf

Gonida, E. N., Karabenick, S. A., Stamovlasis, D., Metallidou, P., et Greece, the C. (2019). Help seeking as a self-regulated learning strategy and achievement goals : The case of academically talented adolescents. *High Ability Studies*, *30*(1-2), 147-166. https://doi.org/10.1080/13598139.2018.1535244

Graesser, A., McNamara, D., et Graesser, A. (2010). Self-Regulated Learning in Learning Environments With Pedagogical Agents That Interact in Natural Language. *Educational Psychologist - EDUC PSYCHOL*, *45*. https://doi.org/10.1080/00461520.2010.515933

Ionescu, T. (2012). Exploring the nature of cognitive flexibility. *New Ideas in Psychology*, *30*(2), 190-200. https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2011.11.001

Kalsbeek, A., Voorn, P., Buijs, R. M., Pool, C. W., et Uylings, H. B. (1988). Development of the dopaminergic innervation in the prefrontal cortex of the rat. *The Journal of Comparative Neurology, 269*(1), 58–72. https://doi.org/10.1002/cne.902690106

Kennedy, K., & Gupta, A. (2025). *AI & Data Competencies : Scaffolding holistic AI literacy in Higher Education*.

Knoth, N., Tolzin, A., Janson, A., et 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

Mei, K. X., & Weber, N. (2025). *Designing AI Systems that Augment Human Performed vs. Demonstrated Critical Thinking*.

Sanganeria, M., & Gala, R. (2024). *Tuning Music Education : AI-Powered Personalization in Learning Music* (No. arXiv:2412.13514; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.13514

Spiro, R. J., Feltovich, P. J., Jacobson, M. J., et Coulson, R. L. (1992). *Cognitive flexibility, constructivism, and hypertext: Random access instruction for advanced knowledge acquisition in ill-structured domains*. In T. M. Duffy et D. H. Jonassen

(Eds.), Constructivism and the technology of instruction: A conversation (pp. 57–76). Lawrence Erlbaum Associates.

Su (苏嘉红), J., et Yang (杨伟鹏), W. (2023). Unlocking the Power of ChatGPT: A Framework for Applying Generative AI in Education. *ECNU Review of Education*, *6*(3), 355-366. https://doi.org/10.1177/20965311231168423

Yaacoub, A., Tarnpradab, S., Khumprom, P., Assaghir, Z., Prevost, L., & Da-Rugna, J. (2025). *Enhancing AI-Driven Education : Integrating Cognitive Frameworks, Linguistic Feedback Analysis, and Ethical Considerations for Improved Content Generation* (No. arXiv:2505.00339; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.00339

Yuan, B., Hu, J., Consultancy, A., & China, P. R. (2025). *Bridging MOOCs, Smart Teaching, and AI: A Decade of Evolution Toward a Unified Pedagogy*.

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

Bibliographie

Actua et Abacus Data. (2025). *Ready for AI? Report*. https://actua.ca/wp-content/uploads/2025/06/2025-Actuas-Ready-for-AI-Report.pdf

Alberta Teachers' Association. (2023). *Class size and complexity matter!* https://teachers.ab.ca/news/class-size-and-complexity-matter

Alloprof. (s. d.). *À propos*. https://www.alloprof.qc.ca/fr/eleves

Akgun, S., & Greenhow, C. (2022). Artificial intelligence in education : Addressing ethical challenges in K-12 settings. *Ai and Ethics*, *2*(3), 431-440. https://doi.org/10.1007/s43681-021-00096-7

Barceló, F., & Knight, R. T. (2002). *Both random and perseverative errors underlie WCST deficits in prefrontal patients.* Neuropsychologia, 40(3), 349–356. https://doi.org/10.1016/S0028-3932(01)00110-5

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610–623. https://doi.org/10.1145/3442188.3445922

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D., Wu, J., Winter, C., … Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems, 33*, 1877–1901.

https://papers.nips.cc/paper/2020/hash/1457c0d6bfcb4967418fb8ac142f64a-Abstract.html

Cain, W. (2024). Prompting Change : Exploring Prompt Engineering in Large Language Model AI and Its Potential to Transform Education. *TechTrends*, *68*(1), 47-57. https://doi.org/10.1007/s11528-023-00896-0

Carolus, A., Koch, M., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). *MAILS -- Meta AI Literacy Scale : Development and Testing of an AI Literacy Questionnaire Based on Well-Founded Competency Models and Psychological Change- and Meta-Competencies* (No. arXiv:2302.09319). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09319

Chatterji, A., Cunningham, T., Deming, D., Hitzig, Z., Ong, C., Shan, C., & Wadman, K. (2025). *How People Use ChatGPT*.

Chauncey, S. A., & McKenna, H. P. (2023). An Exploration of the Potential of Large Language Models to Enable Cognitive Flexibility in AI-Augmented Learning Environments. In K. Arai (Éd.), *Proceedings of the Future Technologies Conference (FTC) 2023, Volume 4* (p. 135-153). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-47448-4_11

Chen, C., & Gong, Y. (Frank). (2025). The Role of AI-Assisted Learning in Academic Writing : A Mixed-Methods Study on Chinese as a Second Language Students. *Education Sciences*, *15*(2), 141. https://doi.org/10.3390/educsci15020141

Chen, X., & Xiao, L. (2025). Serendipitous Sparks : AI Information Encounter, Cognitive Flexibility, AI Literacy, and University Student Creativity. *Frontiers in Psychology*, *16*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1623730

Chima Abimbola Eden, Onyebuchi Nneamaka Chisom, & Idowu Sulaimon Adeniyi. (2024). Integrating AI in education : Opportunities, challenges, and ethical considerations. *Magna Scientia Advanced Research and Reviews*, *10*(2), 006-013. https://doi.org/10.30574/msarr.2024.10.2.0039

Clément, E. (2021). *La flexibilité cognitive : Pierre angulaire de l'apprentissage*. ISTE Group.

Debo, D., & Saaida, M. (2024). AI in Higher Education : Opportunities and Challenges. *Higher Education*, 1-4.

Dempere, J., Modugu, K., Hesham, A., & Ramasamy, L. K. (2023). The impact of ChatGPT on higher education. *Frontiers in Education*, *8*. https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1206936

Diamond, A. (2013). *Executive functions*. Annual Review of Psychology, 64, 135–168. https://doi.org/10.1146/annurev-psych-113011-143750

Digital Education Council. *(2024). Global AI Student Survey 2024.* https://www.digitaleducationcouncil.com/post/digital-education-council-global-ai-student-survey-2024

Emprin, F., & Richard, P. R. (2023). Intelligence artificielle et didactique des mathématiques : État des lieux et questionnements. *Annales de didactique et de sciences cognitives*, *28*, 131-181. https://doi.org/10.4000/adsc.3286

Favero, L., Pérez-Ortiz, J.-A., Käser, T., & Oliver, N. (2025). *Do AI tutors empower or enslave learners? Toward a critical use of AI in education* (No. arXiv:2507.06878; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.06878

Fulcher, M. T. (2023). *The development of help-seeking as a problem-solving tool* (Doctoral dissertation, University of Chicago). https://knowledge.uchicago.edu/record/7542/files/Fulcher_uchicago_0330D_17065.pdf

Gernigon, C., D'arripe-Longueville, F., Debove, V., & Puvis, A. (2003). Situational Indexes of Achievement Motivation, Help-Seeking, and Performance : Influences of the Learning Context and Gender Differences. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, *74*(4), 473-479. https://doi.org/10.1080/02701367.2003.10609117

Giandomenico, K., Baron, L. S., Gul, A., & Arbel, Y. (2023). Between Shifting and Feedback Processing in the Wisconsin Card Sorting Test in Children with Developmental Language Disorder. *Brain Sciences*, *13*(8), 1128. https://doi.org/10.3390/brainsci13081128

Gonida, E. N., Karabenick, S. A., Stamovlasis, D., Metallidou, P., & Greece, the C. (2019). Help seeking as a self-regulated learning strategy and achievement goals : The case of academically talented adolescents. *High Ability Studies*, *30*(1-2), 147-166. https://doi.org/10.1080/13598139.2018.1535244

Graesser, A., McNamara, D., & Graesser, A. (2010). Self-Regulated Learning in Learning Environments With Pedagogical Agents That Interact in Natural Language. *Educational Psychologist - EDUC PSYCHOL*, *45*. https://doi.org/10.1080/00461520.2010.515933

He, R., Cao, J., & Tan, T. (2025). Generative artificial intelligence : A historical perspective. *National Science Review*, *12*(5), nwaf050. https://doi.org/10.1093/nsr/nwaf050

Ionescu, T. (2012). Exploring the nature of cognitive flexibility. *New Ideas in Psychology*, *30*(2), 190-200. https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2011.11.001

Izadi, S., & Forouzanfar, M. (2024). Error Correction and Adaptation in Conversational AI : A Review of Techniques and Applications in Chatbots. *AI*, *5*(2), 803-841. https://doi.org/10.3390/ai5020041

Kalmus, J.-E., & Nikiforova, A. (2024). *To accept or not to accept? An IRT-TOE Framework to Understand Educators' Resistance to Generative AI in Higher Education* (No. arXiv:2407.20130). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.20130

Kalsbeek, A., Voorn, P., Buijs, R. M., Pool, C. W., & Uylings, H. B. (1988). Development of the dopaminergic innervation in the prefrontal cortex of the rat. *The Journal of Comparative Neurology, 269*(1), 58–72. https://doi.org/10.1002/cne.902690106

Karabenick, S. A., & Newman, R. S. (Eds.). (2006). *Help seeking in academic setting: Goals, groups, and contexts.* Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Kennedy, K., & Gupta, A. (s. d.). *AI & Data Competencies : Scaffolding holistic AI literacy in Higher Education*.

Kim, S., So, H.-J., & Park, K. (s. d.). Supporting learner agency in collaborative writing with generative AI. *British Journal of Educational Technology*, *n/a*(n/a). https://doi.org/10.1111/bjet.70015

Klimova, B. F. (2014). Approaches to the Teaching of Writing Skills. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *112*, 147-151. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1149

Klune, C. B., Jin, B., & DeNardo, L. A. (2021). Linking mPFC circuit maturation to the developmental regulation of emotional memory and cognitive flexibility. *eLife*, *10*, e64567. https://doi.org/10.7554/eLife.64567

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

Kolb, B., Mychasiuk, R., Muhammad, A., Li, Y., Frost, D. O., & Gibb, R. (2012). *Experience and the developing prefrontal cortex*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(43), 17186–17193. https://doi.org/10.1073/pnas.1121251109

Lewis, D. A. (1997). Development of the prefrontal cortex during adolescence: Insights into vulnerable neural circuits in schizophrenia. *Neuropsychopharmacology, 16*(6), 385–398. https://doi.org/10.1016/S0893-133X(96)00277-1

Liang, J., Wang, L., Luo, J., Yan, Y., & Fan, C. (2023). The relationship between student interaction with generative artificial intelligence and learning achievement : Serial mediating roles of self-efficacy and cognitive engagement. *Frontiers in Psychology*, *14*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1285392

Liang, J.-C., Hwang, G.-J., Chen, M.-R. A., & Darmawansah, D. (2023). Roles and research foci of artificial intelligence in language education : An integrated bibliographic analysis and systematic review approach. *Interactive Learning Environments*, *31*(7), 4270-4296. https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1958348

Lin, C.-C., Huang, A. Y. Q., & Lu, O. H. T. (2023). Artificial intelligence in intelligent tutoring systems toward sustainable education : A systematic review. *Smart Learning Environments*, *10*(1), 41. https://doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y

Lintunen, E., Salmela, V., Jarre, P., Heikkinen, T., Kilpeläinen, M., Jokela, M., & Oulasvirta, A. (2024). Cognitive abilities predict performance in everyday computer tasks. *International Journal of Human-Computer Studies*, *192*, 103354. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2024.103354

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-16. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

Martín-Arbós, S., Castarlenas, E., & Dueñas, J.-M. (2021). Help-Seeking in an Academic Context : A Systematic Review. *Sustainability*, *13*(8), Article 8. https://doi.org/10.3390/su13084460

Mei, K. X., & Weber, N. (s. d.). *Designing AI Systems that Augment Human Performed vs. Demonstrated Critical Thinking*.

Miao, F., & Holmes, W. (2024). *Orientations pour l'intelligence artificielle générative dans l'éducation et la recherche*. UNESCO. https://doi.org/10.54675/HBCX3851

Miles, S., Howlett, C. A., Berryman, C., Nedeljkovic, M., Moseley, G. L., & Phillipou, A. (2021). Considerations for using the Wisconsin Card Sorting Test to assess cognitive flexibility. *Behavior Research Methods*, *53*(5), 2083-2091. https://doi.org/10.3758/s13428-021-01551-3

Mittal, U., Sai, S., Chamola, V., & Sangwan, D. (2024). A Comprehensive Review on Generative AI for Education. *IEEE Access*, *12*, 142733-142759. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3468368

Nelson-Le Gall, S. (1981). Help-seeking: An understudied problem-solving skill in children. *Developmental Review, 1*(3), 224–246. https://doi.org/10.1016/0273-2297(81)90019-8

Ng, D. T. K., Chan, E. K. C., & Lo, C. K. (2025). Opportunities, challenges and school strategies for integrating generative AI in education. *Computers & Education: Artificial Intelligence, 8*, 100373. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100373

Oberer, B., & Erkollar, A. (2024). Improving Argumentation Skills through AI-Driven Dialogues : A Transdisciplinary Approach. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, *22*(6), 1-17. https://doi.org/10.54808/JSCI.22.06.1

OECD. (2024). *Teaching for today's world: Results from TALIS 2024* . https://www.oecd.org/en/publications/results-from-talis-2024_90df6235-en/full-report/teaching-for-today-s-world_eefb146b.html

Panadero, E. (2017). A Review of Self-regulated Learning : Six Models and Four Directions for Research. *Frontiers in Psychology*, *8*, 422. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422

Pang, S., Nol, E., & Heng, K. (2025). Generative AI as a Personal Tutor for English Language Learning : A Review of Benefits and Concerns. *International Journal of Changes in Education*. https://doi.org/10.47852/bonviewIJCE52023724

Parade, H., & Pearl, J. (2024). The role of ChatGPT in education: Enhancing cognitive skills development through generative AI. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14678.87366

Que, Y., Zheng, Y., Hsiao, J.H. *et al.* Using eye movements, electrodermal activities, and heart rates to predict different types of cognitive load during reading with background music. *Sci Rep* 15, 32635 (2025). https://doi.org/10.1038/s41598-025-03052-1

Rashid, A. B., & Kausik, M. A. K. (2024). AI revolutionizing industries worldwide : A comprehensive overview of its diverse applications. *Hybrid Advances*, *7*, 100277. https://doi.org/10.1016/j.hybadv.2024.100277

Roebers, C. M. (2017). *Executive function and metacognition: Towards a unifying framework of cognitive self-regulation*. Developmental Review, 45, 31–51. https://doi.org/10.1016/j.dr.2017.04.001

Roulston, C. (s. d.). *Class size is not just a number*. ETFO Voice. https://etfovoice.ca/feature/class-size-not-just-number

Sanganeria, M., & Gala, R. (2024). *Tuning Music Education : AI-Powered Personalization in Learning Music* (No. arXiv:2412.13514; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.13514

Spiro, R. J., Feltovich, P. J., Jacobson, M. J., & Coulson, R. L. (1992). *Cognitive flexibility, constructivism, and hypertext: Random access instruction for advanced knowledge acquisition in ill-structured domains*. In T. M. Duffy & D. H. Jonassen (Eds.), Constructivism and the technology of instruction: A conversation (pp. 57–76). Lawrence Erlbaum Associates.

Statista. (2024). *Infographie : Le marché mondial de l'IA pourrait dépasser les 500 milliards de dollars d'ici 2028* [Infographie]. In Statista. https://fr.statista.com/infographie/33548/projection-du-chiffre-affaires-mondial-du-secteur-intelligence-artificielle-par-segment

Su (苏嘉红), J., & Yang (杨伟鹏), W. (2023). Unlocking the Power of ChatGPT: A Framework for Applying Generative AI in Education. *ECNU Review of Education*, *6*(3), 355-366. https://doi.org/10.1177/20965311231168423

Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). *Sequence to sequence learning with neural networks* (arXiv:1409.3215). arXiv. http://arxiv.org/abs/1409.3215

Tarling, I., & Ng'ambi, D. (2016). Teachers pedagogical change framework : A diagnostic tool for changing teachers' uses of emerging technologies. *British Journal of Educational Technology*, *47*(3), 554-572. https://doi.org/10.1111/bjet.12454

Unlutabak, B., & Erol Barkana, Prof. Dr. D. (2024). *Children's Information Search with Social Robots : A Focus on Children's Question-Asking Behavior*. SSRN. https://doi.org/10.2139/ssrn.5030075

Van Eden, C. G., & Uylings, H. B. (1985). *Cytoarchitectonic development of the prefrontal cortex in the rat*. The Journal of Comparative Neurology, 241, 253–267. https://doi.org/10.1002/cne.902410302

Walsh, S. (2010). What features of spoken and written corpora can be exploited in creating language teaching materials and syllabuses? In *The Routledge Handbook of Corpus Linguistics*. Routledge.

Wu, Y., Barquero, L. A., Pickren, S. E., Taboada Barber, A., & Cutting, L. E. (2020). The relationship between cognitive skills and reading comprehension of narrative and

expository texts : A longitudinal study from Grade 1 to Grade 4. *Learning and Individual Differences*, *80*, 101848. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2020.101848

Yaacoub, A., Tarnpradab, S., Khumprom, P., Assaghir, Z., Prevost, L., & Da-Rugna, J. (2025). *Enhancing AI-Driven Education : Integrating Cognitive Frameworks, Linguistic Feedback Analysis, and Ethical Considerations for Improved Content Generation* (No. arXiv:2505.00339; Version 1). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.00339

Yang, F., & Stefaniak, J. (2023). A Systematic Review of Studies Exploring Help-Seeking Strategies in Online Learning Environments. *Online Learning*, *27*(1). https://doi.org/10.24059/olj.v27i1.3400

Yuan, B., Hu, J., Consultancy, A., & China, P. R. (s. d.). *Bridging MOOCs, Smart Teaching, and AI: A Decade of Evolution Toward a Unified Pedagogy*.

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

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *16*(1), 39. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

Zeng, Z., & Sun, Y. (2024). *Understanding the relationship between usage of generative artificial intelligence tools and learning performance : A dual-path perspective*.

Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities : A systematic review. *Smart Learning Environments*, *11*(1), 28. https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7

Zimmerman, B. J. (2002). Achieving academic excellence : A self-regulatory perspective. In *The pursuit of excellence through education* (p. 85-110). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.

Annexes

Annexe 1 – Les tâches de l'étude

Tâche 1 (T1) sur la définition

Question Définition (A):

Qu'est-ce qu'un pronom relatif ?

Tâche 2 (T2) sur l'identification

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.

Tâche 3 (T3) sur la rédaction

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 2 – Données sociodémographiques des participants de l'étude

Numéro de participant	Âge	Sexe
P01	14	F
P02	14	M
P03	15	M
P04	15	M
P05	14	F
P08	14	M
P09	14	M
P11	15	F
P12	15	M
P13	15	M
P14	15	M
P15	14	F
P16	15	F
P19	15	F
P21	14	F
P22	15	M
P23	14	F
P24	14	F
P25	14	M
P26	15	M
P27	14	F
P29	14	M
P30	15	F
P31	15	M
P32	15	M
P34	14	M
P38	14	M

P40	16	M
P41	14	F
P42	15	F
P43	14	M
P44	14	M

Annexe 3 – Échelle du biveau de littéracie en intelligence artificielle (du côté gauche, un (x) se trouve vise à vis les items qui n'ont pas été choisis)

Pour mesurer le niveau de littératie en intelligence nous avons adaptée et raccourcie le questionnaire sur la littératie en intelligence artificielle (Carolus et al., 2023) afin de convenir au contexte scolaire et à l'âge des participants.

Version traduite en français	**Version originale en anglais**
<u>Utiliser et appliquer l'IA</u> • Je peux utiliser des applications d'IA dans ma vie quotidienne. (x) • Je peux utiliser des applications d'IA pour faciliter mon quotidien. (x) • Je peux utiliser l'intelligence artificielle de manière pertinente pour atteindre mes objectifs quotidiens. • Dans ma vie quotidienne, je peux interagir avec l'IA de manière à faciliter mes tâches. • Dans ma vie quotidienne, je peux collaborer efficacement avec une intelligence artificielle. (x) • Je peux communiquer efficacement avec une intelligence artificielle dans mon quotidien. (x) <u>Connaître et comprendre l'IA</u>	<u>Apply AI</u> • I can operate AI applications in everyday life. • I can use AI applications to make my everyday life easier. • I can use artificial intelligence meaningfully to achieve my everyday goals. • In everyday life, I can interact with AI in a way that makes my tasks easier. • In everyday life, I can work together gainfully with an artificial intelligence. • I can communicate gainfully with artificial intelligence in everyday life. <u>Understand AI</u> • I know the most important concepts of the topic "artificial intelligence". • I know definitions of artificial intelligence.

• Je connais les concepts clés du domaine de l'intelligence artificielle. • Je connais les définitions de l'intelligence artificielle. (x) • Je peux évaluer les limites et les opportunités de l'utilisation de l'IA. (x) • Je peux évaluer les avantages et les inconvénients de l'utilisation de l'intelligence artificielle. • Je peux imaginer de nouvelles applications pour l'IA. (x) • Je peux imaginer des utilisations futures possibles de l'IA. (x) <u>Détecter l'IA</u> • Je peux identifier si j'interagis avec une application basée sur l'intelligence artificielle. • Je peux distinguer les dispositifs qui utilisent l'IA de ceux qui ne l'utilisent pas. (x) • Je peux distinguer si j'interagis avec une IA ou un être humain réel. <u>Éthique de l'IA</u> (x)	• I can assess what the limitations and opportunities of using an AI are. • I can assess what advantages and disadvantages the use of an artificial intelligence entails. • I can think of new uses for AI. • I can imagine possible future uses of AI. <u>Detect AI</u> • I can tell ifI am dealing with an application based on artificial intelligence. • I can distinguish devices that use AI from devices that do not. • I can distinguish if I interact with an AI or a "real human". <u>AI Ethics</u> • I can weigh the consequences of using AI for society. • I can incorporate ethical considerations when deciding whether to use data provided by an AI. • I can analyze AI-based applications for their ethical implications. <u>Create AI</u> • I can design new AI applications.

• Je peux évaluer les conséquences de l'utilisation de l'IA sur la société. (x) • Je peux intégrer des considérations éthiques dans mes décisions concernant l'utilisation des données fournies par une IA. (x) • Je peux analyser les applications basées sur l'IA en fonction de leurs implications éthiques. (x) <u>Créer une IA (x)</u> • Je peux concevoir de nouvelles applications D'IA. (x) • Je peux programmer mes propres applications dans le domaine de l'intelligence artificielle. (x) • Je peux développer de nouvelles applications d'IA. (x) • Je peux sélectionner des outils adaptés (ex : cadre de travail, langages de programmation) pour programmer une IA. (x) <u>Résolution de problèmes en IA</u> • Je peux m'appuyer sur mes compétences dans des situations difficiles lorsque j'utilise une IA. (x)	• I can program new applications in the field of "artificial intelligence". • I can develop new AI applications. • I can select useful tools (e.g., frameworks, programming languages) to program an AI. <u>AI Problem solving</u> • I can rely on my skills in difficult situations when using AI. • I can handle most problems in dealing with artificial intelligence well on my own. • I can also usually solve strenuous and complicated tasks when working with artificial intelligence well. <u>Learning</u> • I can keep up with the latest innovations in AI applications. • Despite the rapid changes in the field of artificial intelligence, I can always keep up to date. • Although there are often new AI applications, I manage to always be "up-to date". <u>AI Persuasion literacy</u> • I don't let AI influence me in my everyday decisions.

• Je peux gérer la plupart des problèmes liés à l'intelligence artificielle par moi-même. • Je peux généralement résoudre des tâches complexes et exigeantes en travaillant avec une IA. <u>Apprentissage</u> • Je peux suivre les dernières innovations en matière d'application d'IA. • Malgré les évolutions rapides du domaine de l'intelligence artificielle, je parviens à me tenir informé. (x) • Même s'il y a souvent de nouvelles applications d'IA, je réussis à rester constamment à jour. <u>Littératie en persuasion par l'IA</u> • Je ne me laisse pas influencer par l'IA dans mes décisions quotidiennes. • Je peux empêcher une IA d'influencer mes décisions quotidiennes. (x) • Je réalise si une intelligence artificielle influence mes décisions au quotidien. <u>Régulation émotionnelle face à l'IA</u>	• I can prevent an AI from influencing me in my everyday decisions. • I realise if artificial intelligence is influencing me in my everyday decisions. <u>AI Emotion regulation</u> • I keep control over feelings like frustration and anxiety while doing everyday things with AI. • I can handle it when everyday interactions with AI frustrate or frighten me. • I can control my euphoria that arises when I use artificial intelligence for everyday purposes.

• Je garde le contrôle de mes émotions, comme la frustration ou l'anxiété, lorsque j'utilise l'IA au quotidien. • Je peux gérer les situations où mes interactions avec l'IA me frustrent ou m'inquiètent. • Je peux contrôler mon enthousiasme lorsqu'une intelligence artificielle me facilite certaines tâches du quotidien. (x)	

Annexe 4 - Déclaration de l'utilisation de l'IA générative dans le processus d'écriture du mémoire

Dans le cadre de la rédaction de ce mémoire, l'autrice a utilisé ChatGPT exclusivement pour réviser la grammaire, améliorer la formulation des phrases et identifier certaines sources pertinentes. Chaque suggestion générée a été vérifiée, ajustée et réécrite au besoin afin de correspondre au style d'écriture de l'autrice et aux exigences académiques du travail. L'autrice a également pris soin de valider l'exactitude et la fiabilité des références proposées. Elle assume l'entière responsabilité du contenu, des analyses et des interprétations présentés dans ce mémoire.