

FÉVRIER 2026 – VOL. 15 N° 2

EFFET DE L'UTILISATION D'UN AGENT CONVERSATIONNEL SUR LA TRACE EN MÉMOIRE

Bérénice DESROSIERS, Noémie LAVOIE* & Alexandre MAROIS

École de psychologie, Université Laval, Québec, QC, Canada

**noemie.lavoie.8@ulaval.ca*

Pour citer l'article

Desrosiers, B., Lavoie, N. & Marois, A. (2026). Effet de l'utilisation d'un agent conversationnel sur la trace en mémoire. *Psycause: Revue scientifique étudiante de l'École de psychologie de l'Université Laval*, 15(2), 21-23.

Droits d'auteur

© 2026 Desrosiers, Lavoie & Marois. Cet article est distribué en libre accès selon les termes d'une licence Creative Commons Attribution 4.0 International (de type CC-BY 4.0) qui permet l'utilisation du contenu des articles publiés de façon libre, tant que chaque auteur ou autrice du document original à la publication de l'article soit cité(e) et référencé(e) de façon appropriée.

EFFET DE L'UTILISATION D'UN AGENT CONVERSATIONNEL SUR LA TRACE EN MÉMOIRE

Bérénice DESROSIERS, Noémie LAVOIE* & Alexandre MAROIS

École de psychologie, Université Laval

*noemie.lavoie.8@ulaval.ca

Mots-clés : Charge cognitive, agent conversationnel, mémorisation

Les expériences influencent les comportements en facilitant la mémoire et l'apprentissage. La charge cognitive, soit l'effort mental requis pour intégrer de nouvelles connaissances (Paas et al., 2003), joue un rôle central dans ce processus. Elle comprend la charge intrinsèque, liée à la complexité du contenu (Wang et al., 2019), la charge extrinsèque, influencée par des facteurs externes comme le bruit (Sweller et al., 2019), et la charge essentielle, nécessaire à un apprentissage durable (Paas et al., 2003). Réduire la charge extrinsèque et renforcer la charge essentielle favorisent l'acquisition de connaissances (Sweller & Chandler, 1994).

Les outils numériques comme Internet et l'intelligence artificielle (IA) peuvent réduire la charge extrinsèque. Certaines utilisations de l'IA générative et des agents conversationnels vont en ce sens, en simulant le dialogue humain et en automatisant certaines tâches cognitives (Cao et al., 2023; Kohnke et al., 2023; IBM, s.d.). Largement utilisés par les étudiants, ces outils stimulent la créativité et la motivation, mais peuvent limiter l'engagement cognitif et l'autonomie (Wu & Yu, 2024).

Une étude pilote (Ju, 2023) montre que l'utilisation exclusive de l'IA pour résumer un texte réduit la précision des réponses de 25 %, contre 12 % lorsqu'elle est combinée à une lecture active avec un agent conversationnel. L'IA produit des résumés plus rapidement et de meilleure qualité, mais son apport cognitif semble supérieur lorsqu'elle complète plutôt qu'elle ne remplace l'intervention humaine.

La présente étude vise à examiner l'influence de l'utilisation d'un agent conversationnel (LM Studio) sur la trace en mémoire lors d'une tâche de recherche documentaire, tout en explorant si cet effet est médié par la charge cognitive associée à la tâche.

Méthode

Cinquante-six adultes, recrutés sur le campus de l'Université Laval et par courriel, ont participé à une tâche informatisée de recherche documentaire. L'échantillon comprend 28 femmes et 28 hommes, avec un âge moyen de 29,97 ans ($\bar{X} - T = 13,58$). De manière aléatoire, les personnes participantes sont réparties en deux groupes : la moitié est assignée à la condition expérimentale (interaction avec un agent

conversationnel), tandis que l'autre moitié est assignée à la condition contrôle (recherche Web classique).

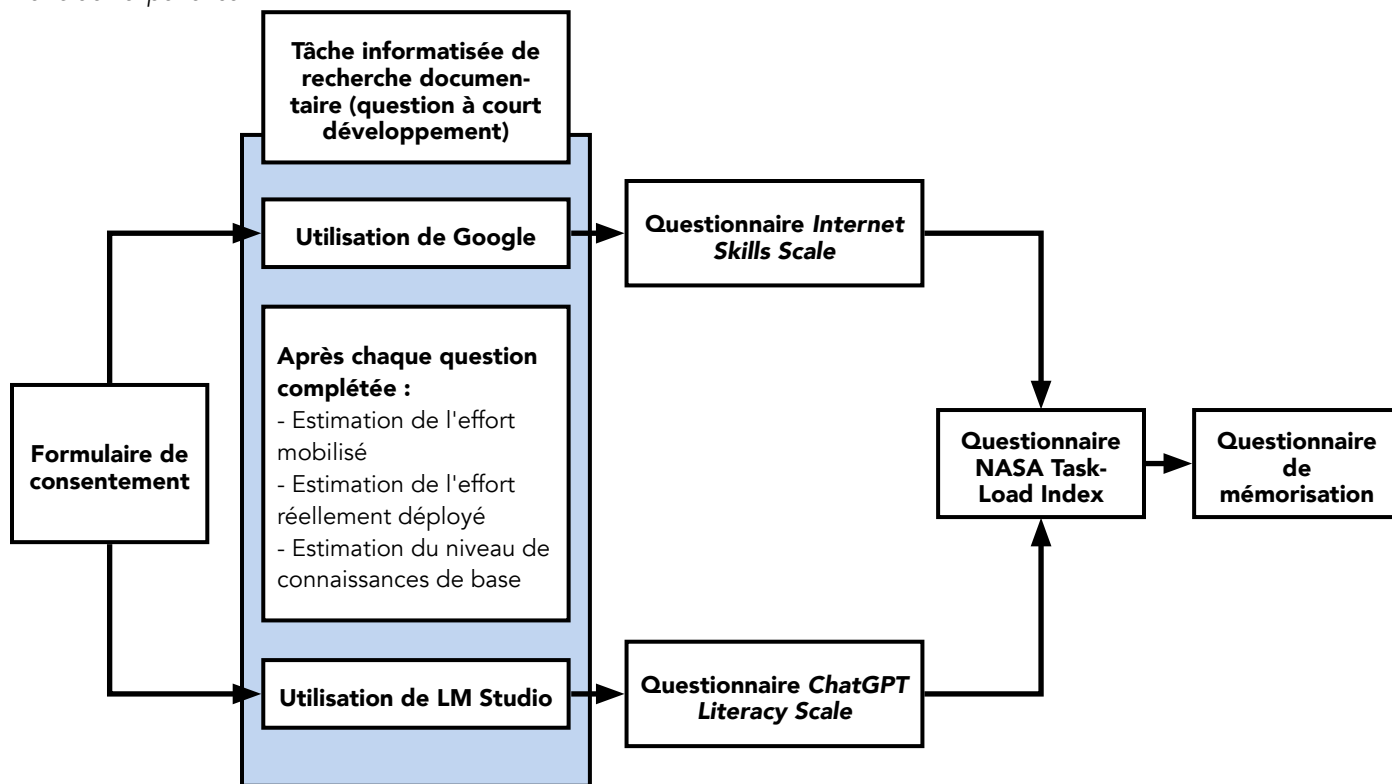
Chaque personne répond à douze questions à développement court, avec des réponses attendues entre 75 et 100 mots. Un maximum de dix minutes est alloué par question, bien qu'un temps de 4 à 5 minutes soit recommandé. Après chaque réponse, trois mesures d'autoévaluation sont recueillies : l'effort mental perçu et l'effort mental réellement mobilisé (échelles de 1 à 5) et les connaissances préalables sur le sujet (échelle de 1 à 10). Une fois la tâche complétée, les personnes participantes remplissent un questionnaire évaluant leurs compétences numériques : l'*Internet Skills Scale* (van Deursen et al., 2015) pour le groupe contrôle ou une version adaptée de la *ChatGPT Literacy Scale* (Lee & Park, 2024) pour le groupe expérimental. Tous complètent ensuite le *NASA Task-Load Index* (Hart & Staveland, 1988), mesurant la charge cognitive perçue (échelle de 1 à 10). Enfin, un test de mémorisation surprise est administré, composé de douze questions à réponse courte portant sur les sujets abordés pendant la tâche. La Figure 1 illustre la procédure expérimentale.

Résultats et discussion

Deux tests *U* de Mann-Whitney sont réalisés pour comparer les groupes. Le premier, portant sur le nombre de réponses correctes, n'a révélé aucune différence significative ($U = 386$, $p = 0,92$, $r = 0,12$). Le second, portant sur les temps de réponse, n'a pas montré de différence significative ($U = 487$, $p = 0,12$, $r = 0,38$). Une analyse de médiation en trois étapes était prévue pour examiner si l'agent conversationnel améliorerait la performance en réduisant la charge cognitive, mais elle n'est pas réalisée en raison de l'absence d'effet direct significatif de l'outil sur la performance ($\beta = -.028$, $p = .650$).

Des tests *U* de Mann-Whitney supplémentaires sont menés sur d'autres variables dépendantes. Une différence statistiquement significative indique que le groupe Web classique se sentait plus à l'aise avec l'outil que le groupe LM Studio ($U = 207$, $p < 0,01$, $r = -0,33$). Une différence marginalement significative apparaît également pour la charge cognitive (scores au NASA-TLX), plus élevée dans le groupe contrôle ($U = 276.5$, $p = 0,06$, $r = -0,16$).

Figure 1
Devis de l'expérience



Par ailleurs, la performance aux questions de mémorisation est positivement corrélée aux connaissances antérieures ($r(54) = 0,34, p 0,01$), au temps de réponse aux questions à développement ($r(54) = 0,34, p = 0,01$) et à la performance à ces questions ($r(54) = 0,43, p < 0,001$). Le score au NASA-TLX est positivement associé à l'effort perçu ($r(54) = 0,54, p < 0,001$) et au temps de réponse aux questions à développement ($r(54) = 0,43, p < 0,001$). Enfin, les connaissances antérieures corrélaient positivement avec la performance aux questions à développement ($r(54) = 0,26, p = 0,05$). L'ensemble des corrélations est présenté dans le Tableau 1.

L'analyse corrélationnelle révèle plusieurs facteurs associés à la performance en mémoire. Des liens positifs sont observés entre les connaissances préalables et les résultats aux

questions de mémorisation, ainsi qu'entre ces résultats et le temps consacré aux réponses à développement. Cela suggère qu'un bon niveau de connaissances, combiné à un traitement approfondi de l'information, favorise la rétention. De plus, des scores élevés au NASA-TLX sont associés à un effort perçu plus important et à des temps de réponse plus longs, indiquant une charge cognitive accrue pour les tâches jugées plus complexes. Bien que le groupe expérimental rapporte une charge cognitive plus faible que le groupe contrôle, cette différence ne se traduit pas par une performance supérieure. Ce paradoxe pourrait s'expliquer par une aisance moindre avec l'outil, significativement plus faible dans la condition expérimentale. Une familiarité technologique limitée pourrait freiner l'adoption de stratégies efficaces, malgré une charge cognitive réduite.

Tableau 1
Matrice de corrélations pour les variables dépendantes à l'étude

Variable	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.
1. Performance - Questions à développement (%)	-							
2. Temps de réponse - Questions à développement (s)	0,23	-						
3. Performance - Test de mémoire (%)	0,43*	0,34*	-					
4. Temps de réponse - Test de mémoire (s)	0,08	0,00	-0,14	-				
5. Effort perçu et déployé (sur 5)	-0,04	0,22	0,05	0,12	-			
6. NASA -LX (sur 10)	-0,08	0,43*	0,13	0,17	0,54*	-		
7. Connaissances préalables (sur 10)	0,26*	-0,11	0,34*	-0,07	0,01	0,01	-	
8. Aisance avec l'outil (%)	0,10	0,00	0,16	0,11	0,01	0,13	0,09	-

En somme, cette étude montre qu'un agent conversationnel peut alléger la charge cognitive perçue sans nécessairement améliorer la performance, possiblement en raison d'une aisance limitée avec l'outil. Ces résultats soulignent l'importance de poursuivre les recherches afin d'identifier les conditions optimales d'utilisation des agents conversationnels en contexte d'apprentissage.

Références

- Cao, Y., Li, S., Liu, Y., Yan, Z., Dai, Y., Yu, P. S., & Sun, L. (2023). A Comprehensive Survey of AI-Generated Content (AIGC): A History of Generative AI from GAN to ChatGPT. arXiv. <https://doi.org/abs/2303.04226>
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. In P. A. Hancock & N. Meshkati (Eds.), *Human mental workload* (pp. 139–183). North-Holland. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- IBM. (s. d.). What are large language models (LLMs)? IBM. <https://www.ibm.com/topics/large-language-models>
- Ju, Q. (2023). Experimental evidence on negative impact of generative AI on scientific learning outcomes. SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4567696>
- Kohnke, L., Moorhouse, B. L., & Zou, D. (2023). ChatGPT for language teaching and learning. *Relc Journal*, 54(2), 537–550. <https://doi.org/10.1177/00336882231162868>
- Koriat, A. (2018). Agency attributions of mental effort during self-regulated learning. *Memory & Cognition*, 46(3), 370–383. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0771-7>
- Laato, S., Morschheuser, B., Hamari, J., & Björne, J. (2023). AI-assisted learning with ChatGPT and large language models: Implications for higher education. In 2023 IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT) (pp. 226–230). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICALT58122.2023.00072>
- Lee, S., & Park, G. (2024). Development and validation of ChatGPT literacy scale. *Current Psychology*, 43, 18992–19004. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-05723-0>
- Paas, F. G. W. C. (1992). Training strategies for attaining transfer of problem-solving skill in statistics: A cognitive-load approach. *Journal of Educational Psychology*, 84(4), 429–434. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.84.4.429>
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2003). Cognitive load theory and instructional design: Recent developments. *Educational psychologist*, 38(1), 1–4. https://doi.org/10.1207/S15326985EP3801_1
- Sweller, J., & Chandler, P. (1994). Why some material is difficult to learn. *Cognitive and Instruction*, 12(3), 185–233. https://doi.org/10.1207/s1532690xci1203_1
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. (2019). Cognitive architecture and instructional design: 20 years later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261–292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- van Deursen, A. J. A. M., Helsper, E. J., & Eynon, R. (2015). Development and validation of the Internet Skills Scale (ISS). *Information, Communication & Society*, 19(6), 804–823. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2015.1078834>
- Wang, Z., Gong, S.-Y., Xu, S., & Hu, X. E. (2019). Elaborated feedback and learning: Examining cognitive and motivational influences. *Computers & Education*, 136, 130–140. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.04.003>
- Wu, R., & Yu, Z. (2024). Do AI chatbots improve students learning outcomes? Evidence from a meta-analysis. *British Journal of Educational Technology*, 55(1), 10–33. <https://doi.org/10.1111/bjet.13334>

Pour citer l'article

Desrosiers, B., Lavoie, N. & Marois, A. (2026). Effet de l'utilisation d'un agent conversationnel sur la trace en mémoire. *Psycause: Revue scientifique étudiante de l'École de psychologie de l'Université Laval*, 15(2), 21-23.

Droits d'auteur

© 2026 Desrosiers, Lavoie & Marois. Cet article est distribué en libre accès selon les termes d'une licence Creative Commons Attribution 4.0 International (de type CC-BY 4.0) qui permet l'utilisation du contenu des articles publiés de façon libre, tant que chaque auteur ou autrice du document original à la publication de l'article soit cité(e) et référencé(e) de façon appropriée.