L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR : ENTRE AMPLIFICATION COGNITIVE ET RISQUE DE DÉPENDANCE

Rapport de Synthèse Scientifique sur l'Autonomie Cognitive, la Charge Mentale et les Cadres Institutionnels

Auteur : Synthèse Grounded NotebookLM | **Date :** Septembre 2026 | **Corpus :** 7 Sources Académiques & Empiriques

Résumé Exécutif : Ce rapport propose une synthèse rigoureuse et multidimensionnelle de la littérature récente (2022–2026) portant sur l'impact de l'intelligence artificielle générative (IAG) dans l'enseignement supérieur. En s'appuyant sur des travaux empiriques (Sanogo & Soro, 2025 ; Kosmyna et al., 2025), des revues systématiques (Lamharzi Alaoui et al., 2026), des analyses neurocognitives et psychologiques (Jose et al., 2025 ; Barabel, 2026 ; Macedo et al., 2025), cette étude met en lumière un **paradoxe cognitif majeur** : si l'IA offre une personnalisation et une efficacité académique inégalées, son utilisation non régulée induit une *dette cognitive*, une baisse mesurable de la connectivité cérébrale (jusqu'à -55 %), une amnésie du contenu rédigé et un risque d'atrophie de la réflexion critique autonome.

1. Introduction et Cadre Général de la Mutation Pédagogique

L'irruption massive des grands modèles de langage (LLM) tels que GPT-4 (OpenAI, 2023), Claude (Anthropic) et LLaMA (Meta) au sein des systèmes éducatifs mondiaux représente une rupture technologique sans précédent (Barabel, 2026). Contrairement aux technologies éducatives des deux dernières décennies, l'IA générative est capable de produire des raisonnements structurés, de synthétiser des corpus complexes et de générer du code ou du texte académique de niveau second cycle (Barabel, 2026 ; Lamharzi Alaoui et al., 2026).

Une revue systématique de la littérature menée selon le protocole PRISMA 2020 sur 684 publications identifiées entre 2022 et 2026 (Lamharzi Alaoui et al., 2026) démontre que l'IAG est désormais pleinement intégrée dans le quotidien universitaire : rédaction d'essais, recherche documentaire, traduction, explication de concepts et aide au codage. Néanmoins, la communauté scientifique s'accorde sur l'émergence d'un *« paradoxe cognitif »* (Jose et al., 2025) : l'outil agit simultanément comme un **amplificateur de productivité** et un **inhibiteur de développement intellectuel** lorsque le travail mental fondamental lui est délégué de manière systématique.

81,8 %
Étudiants utilisant l IA régulièrement (Sanogo & Soro, 2025)

- 55 %
Baisse de connectivité neuronale EEG sous LLM (Kosmyna et al., 2025)

83,3 %
Utilisateurs LLM incapables de citer leur essai (MIT Media Lab)

+48 % / -17 %
Résolution réussie vs Perte de compréhension (Barshay, 2024)

2. Cartographie Empirique des Usages et Perceptions Étudiantes

L'étude empirique menée à l'Institut National de la Jeunesse et des Sports (INJS) de Marcory en Côte d'Ivoire (Sanogo & Soro, 2025) auprès de 385 étudiants (échantillonnage stratifié selon la formule de Slovin) et 6 enseignants-chercheurs fournit un éclairage quantitatif et qualitatif précieux sur l'ancrage réel de ces outils.

Les résultats révèlent un taux d'adoption massif : **81,8 % des apprenants** utilisent l'IA de façon régulière (18,2 % quotidiennement et 60,6 % souvent), tandis qu'aucun étudiant n'a déclaré ne jamais l'utiliser (Sanogo & Soro, 2025). Le contexte d'usage est largement dominé par la **recherche d'informations (63,6 %)**, suivie de la rédaction de devoirs (27,3 %), de la compréhension des concepts (24,2 %) et de la réalisation d'exercices pratiques (21,2 %).

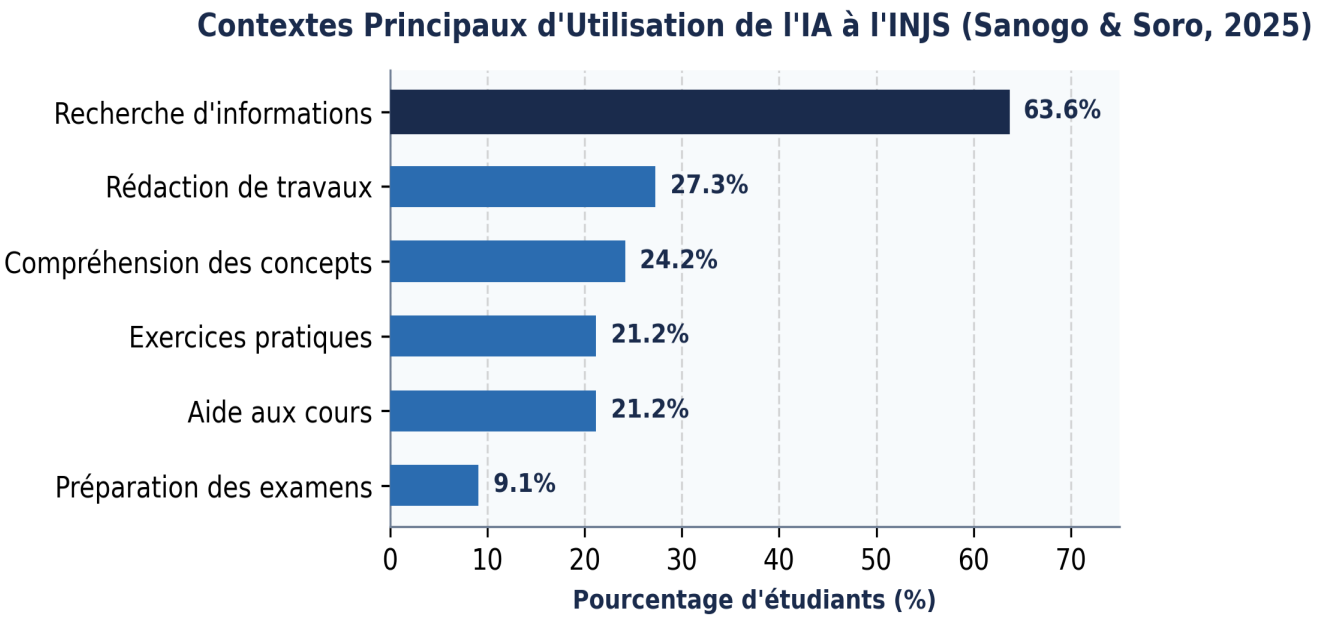


Figure 1 : *Contextes principaux d'utilisation de l'IA par les étudiants de l'INJS (Source : Sanogo & Soro, 2025).*

Le clivage générationnel de l'effort : L'analyse croisée entre l'âge des étudiants et leur perception de l'effort intellectuel (Sanogo & Soro, 2025) met en évidence une divergence marquée. Tandis que 70,6 % des étudiants âgés de plus de 30 ans estiment que l'IA augmente leur effort personnel (utilisant l'outil comme un levier d'approfondissement), **42,9 % des étudiants de 20 à 25 ans** déclarent au contraire que l'IA diminue leur effort. Ce constat confirme la théorie de la *« paresse cognitive »* (Fiske & Taylor, 2023), suggérant que les jeunes adultes familiers du numérique adoptent plus facilement des stratégies d'économie cognitive (Sanogo & Soro, 2025).

Indicateur d'Usage / Perception	Résultat Quantitatif (INJS)	Implication Pédagogique Majeure
Fréquence d'utilisation régulière	81,8 % (18,2 % quotidien, 60,6 % souvent)	Pénétration complète des outils dans le travail académique.
Autodéclaration de dépendance	24,3 % dépendants (9,1 % très, 15,2 % assez)	Sous-estimation de la dépendance par rapport à l'usage réel.
Perception de réduction d'effort (20-25 ans)	42,9 % des jeunes étudiants	Économie cognitive précoce et risque d'atrophie analytique.
Évolution des délais de rendu	Baisse de 40 % des demandes de prolongation	Paradoxe : rédaction plus rapide mais productions plus superficielles.

3. Neurobiologie et Psychologie Cognitive : L'Épreuve de la « Dette Cognitive »

Pour dépasser le cadre des seules perceptions autodéclarées, une recherche expérimentale longitudinale pionnière conduite par le MIT Media Lab (Kosmyna et al., Décembre 2025 / alphaXiv) a mesuré par électroencéphalographie (EEG 32 canaux) l'activité cérébrale de 54 étudiants universitaires lors de la rédaction d'essais sous trois conditions : **Cerveau-seul** (sans outil), **Moteur de recherche** (Google) et **LLM** (ChatGPT).

Une hiérarchie nette de la connectivité cérébrale : L'analyse dynamique par fonction de transfert dirigée (dDTF) révèle que les utilisateurs de LLM affichent le couplage neuronal le plus faible, avec une **réduction de connectivité allant jusqu'à 55 %** dans les bandes thêta, alpha et bêta par rapport au groupe Cerveau-seul (Kosmyna et al., 2025). Le groupe Cerveau-seul sollicite de manière optimale les réseaux exécutifs, le traitement sémantique et la mémoire de travail, tandis que le groupe Moteur de recherche présente un niveau d'engagement intermédiaire centré sur le balayage visuel et l'évaluation active des sources.

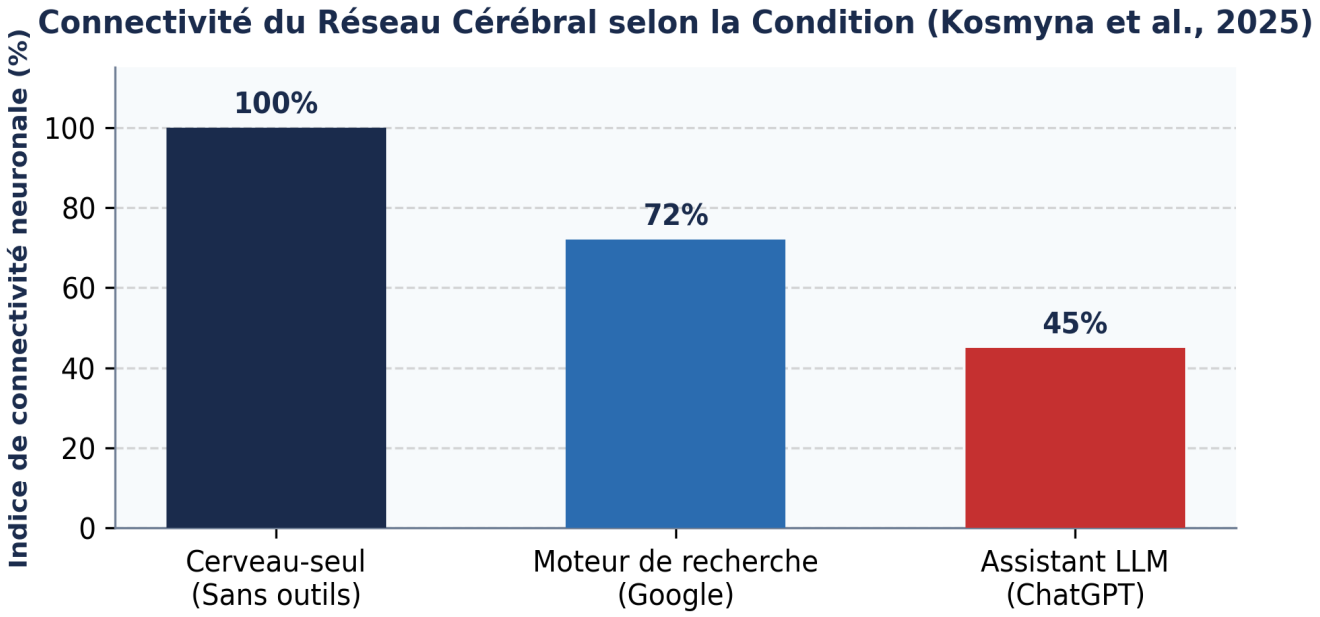


Figure 2 : *Indice de connectivité neuronale cérébrale selon la condition d'assistance à la rédaction (Source : Kosmyna et al., 2025).*

Sous-engagement persistant et amnésie de citation : Lors de la 4e session de l'étude (session croisée), lorsque les utilisateurs de LLM ont été contraints de rédiger de manière indépendante (LLM-vers-Cerveau), leur activité cérébrale est restée anormalement basse, démontrant un *sous-engagement persistant* et l'incapacité à réactiver spontanément les circuits de la pensée autonome (Kosmyna et al., 2025). Sur le plan comportemental, **83,3 % des utilisateurs de LLM n'ont pas pu citer ni se souvenir de leur propre texte** lors de la première session, et un tiers en restait incapable après quatre mois. De plus, les évaluateurs humains ont qualifié les essais assistés par LLM de *« sans âme »* et dépourvus de réflexion personnelle, contrairement aux juges IA qui leur attribuaient de hautes notes de manière indifférenciée (Kosmyna et al., 2025).

Système 1 vs Système 2 et Atrophie Cognitive : En s'appuyant sur la modélisation de Daniel Kahneman, Michel Barabel (2026) rappelle que la grande promesse de l'IA est de sous-traiter les tâches du **Système 1** (analytiques, répétitives, routinières) pour libérer du temps pour le **Système 2** (créatif, complexe, critique). Or, les travaux en neurosciences montrent que l'effort cognitif actif du Système 1 est le socle indispensable à la *plasticité cérébrale* et à la *densification des réseaux neuronaux* (Kolb & Gibb, 2011 ; Barabel, 2026). Sous-traiter systématiquement le Système 1 entraîne un appauvrissement cognitif comparable à la perte de capacité d'orientation spatiale observée chez les chauffeurs de taxi devenus dépendants du GPS (Barabel, 2026), un phénomène formalisé sous le concept d'*« atrophie cognitive induite par la technologie »* (Anctil, 2023).

4. Cadres Théoriques de la Cognition et Réalités Pédagogiques

L'intégration de l'IA dans l'apprentissage s'articule autour de plusieurs cadres théoriques fondamentaux de la psychologie et des sciences de l'éducation, permettant de modéliser avec précision ses mécanismes d'action.

Cadre Théorique	Auteurs / Références	Mécanisme et Impact de l'IA
Théorie de la Charge Cognitive (CLT)	Sweller (1988, 1998) ; Schnotz & Kürschner (2007)	L'IA réduit la charge extrinsèque en automatisant les tâches routinières, mais une sur-délégation élimine la **charge germane** indispensable à la construction des schémas mentaux approfondis.
Taxonomie de Bloom	Shaikh et al. (2021) ; Jose et al. (2025)	L'IA prend en charge le bas de la pyramide (rappel, synthèse), mais risque d'atrophier le haut de la pyramide (analyse critique, évaluation, création autonome).
Autodétermination (SDT) & TAM	Ryan & Deci (2000) ; Davis (1989)	L'utilité perçue favorise l'adoption (TAM), et l'IA renforce la compétence ressentie, mais une dépendance excessive érode le sentiment d'**autonomie intellectuelle**.
Pensée Computationnelle & Transformers	Wing (2006) ; Vaswani et al. (2017) ; Macedo et al. (2025)	L'IA agit comme un *échafaudage* en libérant la mémoire de travail des erreurs de syntaxe, permettant de concentrer l'attention sur l'abstraction et l'algorithmique.

Preuves empiriques complémentaires sur les compétences clés :

- **Mémorisation et rétention :** Si la pré-interrogation guidée par IA améliore l'engagement immédiat, l'exposition prolongée aux réponses générées par IA provoque un déclin significatif de la mémoire à long terme (Bai et al., 2023 ; Akgun & Toker, 2024).

- **Raisonnement mathématique vs Compréhension conceptuelle :** Une étude d'impact menée par l'Université de Pennsylvanie auprès de lycéens utilisant ChatGPT en mathématiques (Barshay, 2024) démontre que si les élèves assistés résolvent 48 % de problèmes en plus, leurs scores aux tests de compréhension conceptuelle autonome sont **17 % inférieurs** à ceux des élèves n'ayant pas utilisé l'IA.
- **Pensée divergente et créativité :** L'utilisation d'IA générative augmente la fluidité et l'élaboration d'idées lors du test d'Alternative Uses Task (AUT), mais génère en contrepartie une *fixation cognitive* et une baisse de la confiance créative autonome (Habib et al., 2024).

5. Conséquences Pédagogiques, Équité et Recommandations Institutionnelles

Face à ces constats, les institutions universitaires doivent dépasser le débat stérile entre interdiction et autorisation aveugle pour concevoir de nouvelles régulations pédagogiques (Barabel, 2026 ; Lamharzi Alaoui et al., 2026).

> **Axes Stratégiques de Reconfiguration Pédagogique (Barabel, 2026 ; Jose et al., 2025) :**
>
> 1. **Basculement des modalités d'évaluation :** Face au risque d'essais rédigés à 70-90 % par l'IA, déplacement massif du poids de l'évaluation vers des **épreuves orales** et des soutenances individuelles afin de vérifier la maîtrise réelle des concepts.
> 2. **Exigence de Transparence et « Annexe IA » :** Mise en place d'une charte de transparence (ex. Sciences Po, IAE Paris-Est) imposant une annexe détaillée explicitant l'usage des prompts et des outils. *« Le nouveau plagiat n'est pas d'utiliser l'IA, mais de l'utiliser sans le déclarer »* (Barabel, 2026).
> 3. **Règle des 20 % « 100 % humain » :** Sanctuarisation d'au moins 20 % des activités académiques effectuées sans aucun outil numérique afin de préserver l'effort cognitif sous-jacent et la plasticité cérébrale (Barabel, 2026).
> 4. **Justice Éducative et Fracture Numérique :** Risque d'amplification des inégalités socio-économiques liées à l'accès payant aux modèles les plus performants (GPT-4 vs versions gratuites) et aux inégalités territoriales (ex. régions isolées d'Amazonie/UEA ; Macedo et al., 2025 ; Barabel, 2026).

6. Bibliographie Scientifique Complète

Les références ci-dessous regroupent l'ensemble des sources mobilisées dans le corps de ce rapport, présentées selon les normes académiques internationales :

Anctil, D. (2023). L'atrophie cognitive induite par la technologie : analyse des effets de l'intelligence artificielle sur les capacités intellectuelles. *Revue des Sciences de l'Éducation*, 47(3), 165–182.

Akgun, M., & Toker, S. (2024). Evaluating the effect of pretesting with conversational AI on retention of needed information. *arXiv preprint*, abs/2412.13487. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.13487

Bai, L., Liu, X., & Su, J. (2023). ChatGPT: the cognitive effects on learning and memory. *BrainX*, 1(4), e30. https://doi.org/10.1002/brx2.30

Barabel, M. (2026, 18 mars). L'IA générative bouleverse-t-elle les pratiques pédagogiques ? *Polytechnique Insights*. https://www.polytechnique-insights.com/tribunes/digital/lia-generative-bouleverse-t-elle-les-pratiques-pedagogiques/

Barshay, J. (2024). Kids Who Use ChatGPT as a Study Assistant do Worse on Tests. *The Hechinger Report*. http://hechingerreport.org/kids-chatgpt-worse-on-tests/

Chen, J. J., & Lin, J. C. (2024). Artificial intelligence as a double-edged sword: Wielding the POWER principles to maximize its positive effects and minimize its negative effects. *Contemporary Issues in Early Childhood*, 25(1), 146–153. https://doi.org/10.1177/14639491231169813

Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2023). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(2), 228–239. https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. https://doi.org/10.2307/249008

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). *Motivation intrinsèque et autodétermination dans le comportement humain*. Plenum Press.

Fiske, S., & Taylor, S. (2023). *Cognition sociale : du cerveau à la culture* (3e éd.). SAGE Publications.

Habib, S., Vogel, T., Anli, X., & Thorne, E. (2024). How does generative artificial intelligence impact student creativity? *Journal of Creativity*, 34, 100072. https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100072

Jose, B., Cherian, J., Verghis, A. M., Varghise, S. M., S, M., & Joseph, S. (2025). The cognitive paradox of AI in education: between enhancement and erosion. *Frontiers in Psychology*, 16, 1550621. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1550621

Kasneci, E., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274

Knowles, M. S. (1975). *Self-directed learning: A guide for learners and teachers*. Association Press.

Kolb, B., & Gibb, R. (2011). Brain plasticity and behaviour in the developing brain. *Journal of the Canadian Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 20(4), 265–276.

Kosmyna, N., Hauptmann, E., Yuan, Y. T., Situ, J., Liao, X.-H., Beresnitzky, A. V., Braunstein, I., & Maes, P. (2025). Votre Cerveau Sous ChatGPT : Accumulation de dette cognitive lors de l'utilisation d'un assistant d'IA pour la rédaction d'essais. *alphaXiv / MIT Media Lab*. https://www.alphaxiv.org/abs/2404.19699

Lamharzi Alaoui, M., Hafidi Alaoui, M. S., Bachtold, M., Messaoui, A., & Zouirchi, H. (2026). L'usage de l'intelligence artificielle générative dans les apprentissages universitaires : une revue systématique de la littérature. *International Journal of Digitalization and Applied Management (IJDAM)*, 3(2), 185–200. https://doi.org/10.23882/ijdam.26346

Lo, C. K. (2023). What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature. *Education Sciences*, 13(4), 410. https://doi.org/10.3390/educsci13040410

Macedo, H. dos S., Santos, I. T. F. dos, & Silva, E. L. O. da. (2025). The Power of Attention: Bridging Cognitive Load, Multimedia Learning, and AI. *arXiv preprint* / Escola Superior de Tecnologia, Universidade do Estado do Amazonas.

Ododo, E. P., Iniobong, U. B., Udoessien, A. I., Ukpe, I. U., & James, O. D. (2024). Artificial intelligence in the classroom: perceived challenges to vocational education student retention and critical thinking in tertiary institutions. *American Journal of Interdisciplinary Innovations and Research*, 6(9), 30–39.

Sanogo, P. M., & Soro, Z. A. (2025). Intelligence artificielle et cognition des apprenants de l'Institut National de la Jeunesse et des Sports de Marcory (Côte d'Ivoire). *RASS. Pensées Genre. Penser Autrement*, 5(5), 93–106.

Schnotz, W., & Kürschner, C. (2007). A reconsideration of cognitive load theory. *Educational Psychology Review*, 19(4), 469–508. https://doi.org/10.1007/s10648-007-9053-4

Shaikh, S., Daudpotta, S. M., & Imran, A. S. (2021). Bloom's learning outcomes' automatic classification using LSTM and pretrained word embeddings. *IEEE Access*, 9, 117887–117909. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3106443

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

Tlili, A., et al. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments*, 10(1), 15. https://doi.org/10.1186/s40561-023-00237-x

UNESCO. (2024). *Meilleures pratiques d'encadrement de l'IA dans l'éducation en Afrique*. Paris : Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture.

Vaswani, A., et al. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30, 5998–6008.

Wing, J. M. (2006). Computational thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33–35.