

Comprendre les représentations étudiantes de l’intelligence artificielle générative : profils et modèles mentaux

Julie Henry^{1,2}[0000–0003–4354–9848] and Michaël Lobet^{1,3}[0000–0002–4571–0212]

¹ Département de Physique, Faculté des Sciences, Université de Namur

² Institut NADI, Université de Namur

³ Institut IRDNA, Université de Namur

julie.henry@unamur.be ; michael.lobet@unamur.be

Abstract. L’essor de l’intelligence artificielle générative (IAGen) transforme les pratiques d’apprentissage et suscite la nécessité d’une *Generative AI Literacy* chez les étudiants de l’enseignement supérieur. Cette étude vise à identifier les représentations spontanées des étudiants concernant l’IAGen, afin de caractériser les modèles mentaux initiaux et de proposer des axes pour la conception didactique. Un corpus de 245 définitions ouvertes a été analysé selon la théorie des représentations sociales et le cadre des modèles mentaux. L’analyse inductive a permis d’identifier cinq profils : trois profils de base — utilitaristes (U), technophiles naïf·ve·s (TN) et technicien·ne·s approximatif·ve·s (TA) — et deux profils périphériques — anthropomorphistes (A) et sceptiques prudent·es (S). Les profils de base sont majoritairement stables et structurent la représentation centrale, tandis que les profils périphériques modulent l’interprétation. Le profil U, le plus fréquent, adopte une perspective pragmatique centrée sur la fonction et l’utilité, sans exploration du fonctionnement interne. Le profil TN confond souvent l’IAGen avec une base de données, révélant un mythe répandu, tandis que le profil TA mobilise un lexique technique fragmentaire pour décrire la structure. L’anthropomorphisation et le scepticisme apparaissent comme des filtres interprétatifs liés à l’opacité algorithmique.

Keywords: IA générative · Generative AI Literacy · Modèle mental · Représentation sociale · Représentation erronée · Profilage.

1 Introduction

L’essor rapide de l’intelligence artificielle générative (IAGen) transforme en profondeur les pratiques d’apprentissage, d’écriture et de production du savoir dans l’enseignement supérieur. Dans ce contexte, l’enjeu ne se limite plus à régler l’usage de ces outils : il s’agit désormais d’accompagner les étudiants pour qu’ils puissent comprendre leur fonctionnement, en évaluer les limites et en faire un usage éclairé. Cette exigence a conduit à l’apparition d’une *Generative AI Literacy* [5].

Cette littératie désigne l'ensemble des connaissances permettant d'identifier ce que les systèmes d'IAGen peuvent réellement faire, comment ils produisent leurs réponses et quelles erreurs ou biais ils peuvent introduire. Elle inclut également la capacité à évaluer de manière critique leurs productions et à en anticiper les implications techniques, cognitives et éthiques [3]. Dans ce cadre, Sullivan et al. [21] rappellent qu'il est essentiel d'éviter les interprétations anthropomorphiques et de situer correctement les usages pertinents de ces outils.

Les recherches récentes montrent que trois caractéristiques fondamentales de l'IAGen restent largement méconnues : ces systèmes ne possèdent aucune intentionnalité propre [18], ils fonctionnent selon des mécanismes probabilistes et leur fonctionnement interne demeure en grande partie opaque [6]. Or, la fluidité conversationnelle des modèles génératifs et leur capacité à produire des textes cohérents peuvent facilement donner l'illusion d'une compréhension ou d'une agentivité inexistantes, renforçant des interprétations erronées et une surconfiance dans leurs réponses.

Pour les étudiants, cette situation crée un problème important : face à un outil puissant mais opaque, ils construisent spontanément des représentations partielles ou incorrectes de son fonctionnement. Selon les théories des modèles mentaux [17] [11], ces représentations initiales jouent un rôle déterminant dans la manière dont un nouvel objet technique est compris et approprié. Lorsqu'elles sont inexactes, elles peuvent devenir de véritables obstacles à l'apprentissage [8]

Développer une *Generative AI Literacy* consiste donc d'abord à identifier les représentations spontanées des étudiants : que pensent-ils que ces systèmes « savent » ? Comment croient-ils qu'ils fonctionnent ? Quelles intentions, capacités ou limites leur attribuent-ils ? La problématique de cette étude s'inscrit dans cette perspective : quelles représentations – correctes ou erronées – les étudiants mobilisent-ils pour définir l'IAGen, et comment ces représentations peuvent-elles guider la conception d'une stratégie didactique visant à expliciter le fonctionnement réel de ces systèmes ?

Pour répondre à cette question, nous mobilisons deux cadres théoriques complémentaires :

- La théorie des représentations sociales (TRS) [15] [1] qui permet d'analyser le contenu et la structure collective de ces représentations ;
- La théorie des modèles mentaux [17] [11] qui éclaire les écarts entre les conceptions spontanées des apprenants et le modèle conceptuel que l'enseignement doit construire.

L'objectif de notre étude est d'établir un diagnostic empirique des représentations erronées et des profils d'usages qu'elles structurent, afin de proposer des leviers pédagogiques adaptés. Comprendre ces conceptions initiales est une condition indispensable pour accompagner efficacement le développement d'une véritable littératie de l'IAGen à l'université.

L'article s'organise comme suit : nous présentons d'abord le cadre théorique mobilisé, puis la méthodologie de l'étude menée. Les résultats exposent ensuite

les profils d'utilisateurs identifiés ainsi que les catégories de représentations associées. Enfin, la discussion examine l'architecture représentationnelle mise en évidence et en déduit les implications pour la conception didactique de l'IAGen.

2 Cadre théorique

2.1 Modèles mentaux et modèles conceptuels

L'étude des processus d'apprentissage et de l'interaction avec l'IAGen repose sur la distinction opérée par Johnson-Laird [11] et Norman [17] entre le modèle mental de l'apprenant et le modèle conceptuel du système enseigné/à enseigner.

Le modèle mental est la structure cognitive que l'apprenant se construit pour comprendre un système et anticiper son fonctionnement. Dans le contexte de l'enseignement, Norman [17] identifie que le modèle mental de l'utilisateur est construit à partir de l'image du système (la perception immédiate de l'IAGen) et du modèle conceptuel – le modèle que l'enseignant cherche à transmettre.

Le modèle mental est intrinsèquement incomplet et dynamique. L'enjeu didactique réside dans le fait que ce modèle ne correspond que rarement au modèle conceptuel [10], notamment parce que l'apprenant manque du cadre de référence nécessaire pour interpréter correctement les informations.

Face à un système computationnel complexe, les apprenants ont tendance à construire des représentations erronées fondées sur des analogies superficielles [4]. Il en découle un impératif didactique : les modèles mentaux doivent être enseignés de manière explicite [4]. Le diagnostic des modèles mentaux initiaux, et notamment de leur cohérence [2], constitue dès lors une étape essentielle pour orienter l'action didactique, cibler les schémas mentaux à déconstruire et réduire ainsi les risques d'erreurs conceptuelles.

2.2 La théorie des représentations sociales

Pour rendre compte de la dimension collective et structurée des conceptions étudiantes, notre étude mobilise la théorie des représentations sociales (TRS), introduite par Moscovici [15]. La TRS permet d'analyser la connaissance de sens commun produite et partagée par un groupe face à un objet socialement pertinent, ici l'IAGen.

Nous adoptons l'approche structurale, formalisée par la théorie du noyau central (TNC) [1]. La TNC postule que la représentation est organisée et hiérarchisée autour de deux composantes complémentaires :

- Le noyau central : élément stable et organisateur de la représentation, reflétant les croyances fondamentales et orientant les pratiques didactiques.
- Les éléments périphériques : aspects plus souples, adaptables au contexte, qui influencent la mise en œuvre concrète des pratiques tout en laissant le noyau central inchangé.

Identifier le noyau central et les éléments périphériques permet de concevoir des stratégies didactiques adaptées, ciblant la modification des schémas mentaux les plus stables.

L'analyse structurale constitue un outil méthodologique robuste pour modéliser l'architecture profonde de la représentation [20]. Elle permet de comprendre où s'ancrent les représentations erronées et comment cette structure organise la perception de l'objet étudié. Cette approche fournit ainsi la clé de lecture pour l'élaboration de stratégies didactiques ciblées et efficaces.

3 Méthodologie

L'étude présentée constitue une sous-étude diagnostique issue d'une recherche plus vaste visant à évaluer l'impact de l'intégration d'un agent conversationnel dans un cours d'Optique destiné à des étudiants de première année en sciences vétérinaires. Ce contexte, réunissant 245 étudiants¹ non experts en intelligence artificielle, offrait des conditions propices à une collecte de données substantielle et à l'analyse de conceptions initiales peu spécialisées.

Tandis que l'objectif global de la recherche portait sur l'évaluation de l'impact de l'agent, la finalité de cette sous-étude est d'établir un diagnostic des conceptions initiales des étudiants face à l'IAGen. Nous cherchons ainsi à comprendre comment ils la définissent et à identifier les représentations erronées susceptibles de structurer leur rapport à cet outil.

3.1 Collecte des données

Les données ont été recueillies via un questionnaire en ligne intégré au cours d'Optique. Ouvert durant deux semaines, celui-ci ne comportait aucune contrainte de temps de passation pour les étudiants. L'analyse rapportée ici se concentre sur une question ouverte invitant les étudiants à définir l'IAGen avec leurs propres mots : « Selon toi, qu'est-ce que l'intelligence artificielle générative ? ». Ce dispositif visait à sonder les préconceptions et représentations spontanées des apprenants, en favorisant l'émergence de leurs modèles explicatifs personnels avant toute intervention pédagogique.

3.2 Analyse des représentations de l'IA générative

La méthodologie s'appuie sur une analyse du corpus (245 définitions) combinant approches qualitative et quantitative. Les réponses varient de 18 caractères pour la plus courte (« Une aide informatique ») à 412 caractères pour la plus complète. Avec une moyenne de 124 caractères, les résultats prouvent que les étudiants ne se sont pas contentés d'un mot unique. Ils ont majoritairement formulé des réponses structurées (environ deux phrases) qui lient ce qu'est l'IAGen à ce qu'elle fait.

¹ Données anonymisées et traitées conformément au RGPD (UE 2016/679) et à la loi belge du 30 juillet 2018 - Étudiants informés de la nature de l'étude et de leurs droits.

Deux chercheuses ont d'abord réalisé un codage indépendant en double aveugle, selon une démarche en deux temps (codage ouvert puis axial) conforme aux recommandations de Lejeune [13]. Ce premier travail s'appuie sur l'hypothèse, issue de la TNC, selon laquelle la perception de l'IAGen (les représentations) structure l'attitude et l'identité du répondant (le profil). L'analyse a conduit à l'identification de cinq profils, définis de manière inductive à l'issue d'une discussion de consensus, ainsi qu'à une première structuration des catégories de représentations.

Les catégories ont ensuite été affinées lors d'un second codage, également en double aveugle. Le degré d'accord intercodeuses a été systématiquement évalué ; les divergences ont été résolues en discussion de consensus afin d'aboutir à un jeu de données stabilisé. Celui-ci a ensuite servi aux analyses quantitatives destinées à mesurer la prévalence des catégories et des profils et à examiner les liens structurels entre eux, nécessaires pour identifier le noyau et les éléments périphériques de la représentation sociale.

4 Résultats

4.1 Les profils identifiés

L'analyse a permis d'identifier cinq profils (voir Table 1), définis par la surreprésentation d'une catégorie thématique spécifique dans les définitions des étudiants. Cette surreprésentation met en évidence une organisation hiérarchique des schémas mentaux et confirme l'architecture à deux étages postulée par la TNC.

Trois profils constituent des profils de base : les utilitaristes (U), les technophiles naïf·ve·s (TN) et les technicien·ne·s approximatif·ve·s (TA). Chacun se caractérise par un pôle représentationnel dominant : respectivement la fonction, l'information ou la structure de l'IAGen. La proportion élevée d'attributions non combinées illustre la stabilité de ces profils : 91,2 % chez les U, 88,5 % chez les TN et 96,4 % chez les TA. Les rares combinaisons observées suggèrent la possibilité d'évolution entre profils, par exemple du profil U vers TN.

Les deux autres profils, anthropomorphistes (A) et sceptiques prudent·es (S), relèvent de couches interprétatives. Ils n'apparaissent jamais seuls et se manifestent exclusivement en combinaison avec un profil de base, confirmant leur statut périphérique : ils modulent ou nuancent un profil central.

4.2 Les représentations associées aux profils

L'analyse thématique des définitions a permis de faire émerger plusieurs catégories de représentations (voir Table 2).

Les U associent principalement l'IAGen à la génération de contenu (68 %) et à une aide instrumentale (52 %). « C'est une plate-forme que l'on peut solliciter pour obtenir des réponses plus ou moins détaillées, par rapport à un sujet. (...) ». « (...) C'est un support où je peux poser des questions très précises relatives

Table 1. Distribution des cinq profils de base ou « périphériques » : nombre total d’attributions, attributions « pures » (un seul profil de base attribué) et combinaisons révélant les profils en évolution ainsi que les profils de base associés à des profils « périphériques ».

Profils	Total	Profils purs	Combinaisons
Utilitaristes (U)	125	114/233 (48,9 %)	11 U/TN
Technophiles naïf-ves (TN)	104	92 (39,5 %)	11 U/TN + 1 TN/TA
Technicien-nes approximatif-ves (TA)	28	27 (11,6 %)	1 TN/TA
Anthropomorphistes (A)	25	0	9 U + 11 TN + 5 TA
Sceptiques prudent-es (S)	11	0	6 U + 5 TN

à mes cours ou plus généralement sur le fonctionnement du monde, et cette ia va chercher dans toutes les informations dont elle dispose pour me donner la réponse la plus exacte et la plus claire. Si nécessaire, je l’aiguille ».

Les TN décrivent l’IAGen comme une base de données ou un moteur de recherche (65,4 %), insistant sur l’accès rapide à l’information. « C’est un site ou une application qui a un moteur de recherche ancrée en lui et qui va aller dans ce moteur de recherche pour aller chercher quelque chose de spécifique quand on lui demande ». « Une intelligence artificielle est, selon moi, un outil ayant téléchargé des données de nombreux moteurs de recherches et étant capable d’identifier une demande et d’apporter la réponse nécessaire à cette demande grâce à ses logiciels ».

Les TA se concentrent sur le fonctionnement interne ou technique (78,6 %), mentionnant le code, les algorithmes ou les réseaux neuronaux de manière souvent approximative. « (...) elle constitue la reproduction du milliards de neurones complexes qui permettent de répondre à de nombreuses questions, faire des recherches ... grâce à des algorithmes ». « (...) c’est un système informatique capable d’apprendre et d’assimiler certaines données grâce à ses interactions avec l’humain. Elle est donc capable de modifier en permanence sa banque de données (qui est donc conséquente). On peut comparer le système à un ensemble de neurones interconnectés ».

Les représentations périphériques, associées aux filtres interprétatifs, incluent l’anthropomorphisation (attribution de capacités cognitives- « (...) on peut dire qu’elle a des aptitudes de raisonnement ») et la vigilance critique (risques, limites, fiabilité - « (...) les informations trouvées ne sont pas nécessairement correctes ou complètes. Ce qui fait que la réponse donnée par le robot peut parfois être erronée, surtout si c’est sur des sujets très précis et complexes »).

5 Discussion

L’analyse montre que les profils identifiés sont étroitement corrélés aux types de représentations mobilisées par les étudiants, confirmant une structuration des schémas mentaux autour de pôles centraux et de couches périphériques.

Le premier résultat marquant concerne la très forte prévalence du profil U, qui représente 48,9 % des attributions . La représentation dominante est donc

Table 2. Représentations clés associées aux trois profils de base (U, TN, TA). Pour chaque profil, il indique les concepts dominants identifiés dans le codage thématique ainsi que la proportion d'étudiants avec ce profil ayant mobilisé ces représentations. Autrement dit, la fréquence d'occurrence reflète la part d'étudiants partageant chaque concept au sein du profil concerné.

Profils	Représentations-clé	Fréquences
U	Génération de contenu	85/125 (68 %)
U	Assistance	65/125 (52 %)
TN	Base de données/moteur de recherche	68/104 (65,4 %)
TA	Code/algorithmes/réseaux neuronaux	22/28 (78,6 %)

clairement pragmatique : l'IAGen est un moyen d'accomplir une tâche ou de gagner du temps.

La prévalence marquée du profil U (48,9 %) soulève une question épistémologique sur ce qui constitue une « définition » pour un étudiant. Dans ce groupe, l'IAGen n'est pas définie par son essence technique, mais par ses affordances : elle est décrite comme un outil génératif (68 %) ou un instrument d'aide (52 %) (voir Table 2).

Cette tendance s'explique par deux cadres théoriques complémentaires : l'orientation vers l'action [17] et la dynamique d'adoption [19]. Comme le souligne Norman [17], le modèle mental d'un utilisateur non-expert est d'abord pragmatique. La représentation interne est dictée par l'usage immédiat plutôt que par la compréhension structurelle. Selon Rogers [19], l'utilité perçue est le moteur principal de l'adoption des technologies émergentes. Ici, l'étudiant valide l'outil par son efficacité opérationnelle (gain de temps, aide à la rédaction). Cette approche rejoint les travaux sur les typologies d'usages (Ex. les travaux de Naudet [16]), illustrant comment la posture instrumentale (l'outil comme moyen) supplante souvent la compréhension conceptuelle (l'outil comme objet d'étude).

Il est crucial de noter que si le modèle mental du profil U est incomplet (faisant abstraction de la structure interne), il n'est pas pour autant erroné. Contrairement aux profils TN ou TA qui s'appuient sur des analogies trompeuses ou des fragments techniques imprécis, l'utilitariste n'articule aucune croyance structurelle fautive sur l'essence du système. Son modèle est fonctionnellement valide pour l'usage qu'il en fait, ce qui en fait un point d'appui didactique sain : il ne s'agit pas de corriger une erreur, mais de compléter une représentation partielle.

Les TN (39,5 %) s'efforcent de décrire l'accès à l'information, assimilant l'IAGen à une base de données ou à un moteur de recherche avancé (65,4 %). Cette conceptualisation repose sur une analogie avec des outils familiers [14], mais génère le mythe de la base de données, un obstacle direct à la compréhension probabiliste et générative des modèles actuels.

Les TA (11,6 %) tentent de décrire l'architecture interne de l'IA. La quasi-totalité mentionne des éléments techniques comme les algorithmes, les réseaux neuronaux ou l'apprentissage, mais de manière souvent fragmentaire ou imprécise. Cette technicisation intuitive reflète l'opacité algorithmique décrite par Bur-

rell [6] et génère des modèles hybrides, ni totalement faux ni réellement opérationnels [17].

Lorsque la transparence des mécanismes internes est faible, les étudiants recourent à des heuristiques. L’anthropomorphisation (A) apparaît comme un raccourci fréquent : les étudiants attribuent à l’IAGen des intentions, une mémoire ou une autonomie, ce qui nourrit une confiance émotionnelle [9]. À l’inverse, les étudiants exprimant du scepticisme (S) mobilisent un filtre centré sur les limites et les risques, en lien avec la confiance cognitive, qui nécessite une compréhension rationnelle et distanciée. Ces deux filtres résultent du même phénomène : une opacité cognitive face à la nature statistique des modèles génératifs, laissant la place à des interprétations instables ou incomplètes.

Ces résultats soulignent que l’enjeu didactique ne réside pas seulement dans l’apport d’informations techniques, mais dans la transformation profonde des modèles mentaux initiaux. Pour les profils TN, il est impératif de clarifier la nature probabiliste et générative des modèles pour déconstruire le « mythe de la base de données ». En remplaçant l’analogie du moteur de recherche par celle d’un prédicteur statistique, on soutient la compétence de vérification et de critique, l’étudiant comprenant que le système « calcule » une réponse plutôt qu’il ne la « cherche ». Pour les profils TA, l’objectif est de transformer une technicisation intuitive en une compréhension opérationnelle. Il s’agit de lier leurs notions éparses (algorithmes, données, apprentissage) en un modèle conceptuel cohérent et exploitable. Enfin, en présentant l’IAGen comme un système statistique non intentionnel, on déplace la confiance de la sphère émotionnelle vers la sphère cognitive et on réduit l’anthropomorphisation. Cela permet d’anticiper les limites éthiques et techniques sans prêter de « conscience » à l’outil.

Le défi consiste à faire évoluer ces modèles sans se heurter à l’opacité technique des systèmes. Nous préconisons à cette fin l’introduction d’une « machine notionnelle » [7]. Ce modèle pédagogique simplifié agit comme une interface entre le fonctionnement réel (complexe et opaque) et le modèle mental de l’étudiant. En fournissant une machine notionnelle stable (explicitant par exemple le processus de prédiction du mot suivant), il est possible d’aider les étudiants à progresser : depuis une compréhension purement instrumentale (profil U) ou une compréhension centrée sur l’information mais erronée (profil TN) vers un profil TA amélioré (c-à-d une représentation plus complète, structurée et cohérente des mécanismes internes). Cette progression favorise une meilleure maîtrise des capacités et des limites de l’IAGen, transformant une pratique spontanée en une littératie de l’IA critique et éclairée.

6 Conclusion

Cette étude a permis de réaliser un diagnostic structuré des représentations sociales et des modèles mentaux spontanés que mobilisent les étudiants de première année universitaire pour définir l’Intelligence Artificielle Générative (IAGen). L’analyse de 245 définitions révèle une architecture représentationnelle

cohérente mais fragmentée, centrée sur trois profils principaux : les utilitaristes (U), les technophiles naïf·ve·s (TN) et les technicien·ne·s approximatif·ve·s (TA).

Cette étude a permis de dresser un diagnostic structuré des représentations sociales et des modèles mentaux mobilisés par des étudiants de première année pour définir l'intelligence artificielle générative (IAGen). L'analyse de 245 définitions révèle une architecture cohérente mais fragmentée. Tandis que le profil utilitariste (U) privilégie une approche pragmatique saine bien qu'incomplète, les profils technophiles naïf·ve·s (TN) et technicien·ne·s approximatif·ve·s (TA) témoignent de tentatives de conceptualisation structurelle souvent marquées par le « mythe de la base de données » ou une technicisation intuitive. Les profils périphériques — anthropomorphistes (A) et aseptiques prudent·e·s (S) — viennent moduler ces schémas par des filtres émotionnels ou critiques face à l'opacité technologique.

Ce diagnostic fournit une base solide pour comprendre comment les étudiants construisent spontanément leur connaissance de l'IAGen et pour orienter des stratégies didactiques visant à compléter et structurer leurs modèles mentaux, en favorisant une compréhension plus complète, cohérente et opérationnelle des mécanismes internes des systèmes génératifs, soit une véritable *AI literacy* indispensable à l'exercice d'un jugement critique dans l'enseignement supérieur.

Les limites de l'étude résident principalement dans son format. La brièveté des réponses (124 caractères en moyenne) et l'usage d'une question ouverte unique restreignent l'exploration de la subtilité des modèles individuels.

Les perspectives futures incluent la validation de ces profils dans d'autres contextes et populations, l'affinement de la délimitation du noyau central et des éléments périphériques et l'évaluation de l'impact de dispositifs pédagogiques via des mesures pré/post-test ou des analyses longitudinales, afin de suivre l'évolution des modèles mentaux.

References

1. Abric, J. C. (2001). L'approche structurale des représentations sociales: développements récents. *Psychologie et société*, 4(2), 81-104.
2. Ahadi, A., Lister, R., & Teague, D. (2014, June). Falling Behind Early and Staying Behind When Learning to Program. In PPIG (Vol. 14).
3. Annapureddy, R., Fornaroli, A., & Gatica-Perez, D. (2025). Generative AI literacy: Twelve defining competencies. *Digital Government: Research and Practice*, 6(1), 1-21.
4. Ben-Ari, M. (2001). Constructivism in computer science education. *Journal of computers in Mathematics and Science Teaching*, 20(1), 45-73.
5. Bozkurt, A. (Ed.). (2024). Why generative AI literacy, why now and why it matters in the educational landscape?: Kings, queens and GenAI dragons. *Open Praxis*, 16(3), 283-290.
6. Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big data & society*, 3(1), 2053951715622512.
7. Fincher, S., Jeurig, J., Miller, C. S., Donaldson, P., du Boulay, B., Hauswirth, M., Hellas, A., Hermans, F., Lewis, C., Mühling, A., Pearce, J. L., & Petersen, A. (2020).

- Notional Machines in Computing Education: The Education of Attention. Proceedings of the Working Group Reports on Innovation and Technology in Computer Science Education, 21–50.
8. Giordan, A. (2008). Les conceptions de l'apprenant comme tremplin pour l'apprentissage. *Laboratoire de didactique et d'épistémologie des sciences*.
 9. Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of management annals*, 14(2), 627-660.
 10. Greca, I. M., Moreira, M. A. (2000). Mental models, conceptual models, and modelling. *International journal of science education*, 22(1), 1-11.
 11. Johnson-Laird, P. N. (2004). The history of mental models. In *Psychology of reasoning* (pp. 189-222). Psychology Press.
 12. Lee, H. P., Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R., & Wilson, N. (2025, April). The impact of generative AI on critical thinking: Self-reported reductions in cognitive effort and confidence effects from a survey of knowledge workers. In *Proceedings of the 2025 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-22).
 13. Lejeune, C. (2025). *Manuel d'analyse qualitative. Analyser sans compter ni classer*. 3e édition. De Boeck Supérieur. 176 pages. ISBN 978-2-8073-6699-2
 14. Long, D., & Magerko, B. (2020, April). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-16).
 15. Moscovici, S. (2003). 2. Des représentations collectives aux représentations sociales: éléments pour une histoire. In *Les représentations sociales* (Vol. 7, pp. 79-103). Presses universitaires de France.
 16. Naudet, C. (2025). L'usage de l'intelligence artificielle générative au lycée: un révélateur des inégalités socio-scolaires?. *Distances et médiations des savoirs. Distance and Mediation of Knowledge*, (51).
 17. Norman, D. (1983). Some observations on mental models. In: D. Gentner and A. Stevens (eds), *Mental Models*. Lawrence Earlbaum, Hillsdale, NJ.
 18. Redaelli, R. (2025). Intentionality gap and preter-intentionality in generative artificial intelligence. *AI SOCIETY*, 40(4), 2525-2532.
 19. Rogers, E. (2003). *Diffusion of Innovations* 5th.
 20. Salamanca-Ávila, M. E., Vander Borgh, C., Frenay, M., Hance, T. (2013). Exploration de la structure et du contenu de la représentation de l'écologie, commune à une cohorte d'étudiants. *Revista Electrónica de Enseñanza de las Ciencias*, 12(3), 499-523.
 21. Sullivan, M., McAuley, M., Degiorgio, D., & McLaughlan, P. (2024). Improving students' generative AI literacy: A single workshop can improve confidence and understanding. *Journal of Applied Learning and Teaching*, 7(2), 88-97.