

Repenser la typologie des apprenants à l'ère de l'IA générative: entre autonomie, délégation cognitive et autorégulation

Rethinking Learner Typologies in the Age of
Generative AI: Between, Autonomy, cognitive
delegation, and self-regulation

Jamal BENALI, École Supérieure de Technologie de
Nador – Université Mohammed Premier (ESTN–UMP),
Maroc

Les mots-clés	Résumé
intelligence artificielle générative ; apprenant ; autorégulation ; autonomie ; délégation cognitive ; métacognition ; enseignement supérieur ; médiation instrumentale.	L'intelligence artificielle générative (IAG) modifie moins seulement l'accès à l'information que la distribution même de l'activité cognitive entre l'étudiant et l'outil. Cette évolution rend insuffisantes les typologies d'apprenants fondées uniquement sur les préférences, les styles ou la seule autonomie déclarée. À partir d'une revue théorique articulant autorégulation, métacognition, médiation instrumentale, délégation cognitive et difficultés désirables, et d'une étude exploratoire menée auprès de 453 étudiants de l'École Supérieure de Technologie de Nador parmi 671 sollicités, cet article propose de déplacer l'analyse vers deux dimensions : la capacité de l'étudiant à réguler son apprentissage et la manière dont il délègue à l'IA une partie de l'effort cognitif. Les données disponibles montrent un environnement fortement numérisé – les répondants déclarant consacrer près d'un quart de leur journée aux écrans – qui invite à distinguer autonomie apparente et autonomie effective. Nous proposons une typologie heuristique en quatre profils : l'autoformant augmenté, le stratège assisté, le délégant cognitif et le technodébordé algorithmique. Cette typologie permet de dépasser une opposition simpliste entre usage et non-usage de l'IA : ce qui devient décisif n'est pas la fréquence d'utilisation, mais la qualité de la régulation, la capacité de vérification, la conservation d'un effort cognitif productif et la conscience du moment où l'outil aide ou remplace l'activité d'apprentissage. L'article discute enfin les implications pédagogiques pour l'enseignement supérieur : scénarisation de l'usage de l'IA, explicitation des traces de raisonnement, évaluation des processus et développement d'une littératie critique de l'IA.
Keywords	Abstract
Generative artificial intelligence (GenAI) is changing not only access to information but also the distribution of cognitive activity between students and technological tools. This shift makes learner typologies based solely on preferences, learning styles, or declared autonomy increasingly insufficient. Drawing on a theoretical review combining self-regulated learning, metacognition, instrumental mediation, cognitive offloading and desirable difficulties, and on an exploratory study involving 453	generative artificial intelligence; learner typology; self-regulated

students at the École Supérieure de Technologie de Nador out of 671 students invited to participate, this article proposes two main analytical dimensions: students' capacity to regulate their learning and the way they delegate cognitive effort to AI. Available data portray a highly digitalized environment, with respondents reporting close to one quarter of their day spent on screens, and therefore call for a distinction between apparent and effective autonomy. We propose a four-profile heuristic typology: the augmented self-directed learner, the assisted strategist, the cognitive delegator, and the algorithmically overwhelmed learner. The typology moves beyond the simplistic opposition between AI users and non-users: what matters is not usage frequency itself, but the quality of regulation, verification practices, preservation of productive cognitive effort, and awareness of when AI supports or substitutes learning activity. Pedagogical implications include explicit AI-use scenarios, reasoning traces, process-oriented assessment, and the development of critical AI literacy in higher education.	learning; cognitive offloading; metacognition; higher education; instrumental mediation.
--	--

Introduction : lorsque l'IA ne se contente plus d'assister l'apprentissage

L'essor des modèles génératifs accessibles au grand public depuis la fin de 2022 a accéléré une transformation déjà engagée par les environnements numériques : l'étudiant ne travaille plus seulement avec des ressources, il interagit avec un système capable de reformuler une consigne, proposer un plan, générer une synthèse, produire un code, simuler un dialogue, traduire, corriger ou expliquer. Les travaux récents insistent à juste titre sur les opportunités pédagogiques de ces modèles, mais aussi sur les risques liés à la fiabilité, à l'intégrité académique, à la dépendance et à la perte d'activité intellectuelle (Kasneci et al., 2023 ; Tlili et al., 2023 ; Lo, 2023). Les orientations de l'UNESCO défendent ainsi une intégration centrée sur l'humain, où la technologie ne doit pas se substituer à l'agentivité et aux capacités de l'apprenant (Miao & Holmes, 2023).

Le problème scientifique ne peut donc plus être formulé uniquement en termes d'accès, d'acceptabilité ou de fréquence d'usage. Deux étudiants peuvent utiliser le même outil quotidiennement et pourtant apprendre de manière radicalement différente. Le premier peut solliciter l'IA après avoir tenté une tâche, comparer la réponse produite à ses propres hypothèses, demander une contre-argumentation, vérifier les sources et reformuler de mémoire. Le second peut remettre intégralement la tâche à l'outil, copier la réponse obtenue et confondre la qualité du produit avec la qualité de son apprentissage. Dans les deux cas, l'activité observable est « assistée par IA » ; cognitivement, elle ne relève pas du même processus.

C'est à ce déplacement que cet article s'intéresse. L'IA générative rend visible une question ancienne mais désormais décisive : qu'est-ce qu'un apprenant autonome lorsque certaines opérations cognitives peuvent être externalisées en quelques secondes ? L'autonomie ne peut plus se confondre avec le fait d'agir seul,

ni l'efficacité avec la rapidité d'obtention d'une réponse. Elle doit être réinterprétée comme capacité à définir un but, sélectionner et contrôler des stratégies, surveiller sa compréhension, évaluer la pertinence des aides mobilisées et reprendre la main lorsque l'outil devient substitutif plutôt que formatif.

Notre argument est que l'IA générative oblige à repenser les typologies d'apprenants à partir du rapport entre trois variables : l'autorégulation, l'effort cognitif effectivement conservé par l'étudiant et la qualité de la délégation à l'outil. L'enjeu n'est donc pas de produire une nouvelle étiquette générationnelle, mais de proposer un cadre analytique décrivant des postures d'apprentissage susceptibles d'évoluer selon les tâches, les disciplines et les contextes.

1. Problématique et questions de recherche

Les typologies classiques ont souvent cherché à différencier les apprenants selon des préférences ou des modalités dominantes. Les travaux de Kolb (1984), de Fleming et Mills (1992) ou les recherches sur les approches d'apprentissage en profondeur et en surface (Marton & Säljö, 1976) ont contribué à déplacer le regard vers l'activité de l'apprenant. Toutefois, la littérature a également montré les limites d'un usage prescriptif des « styles d'apprentissage », notamment lorsqu'on suppose qu'un enseignement adapté à une préférence déclarée améliorerait mécaniquement les résultats (Pashler et al., 2008). À l'ère des modèles génératifs, une difficulté supplémentaire apparaît : l'environnement lui-même participe désormais à des opérations qui étaient auparavant accomplies par le sujet.

La question centrale devient alors : comment caractériser les postures d'apprentissage dans un environnement où l'étudiant peut externaliser une partie substantielle de l'activité de compréhension, de formulation, de recherche, de mémorisation ou de résolution ? Cette question générale se décline en trois interrogations : (1) comment distinguer autonomie réelle et autonomie apparente dans un apprentissage assisté par IA ? (2) à quelles conditions la délégation cognitive constitue-t-elle une stratégie efficace plutôt qu'un appauvrissement de l'apprentissage ? (3) quelles figures d'apprenants permettent de décrire les nouvelles tensions entre assistance, effort, contrôle métacognitif et dépendance ?

Nous défendons l'hypothèse générale suivante : l'effet formatif ou appauvrissant de l'IA dépend moins de l'usage en soi que de la qualité de l'autorégulation qui encadre cet usage. Une seconde hypothèse en découle : plus la délégation cognitive est forte et peu contrôlée, plus le risque de dissociation entre performance immédiate et apprentissage durable augmente. Enfin, une troisième hypothèse considère que les profils d'apprenants doivent être compris comme des postures dynamiques, non comme des catégories psychologiques fixes.

2. Cadre théorique : de l'autonomie à l'écologie cognitive de l'apprenant

2.1. Des typologies d'apprenants aux postures situées

Les travaux sur l'apprentissage ont longtemps cherché à identifier des différences relativement stables entre individus. Or, les recherches contemporaines invitent davantage à penser l'apprenant en situation : ses stratégies varient en fonction de la tâche, des buts poursuivis, du contexte, des ressources disponibles et du sentiment d'efficacité. Dans cette perspective, une typologie utile ne doit pas enfermer l'étudiant dans un profil, mais aider à comprendre des configurations d'activité.

Les travaux de Viviane Glikman sur les formations ouvertes et à distance sont particulièrement féconds pour cette réflexion parce qu'ils replacent l'autonomie dans un environnement de ressources, de médiations et d'accompagnement (Glikman, 2002/2018). L'autonomie y apparaît comme une construction et non comme une condition préalable. À l'ère de l'IA, cette intuition prend une nouvelle portée : la présence d'une ressource extrêmement disponible et dialogique peut donner l'impression d'une autonomie accrue tout en fragilisant, chez certains étudiants, la planification, la persévérance et le contrôle du raisonnement.

2.2. Autorégulation et métacognition : la compétence centrale

Les modèles de l'apprentissage autorégulé décrivent l'apprenant comme un agent capable d'orienter son activité par des buts, de mobiliser des stratégies, de surveiller son avancement et d'ajuster son comportement (Zimmerman, 2002 ; Pintrich, 2000 ; Winne & Hadwin, 1998). L'autorégulation mobilise ainsi des composantes cognitives, métacognitives, motivationnelles et comportementales. La métacognition, au sens de Flavell (1979), renvoie notamment à la connaissance et au contrôle que le sujet exerce sur ses propres processus cognitifs.

Dans un environnement génératif, ces capacités prennent une importance accrue. L'étudiant doit non seulement savoir s'il comprend la tâche, mais aussi juger la pertinence d'interroger l'IA, la qualité de la réponse, le niveau de confiance à lui accorder et le moment où il doit reprendre l'activité. La maîtrise du prompt ne suffit donc pas. Un utilisateur peut être techniquement habile et cognitivement passif. Inversement, un étudiant qui utilise peu de fonctionnalités peut faire preuve d'une forte autorégulation s'il choisit l'outil à bon escient, vérifie les réponses et reconstruit les connaissances.

2.3. Délégation cognitive : entre économie fonctionnelle et perte d'effort productif

La notion de cognitive offloading décrit le recours à une action externe ou à un outil afin de réduire les exigences internes d'une tâche (Risko & Gilbert, 2016). L'externalisation cognitive n'est pas intrinsèquement problématique : prendre des notes, utiliser une calculatrice ou programmer un rappel sont déjà des formes de délégation. La nouveauté des modèles génératifs tient à l'étendue des opérations susceptibles d'être externalisées : structuration d'arguments, formulation linguistique, génération d'exemples, synthèse, résolution et parfois justification elle-même.

Cette extension impose de distinguer délégation fonctionnelle et délégation épistémique. La première libère des ressources pour des opérations de niveau supérieur ; la seconde transfère à l'outil des opérations qui constituent précisément l'objet de l'apprentissage. Si l'objectif est d'apprendre à argumenter, déléguer intégralement la construction de l'argumentation n'est pas équivalent à demander à l'IA de critiquer un argument déjà élaboré. Le risque est alors une dissociation entre performance et apprentissage : le produit final s'améliore tandis que la compétence interne progresse peu. Des résultats expérimentaux récents suggèrent d'ailleurs que l'usage non contraint de ChatGPT peut, dans certains contextes, diminuer la rétention à long terme par réduction de l'effort cognitif nécessaire à la consolidation (voir notamment l'essai contrôlé publié en 2025 sur la rétention des connaissances).

Cette tension rejoint le principe des « difficultés désirables » : certaines difficultés ralentissent la performance immédiate mais améliorent la consolidation

et le transfert (Bjork & Bjork, 2011). L'IA peut supprimer précisément ces frictions fécondes. La question pédagogique devient donc moins « comment rendre la tâche plus facile ? » que « quelles difficultés faut-il conserver pour que l'activité reste formatrice ? ».

2.4. Médiation instrumentale et redistribution de l'activité

L'approche instrumentale de Rabardel (1995) permet d'éviter une vision technocentrée. Un artefact ne devient instrument qu'à travers les schèmes d'utilisation que le sujet construit ou s'approprie. L'IA générative n'agit donc pas seule : ses effets dépendent des usages, des buts et des régulations qui l'inscrivent dans l'activité. Cette perspective rejoint la distinction entre médiatisation – organisation technologique des contenus et interactions – et médiation – transformations opérées dans l'activité, les représentations ou la relation au savoir (Peraya, 2006).

Nous proposons ici de parler de médiation pédagogique augmentée lorsque l'IA soutient une activité que l'étudiant demeure capable de contrôler, d'expliquer et de réinvestir. À l'inverse, lorsque la production algorithmique devient opaque pour l'étudiant et remplace les opérations essentielles de construction du savoir, la médiation se transforme en substitution cognitive. Le critère n'est donc pas la présence de l'outil mais la conservation d'une agentivité intellectuelle.

2.5. Vers une écologie cognitive de l'apprenant

L'étudiant contemporain apprend dans une écologie composée de ressources internes (connaissances, mémoire, stratégies), de ressources sociales (enseignants, pairs) et de ressources techniques (moteurs de recherche, plateformes, IA génératives). Le problème n'est plus de savoir si la cognition est « dans la tête » ou « dans l'outil », mais comment le sujet orchestre cet ensemble. Cette perspective rejoint les approches de cognition distribuée et d'esprit étendu (Clark & Chalmers, 1998) tout en conservant un critère pédagogique : la distribution des ressources doit servir une appropriation et non seulement la production d'un résultat.

Nous définissons ainsi l'écologie cognitive de l'apprenant comme l'ensemble dynamique des ressources humaines, symboliques et technologiques qu'il mobilise pour apprendre, ainsi que les règles de régulation par lesquelles il décide ce qu'il conserve, externalise, vérifie et transforme. Dans ce cadre, l'autonomie ne signifie pas absence d'aide : elle désigne la capacité à gouverner intelligemment les aides disponibles.

3. Méthodologie : une étude exploratoire ancrée dans le contexte de l'EST de Nador

3.1. Terrain et participants

La réflexion est adossée à une étude exploratoire menée à l'École Supérieure de Technologie de Nador, établissement de l'Université Mohammed Premier. Au total, 671 étudiants ont été sollicités et 453 réponses exploitables ont été recueillies, soit un taux de participation d'environ 67,5 %. Le terrain est particulièrement pertinent pour observer l'évolution des comportements d'apprentissage : les étudiants évoluent dans des cursus professionnalisants, utilisent plusieurs environnements numériques et sont confrontés à des tâches de production écrite, de recherche, de communication et de résolution de problèmes susceptibles d'être rapidement assistées par des outils génératifs.

3.2. Positionnement méthodologique

Le présent article adopte une logique exploratoire et compréhensive. Les données quantitatives servent à documenter le degré d'immersion numérique et à contextualiser les usages ; la typologie proposée n'est pas présentée comme une classification statistiquement définitive, mais comme un modèle heuristique construit par confrontation entre observations de terrain, résultats descriptifs et cadres théoriques. Cette précaution est importante : établir des profils stables supposerait, dans une étape ultérieure, des analyses multivariées ou de classes latentes fondées sur des indicateurs validés d'autorégulation, de dépendance, de vérification et de délégation cognitive.

3.3. Variables d'intérêt

L'analyse s'organise autour de quatre familles de variables : (a) l'intensité de l'environnement numérique et la place des écrans ; (b) les finalités d'usage des outils génératifs ; (c) les comportements de contrôle – vérification, comparaison, reformulation, explicitation du raisonnement ; et (d) le rapport à l'effort – tentative préalable, persévérance, recours immédiat à l'outil ou usage après confrontation à une difficulté. Ces dimensions permettent de déplacer l'attention de la seule consommation d'outils vers les mécanismes d'apprentissage.

3.4. Limites et précautions

Trois limites doivent être assumées. Premièrement, les données proviennent d'un seul établissement et ne peuvent être généralisées à l'ensemble de l'enseignement supérieur marocain. Deuxièmement, les déclarations d'usage ne renseignent pas toujours fidèlement l'activité cognitive réelle. Troisièmement, la vitesse d'évolution des outils modifie rapidement les pratiques. Pour ces raisons, la typologie doit être comprise comme un cadre à éprouver par des observations, des traces d'activité, des entretiens d'auto-confrontation et des protocoles expérimentaux.

4. Résultats exploratoires : une autonomie fragilisée par l'hyperdisponibilité de l'assistance

4.1. Une immersion numérique devenue structurelle

Un premier résultat de nos travaux concerne la place massive des écrans dans le quotidien étudiant. Les participants déclarent y consacrer près d'un quart de leur journée, soit environ six heures. Ce constat ne permet pas, à lui seul, de conclure à un usage problématique ; il établit toutefois que l'apprentissage universitaire s'inscrit désormais dans un environnement où le numérique n'est plus périphérique. L'IA générative s'ajoute donc à une écologie déjà saturée de sollicitations, de notifications, de ressources concurrentes et d'accès immédiat à l'information.

Cette situation produit une ambiguïté majeure : l'étudiant peut sembler plus autonome parce qu'il obtient seul une réponse, alors qu'il dépend davantage d'une assistance externe pour structurer son activité. L'autonomie apparente correspond à la capacité d'obtenir un résultat sans intervention humaine directe ; l'autonomie effective suppose la capacité d'expliquer le résultat, d'en évaluer la validité, de le reconstruire et de transférer les acquis à une situation nouvelle.

4.2. De l'usage à la qualité de l'usage

Les échanges menés autour du corpus montrent qu'une variable binaire – utiliser ou ne pas utiliser l'IA – est trop pauvre pour rendre compte des apprentissages. Le même outil peut être mobilisé comme tuteur, partenaire de confrontation, correcteur, générateur de modèles, substitut à la production personnelle ou moyen de contournement. Cette pluralité impose de considérer l'intention, le moment du recours et le type d'opération déléguée.

Un usage formateur tend à préserver trois opérations : une tentative personnelle avant assistance, une évaluation critique de la sortie produite et une reconstruction après assistance. À l'inverse, le risque de délégation excessive augmente lorsque l'étudiant interroge l'outil avant toute mobilisation de ses connaissances, accepte la première réponse et livre le produit sans pouvoir expliciter le raisonnement sous-jacent.

5. Proposition d'une typologie renouvelée des apprenants à l'ère de l'IA générative

À partir des cadres mobilisés et des observations de terrain, nous proposons une typologie à deux axes. Le premier est le niveau d'autorégulation, de faible à élevé. Le second est la qualité de la délégation cognitive, de contrôlée à substitutive. Le croisement des deux axes fait apparaître quatre postures. Elles ne décrivent pas des identités permanentes : un même étudiant peut changer de posture selon la tâche, la pression temporelle, la discipline ou l'enjeu évaluatif.

Profil	Autorégulation	Délégation cognitive	Comportements caractéristiques	Risque potentiel /
Autoformant augmenté	Élevée	Contrôlée	Tente, questionne, vérifie, compare, reformule et réinvestit. Utilise l'IA comme partenaire de réflexion.	Fort potentiel d'apprentissage et de transfert.
Stratège assisté	Moyenne à élevée	Sélective mais orientée	Optimise le temps, sollicite l'IA pour	Efficacité élevée ; risque de privilégier la

Profil	Autorégulation	Délégation cognitive	Comportements caractéristiques	Risque potentiel /
		vers l'efficacité	structurer ou améliorer le produit ; conserve une partie du contrôle.	performance au détriment de l'approfondissement.
Délégant cognitif	Faible à moyenne	Forte / substitutive	Confie à l'IA les opérations centrales de compréhension, d'argumentation ou de rédaction ; vérifie peu.	Produit souvent satisfaisant, mais apprentissage fragile et dépendance croissante.
Technodéborderé algorithmique	Faible	Instable et peu contrôlée	Utilise l'outil sans stratégie, formule mal la demande, accepte ou rejette les réponses sans critères, se perd entre sources et versions.	Risque de désorientation, d'erreurs et de désengagement.

5.1. L'autoformant augmenté

Cette figure prolonge la logique de l'autoformation tout en l'inscrivant dans une écologie outillée. L'étudiant ne cherche pas à prouver qu'il peut se passer de l'IA ; il sait au contraire l'intégrer sans lui abandonner le pilotage. Il formule des objectifs, fait une première tentative, sollicite l'outil pour obtenir un feedback, des alternatives ou une critique, puis vérifie et reformule. La compétence distinctive de ce profil est la réversibilité : il peut expliquer ce qu'il a appris et poursuivre la tâche sans assistance.

5.2. Le stratège assisté

Le stratège assisté privilégie l'efficacité. Il sait utiliser l'IA et sait souvent obtenir rapidement un produit de qualité. Son activité n'est pas nécessairement superficielle, mais elle est orientée par l'optimisation du temps et du résultat. Cette posture est particulièrement intéressante car elle se situe à la frontière entre expertise instrumentale et réduction de l'effort. Elle peut devenir formatrice lorsque l'étudiant utilise le temps gagné pour approfondir, et appauvrissante lorsqu'il remplace systématiquement les opérations cognitives coûteuses.

5.3. Le déléguant cognitif

Le déléguant cognitif confie à l'outil les opérations qui devraient précisément permettre l'apprentissage : chercher l'idée, produire l'argument, expliquer, synthétiser, résoudre et parfois même vérifier. La qualité linguistique ou formelle de la production peut masquer une faible appropriation. Ce profil illustre l'autonomie paradoxale : l'étudiant paraît autonome dans la production, mais devient hétéronome du point de vue cognitif. Il est particulièrement vulnérable aux hallucinations et aux erreurs parce qu'il manque souvent de ressources internes pour juger la sortie générée.

5.4. Le technodéborde algorithmique

Cette figure actualise le technodéborde décrit dans les travaux sur la formation à distance. La disponibilité de l'IA ne simplifie pas nécessairement son activité. Il peut multiplier les requêtes, accepter des réponses contradictoires, ne pas savoir formuler un besoin ou confondre fluidité linguistique et exactitude. Son problème n'est pas seulement technique : il touche à la définition du but, aux critères de qualité et au contrôle métacognitif. Il a besoin d'un accompagnement plus explicite, non d'un accès supplémentaire à des outils.

6. Discussion : performance, apprentissage et subjectivité de l'apprenant

6.1. La performance ne constitue plus une preuve suffisante d'apprentissage

L'une des conséquences majeures de l'IA générative est l'affaiblissement du lien entre qualité du produit observable et niveau de maîtrise de l'étudiant. Une réponse bien écrite, une synthèse élégante ou un code fonctionnel peuvent être obtenus sans que l'étudiant possède les connaissances nécessaires pour les reproduire ou les transférer. L'évaluation universitaire doit donc progressivement déplacer une partie de son attention du produit vers le processus : traces de raisonnement, justification des choix, oral de reprise, comparaison entre versions, analyse critique de la sortie de l'IA et production sans assistance sur des étapes ciblées.

6.2. L'autonomie devient une capacité de gouvernement des aides

L'autonomie, dans ce nouveau contexte, ne saurait être définie comme indépendance à l'égard des ressources. Les apprenants experts ont toujours mobilisé des livres, des pairs, des enseignants et des instruments. Ce qui change avec l'IA est la puissance de substitution. L'autonomie doit donc être pensée comme une compétence de gouvernement des aides : savoir quand les appeler, quoi leur déléguer, comment les contrôler et quand les retirer.

6.3. La littératie de l'IA ne se réduit pas au prompt engineering

Une formation centrée uniquement sur l'art de formuler des prompts risquerait de renforcer une compétence instrumentale sans développer les capacités de jugement. Une littératie critique de l'IA devrait comprendre au moins cinq dimensions : compréhension des limites probabilistes des modèles ; vérification des faits et des sources ; connaissance des enjeux éthiques et de confidentialité ; capacité à expliciter la part de travail confiée à l'outil ; et compétence métacognitive pour évaluer l'effet de l'assistance sur son propre apprentissage. Les politiques universitaires doivent ainsi articuler usage, transparence et responsabilité (Chan, 2023 ; Cotton, Cotton, & Shipway, 2024).

6.4. Une subjectivité numérique en recomposition

Au-delà des compétences, l'IA intervient dans la relation de l'étudiant à lui-même comme sujet apprenant. Elle peut soutenir le sentiment de compétence, offrir un feedback sans jugement et élargir l'accès à l'explication. Mais elle peut

aussi déplacer le centre de gravité de l'activité : l'étudiant n'est plus seulement celui qui cherche et construit une réponse ; il devient celui qui sélectionne, valide et assemble des propositions générées. Cette transformation invite à interroger la subjectivité numérique de l'apprenant : que signifie se reconnaître auteur d'un travail, capable d'un raisonnement et responsable d'un choix lorsque l'activité est coproduite avec un système génératif ?

7. Implications pédagogiques pour l'enseignement supérieur

Les résultats et le modèle proposé conduisent à cinq orientations pédagogiques complémentaires.

1. Scénariser explicitement les moments d'usage et de non-usage de l'IA. L'interdiction générale est difficilement soutenable, mais l'usage permanent empêche de préserver certaines opérations formatrices. Les enseignants peuvent définir des phases : tentative individuelle, assistance autorisée, comparaison, reprise sans outil.

2. Évaluer les processus autant que les produits. Demander à l'étudiant de conserver ses brouillons, ses prompts significatifs, ses corrections, ses critères de validation et une courte note réflexive permet de rendre l'activité cognitive plus visible.

3. Introduire des tâches de vérification. L'étudiant peut être amené à détecter une erreur, comparer deux réponses générées, retrouver les sources, défendre ou réfuter une proposition de l'IA. L'outil devient alors objet de critique plutôt que fournisseur de solution.

4. Préserver des difficultés désirables. Certaines activités doivent rester suffisamment exigeantes pour consolider la mémoire, la compréhension et le transfert. L'aide peut être graduée plutôt qu'immédiate.

5. Former à l'autorégulation assistée. Les étudiants doivent apprendre à se poser des questions avant et après usage : Qu'est-ce que je sais déjà ? Pourquoi ai-je besoin de l'IA ? Quelle opération suis-je en train de lui déléguer ? Puis-je vérifier la réponse ? Serais-je capable d'expliquer ou de reproduire ce résultat sans l'outil ?

Conclusion

L'IA générative ne rend pas les anciennes questions pédagogiques obsolètes ; elle les radicalise. L'autonomie, l'effort, l'accompagnement, la métacognition et la médiation sont plus que jamais au cœur de l'apprentissage, mais ils doivent être relus dans un contexte où une partie croissante de l'activité peut être externalisée. Dès lors, opposer les étudiants qui utilisent l'IA à ceux qui ne l'utilisent pas présente peu d'intérêt scientifique. La variable déterminante est la manière dont l'étudiant régule la relation à l'outil.

La typologie proposée – autoformant augmenté, stratège assisté, délégrant cognitif et technodéborder algorithmique – constitue un cadre heuristique pour analyser cette relation. Sa contribution centrale est de distinguer usage de l'IA et appropriation cognitive. L'enjeu n'est pas d'empêcher la délégation, mais d'apprendre à la rendre consciente, contrôlée et compatible avec les objectifs de formation.

Cette proposition ouvre un programme de recherche plus large. Une étape suivante consistera à construire des indicateurs validés d'autorégulation et de délégation cognitive, puis à tester empiriquement la stabilité des profils par des analyses de classes latentes ou de clustering. Des protocoles longitudinaux permettraient également d'observer les passages d'une posture à l'autre et de mesurer les effets de scénarios pédagogiques destinés à transformer le délégrant cognitif en utilisateur réflexif. C'est à cette condition que l'université pourra faire de l'IA non un raccourci vers la performance, mais un instrument de développement intellectuel.

Références bibliographiques

- Bjork, E. L., & Bjork, R. A. (2011). Making things hard on yourself, but in a good way: Creating desirable difficulties to enhance learning. In M. A. Gernsbacher, R. W. Pew, L. M. Hough, & J. R. Pomerantz (Eds.), Psychology and the real world: Essays illustrating fundamental contributions to society (pp. 56–64). Worth Publishers.
- Bonfils, B. M. (2018). L'école est finie ! L'ère trans-moderne du savoir-relation et la fin de la transmission ? Éducation et socialisation, 47. <https://doi.org/10.4000/edso.2668>
- Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 20, 38. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>
- Clark, A., & Chalmers, D. (1998). The extended mind. Analysis, 58(1), 7–19. <https://doi.org/10.1093/analys/58.1.7>
- Cotton, D. R. E., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2024). 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>
- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., & Wals, A. (2024). A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research. Innovations in Education and Teaching International, 61(3). <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846>

- Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist*, 34(10), 906–911. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.34.10.906>
- Fleming, N. D., & Mills, C. (1992). Not another inventory, rather a catalyst for reflection. *To Improve the Academy*, 11, 137–155. <https://doi.org/10.3998/tia.17063888.0011.014>
- Glikman, V. (2002/2018). Des cours par correspondance au « e-learning » : Panorama des formations ouvertes et à distance. Presses Universitaires de France. <https://doi.org/10.3917/puf.glik.2002.01>
- Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, 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>
- Kohnke, L., Moorhouse, B. L., & Zou, D. (2023). ChatGPT for language teaching and learning. *RELC Journal*, 54(2). <https://doi.org/10.1177/00336882231162868>
- Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Prentice Hall.
- 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>
- Marton, F., & Säljö, R. (1976). On qualitative differences in learning: I—Outcome and process. *British Journal of Educational Psychology*, 46(1), 4–11. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.1976.tb02980.x>
- Miao, F., & Holmes, W. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. UNESCO.

- Pashler, H., McDaniel, M., Rohrer, D., & Bjork, R. (2008). Learning styles: Concepts and evidence. *Psychological Science in the Public Interest*, 9(3), 105–119. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6053.2009.01038.x>
- Peraya, D. (2006). La formation à distance : un dispositif de formation et de communication médiatisées. Une approche des processus de médiatisation et de médiation. *Calidoscópico*, 4(3), 200–204.
- Pintrich, P. R. (2000). The role of goal orientation in self-regulated learning. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of self-regulation* (pp. 451–502). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50043-3>
- Rabardel, P. (1995). *Les hommes et les technologies : approche cognitive des instruments contemporains*. Armand Colin.
- Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.07.002>
- Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., Bozkurt, A., Hickey, D. T., Huang, R., & Agyemang, B. (2023). What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education. *Smart Learning Environments*, 10, 15. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00237-x>
- Winne, P. H., & Hadwin, A. F. (1998). Studying as self-regulated learning. In D. J. Hacker, J. Dunlosky, & A. C. Graesser (Eds.), *Metacognition in educational theory and practice* (pp. 277–304). Lawrence Erlbaum Associates.

- 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, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. –
Theory Into Practice, 41(2), 64–70.
https://doi.org/10.1207/S15430421TIP4102_2