Revue Sciences & Education
Sciences & Education Journal
https://scienceseducation.org/

Accéder au savoir n'est pas construire le savoir : Une perspective développementale sur l'intelligence artificielle générative dans l'enseignement des sciences

Accessing Knowledge Is Not Constructing Knowledge: A Developmental Account of Generative AI in Science Education

Amèle El Achhab[1], René Pry[2]

[1] Université Mohammed VI des Sciences et de la Santé (UM6SS), Casablanca, Maroc
[2] Université Paul-Valéry Montpellier 3, France

Courriels : [1] elachhab.amele@gmail.com ; [2] rene.pry@wanadoo.fr
ORCID : [1] 0009-0007-6762-6146 ; [2] 0009-0001-6670-0531

DOI : 10.5281/zenodo.23301482

Revue Sciences & Education, Vol.3, N° 2, 2026

https://scienceseducation.org/

Reçu le : 02/08/2026 | Accepté le : 25/09/2026 | Publié le : 11/10/2026

Comment citer cet article :
El Achhab, A., & Pry, R. (2026). Accéder au savoir n'est pas construire le savoir : Une perspective développementale sur l'intelligence artificielle générative dans l'enseignement des sciences. *Sciences & Education*, *3*(2), 54–74. https://doi.org/10.5281/zenodo.23301482

ISSN: 3119-6527 | **Licence CC BY 4.0 / CC BY 4.0 License**

Revue Sciences & Education
Sciences & Education Journal
https://scienceseducation.org/ Vol. 3, N° 2, 2026

Accéder au savoir n'est pas construire le savoir : Une perspective développementale sur l'intelligence artificielle générative dans l'enseignement des sciences

Accessing Knowledge Is Not Constructing Knowledge: A Developmental Account of Generative AI in Science Education

Amèle El Achhab[1], René Pry[2]

[1] Université Mohammed VI des Sciences et de la Santé (UM6SS), Casablanca, Maroc
[2] Université Paul-Valéry Montpellier 3, France

[1] elachhab.amele@gmail.com ; [2] rene.pry@wanadoo.fr
ORCID : [1] 0009-0007-6762-6146 ; [2] 0009-0001-6670-0531

RESUME

L'intelligence artificielle générative offre désormais aux élèves un accès presque immédiat à des explications, des représentations, des argumentations et des solutions élaborées. Cette disponibilité soulève une question qui dépasse celle de l'exactitude des réponses produites par l'IA : l'accès au produit symbolique d'une connaissance équivaut-il à l'engagement dans les opérations qui permettent de construire cette connaissance ? Nous abordons cette question dans une perspective développementale, en nous appuyant sur le concept d'externalisation cognitive. Chez l'être humain, les connaissances symboliques émergent au cours de trajectoires développementales dans lesquelles perception, action, langage, interactions sociales et représentations se coordonnent progressivement. L'IA générative suit une trajectoire fondamentalement différente : elle opère sur des productions symboliques déjà construites par les humains. Appliquée à l'enseignement des sciences, cette asymétrie conduit à distinguer l'accès aux connaissances de leur construction. Cinq propositions sont développées : la dépendance à la trajectoire, la distinction entre construction et accès, l'asymétrie développementale de l'externalisation, la position fonctionnelle de l'IA et le maintien de l'activité épistémique. Notre proposition centrale est que les effets de l'externalisation dépendent du statut développemental de l'opération externalisée : ce qui peut amplifier une compétence déjà établie peut, lorsque cette opération est déléguée trop précocement, modifier les expériences mêmes qui contribuent à sa construction. Quatre positions fonctionnelles de l'IA sont distinguées — ressource, étayage, partenariat et substitution — selon le degré de prise en charge des opérations épistémiques de l'élève. Dès lors, la question centrale n'est plus de savoir s'il convient ou non d'utiliser l'IA, mais de déterminer quelles opérations peuvent être externalisées, à quel moment du processus d'apprentissage et dans quelles conditions.

Mots-clés: intelligence artificielle générative, enseignement des sciences, développement cognitif, externalisation cognitive, activité épistémique, argumentation, changement conceptuel, apprentissage

ABSTRACT

Generative artificial intelligence now provides students with almost immediate access to sophisticated explanations, representations, arguments, and solutions. This availability raises a question that goes beyond the accuracy of AI-generated responses: does access to the symbolic product of knowledge amount to engaging in the operations through which that knowledge is constructed? We address this question from a developmental perspective, drawing on the concept of cognitive externalization. In humans, symbolic knowledge emerges through developmental trajectories in which perception, action, language, social interaction, and representation become progressively coordinated. Generative AI follows a fundamentally different trajectory: it operates

on symbolic products that have already been constructed by humans. When applied to science education, this asymmetry calls for a distinction between access to knowledge and the construction of knowledge. Five propositions are developed: path dependence, the construction–access distinction, the developmental asymmetry of externalization, the functional position of AI, and the preservation of epistemic activity. Our central proposition is that the effects of externalization depend on the developmental status of the operation being externalized: what amplifies an already established competence may, when delegated too early, alter the very experiences that contribute to its construction. Four functional positions of AI are distinguished—resource, scaffold, partner, and substitute—according to the extent to which AI takes over the learner's epistemic operations. The key issue, therefore, is no longer whether AI should or should not be used, but rather which operations can be externalized, at what point in the learning process, and under what conditions.

Keywords: generative artificial intelligence, science education, cognitive development, cognitive externalization, epistemic activity, argumentation, conceptual change, learning

1) INTRODUCTION : OBTENIR UNE REPONSE SIGNIFIE-T-IL AVOIR APPRIS ?

L'intelligence artificielle générative transforme profondément les conditions d'accès aux connaissances. Un élève peut désormais obtenir en quelques secondes l'explication d'un phénomène physique, l'interprétation d'un résultat expérimental, la résolution commentée d'un problème ou la représentation d'un processus biologique. Les grands modèles de langage ne se limitent plus à retrouver une information : ils peuvent la reformuler, la comparer à d'autres, construire un argument, produire des exemples ou adapter une explication au niveau demandé.

Cette évolution ouvre des possibilités pédagogiques considérables mais crée également une difficulté théorique. Les recherches consacrées à l'IA en éducation évaluent fréquemment la qualité des réponses obtenues, le gain de performance, l'acceptabilité de l'outil ou son efficacité comme tuteur. Or ces critères ne suffisent pas nécessairement à caractériser un apprentissage.

Dans l'enseignement des sciences, cette distinction revêt une importance particulière. La connaissance scientifique ne consiste pas seulement en un ensemble d'énoncés qu'il suffirait de transmettre. Elle entretient un rapport constitutif avec des pratiques : observer, mesurer, manipuler, interroger, construire des modèles, formuler des hypothèses, produire et évaluer des preuves, argumenter, confronter des explications et les réviser. Tang et Cooper (2025) rappellent ainsi que les sciences naturelles entretiennent une relation particulière avec la matérialité du monde physique, relation qu'une production linguistique, aussi convaincante soit-elle, ne reproduit pas à elle seule. Les recherches sur l'épistémologie scientifique montrent de même que connaître les sciences implique progressivement de comprendre quelque chose de la manière dont les connaissances y sont produites, justifiées et révisées (Lee et al., 2021).

Une question doit alors être distinguée de celle de la qualité de la réponse artificielle : Que se passe-t-il lorsque l'élève peut accéder directement au produit symbolique final d'une connaissance sans nécessairement exercer les opérations par lesquelles cette connaissance devient intelligible, justifiable et transférable ?

Cette question est susceptible de rapprocher trois domaines souvent étudiés séparément : la psychologie du développement, les recherches sur l'externalisation cognitive et la cognition étendue, et la didactique des sciences.

L'hypothèse générale défendue ici est que l'équivalence des productions finales ne garantit pas l'équivalence des apprentissages qui les sous-tendent, parce que la trajectoire par laquelle une connaissance est construite peut contribuer à son organisation cognitive.

Une telle proposition ne revient ni à défendre une pédagogie de la découverte non guidée, ni à considérer que toute assistance diminue l'apprentissage. Les travaux sur l'enseignement scientifique par investigation montrent précisément que l'activité autonome n'est pas suffisante et que les formes guidées d'investigation sont généralement plus favorables aux apprentissages que les formes laissant l'élève sans étayage (Aditomo & Klieme, 2020). Le problème ne réside donc pas dans l'opposition entre assistance et autonomie, mais dans la fonction que remplit l'assistance au cours de la construction d'une compétence.

Le point central de cet article est qu'une même opération externalisée peut avoir des effets différents selon le moment où elle intervient dans la trajectoire du sujet. Externaliser une opération déjà construite peut libérer des ressources et permettre un fonctionnement plus complexe. Externaliser cette même opération au moment où elle doit se construire peut au contraire modifier ou supprimer certaines des expériences nécessaires à son acquisition.

Nous proposons d'appeler ce principe *asymétrie développementale de l'externalisation cognitive.* Cette proposition conduit à distinguer quatre fonctions possibles de l'IA : elle peut agir comme ressource, étayage, partenariat ou substitution.

Son effet éducatif devrait alors dépendre moins de sa présence ou de son absence que de la manière dont elle transforme l'activité cognitive et épistémique de l'élève, et du moment où elle intervient dans sa trajectoire d'apprentissage.

2) EXTERNALISER : UNE PROPRIETE ORDINAIRE DE LA COGNITION HUMAINE

L'être humain transforme constamment son environnement pour réduire les contraintes imposées à ses ressources cognitives. Écrire une liste permet de ne pas maintenir plusieurs informations en mémoire ; représenter graphiquement un problème rend accessibles des relations difficiles à manipuler mentalement ; disposer des objets dans l'espace peut servir à organiser une action future. Les représentations externes ne sont donc pas de simples dépôts d'informations. Elles modifient la structure même de l'activité cognitive. Hohol et al. (2021) soulignent à ce titre le rôle des représentations externes dans la construction de niches cognitives. Écriture, nombres, diagrammes et autres systèmes symboliques permettent aux individus de réaliser des opérations qui seraient plus coûteuses, voire impossibles, si elles dépendaient exclusivement de représentations internes.

Les recherches expérimentales sur le *cognitive offloading* précisent ce mécanisme. Gilbert (2024) propose de modéliser que le choix entre maintien interne d'une information et recours à un rappel externe peut être compris comme un arbitrage entre coûts. La mémoire interne est limitée et son utilisation mobilise des ressources ; l'externalisation possède elle aussi un coût, mais permet de libérer ces ressources. L'externalisation peut ainsi augmenter l'efficacité du système cognitif dans son ensemble.

Cette amélioration de la performance immédiate n'est cependant pas synonyme d'amélioration de l'apprentissage. Skulmowski (2023), dans sa revue des travaux consacrés à l'externalisation numérique, souligne que l'usage de supports externes peut modifier ce qui est effectivement encodé ou mémorisé. L'environnement devient alors une composante fonctionnelle de l'activité, mais cette redistribution peut également réduire certaines opérations internes.

L'IA générative déplace encore la frontière. Une bibliothèque externalise essentiellement des informations. Un moteur de recherche aide à localiser ces informations. Une IA générative peut désormais résumer, comparer, reformuler, expliquer, argumenter ou proposer une solution. Ce ne sont donc plus seulement les résultats de l'activité cognitive qui peuvent être externalisés : certaines opérations exercées sur ces résultats peuvent l'être également.

Clark (2025) et Smart et al. (2025) inscrivent ainsi les grands modèles de langage dans la continuité des systèmes cognitifs hybrides. Dans certaines tâches, l'unité fonctionnelle pertinente ne serait plus nécessairement l'individu isolé, mais le système constitué par l'individu et les ressources non biologiques qu'il mobilise.

Cette perspective est particulièrement importante pour l'éducation. Une opération qui peut être avantageusement externalisée par un expert doit-elle également l'être par un novice lorsque cette opération constitue précisément ce qu'il est supposé apprendre ?

La question ne porte donc plus seulement sur ce qui est externalisé, mais sur le statut de l'opération externalisée dans la trajectoire du sujet.

3) DEUX TRAJECTOIRES VERS LE SYMBOLIQUE

La comparaison entre développement humain et apprentissage artificiel permet de préciser le problème. Chez l'enfant, les systèmes symboliques s'inscrivent dans une histoire. L'enfant agit dans le monde, perçoit les conséquences de ses actions, sélectionne des informations, interagit avec autrui et construit progressivement des régularités. Le langage s'intègre à cette trajectoire et transforme à son tour les possibilités de catégorisation, de communication et de pensée. Il ne s'agit évidemment pas d'une succession rigide de stades. Perception, action, interaction sociale, langage et représentation se développent conjointement et se transforment réciproquement. Mais les productions symboliques humaines possèdent une histoire de construction.

Les grands modèles de langage suivent une trajectoire différente. Leur apprentissage peut débuter à partir d'immenses ensembles de textes, d'images, de programmes et d'autres productions culturelles déjà organisées.

Ils n'apprennent donc pas seulement à partir du monde ; ils apprennent largement à partir des traces symboliques laissées par des êtres humains qui ont eux-mêmes appris dans le monde. Dans la figure 1 sont représentées ces deux trajectoires.

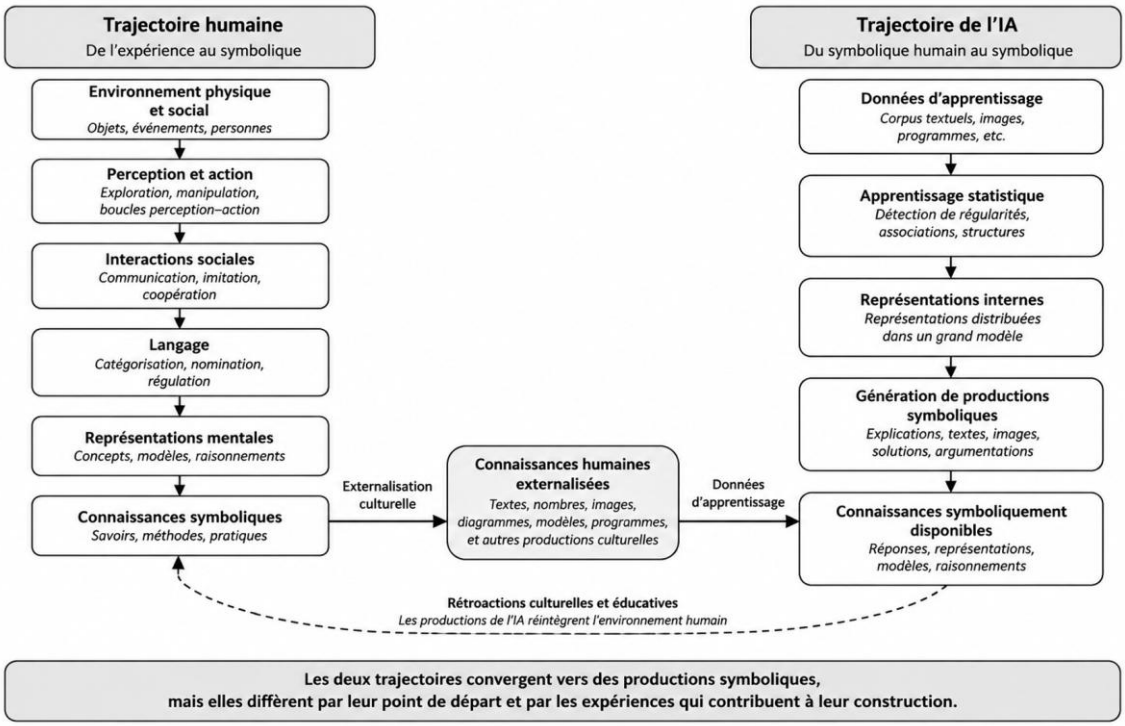

Figure 1. Deux trajectoires vers le symbolique : ontogénèse humaine et apprentissage de l'IA

Dans la trajectoire humaine, activité sensorimotrice, boucles perception–action, interactions sociales et langage participent progressivement à la construction de représentations et à l'accès aux systèmes symboliques. Ces connaissances sont ensuite externalisées sous forme de textes, nombres, images, diagrammes, modèles ou programmes. Une partie de ces productions devient à son tour donnée d'apprentissage pour l'IA. La jonction centrale - *« connaissances humaines externalisées → données d'apprentissage de l'IA »* - souligne que la trajectoire artificielle commence en partie à partir des produits de la trajectoire humaine.

Cette différence doit cependant être interprétée avec prudence. Les performances des modèles linguistiques montrent qu'une quantité importante d'informations conceptuelles et même perceptives est récupérable à partir du langage. Marjieh et al. (2024) montrent ainsi que des modèles exclusivement linguistiques peuvent prédire une partie des jugements sensoriels humains dans plusieurs modalités. Dove (2024) propose à ce propos la notion de *symbol ungrounding* : le langage ne se contente pas d'être ancré dans l'expérience ; une fois constitué, il permet également de transmettre et recombiner des

connaissances indépendamment de l'expérience directe. Les productions linguistiques utilisées par l'IA ne sont donc pas des symboles cognitivement neutres. Elles contiennent indirectement le résultat d'activités perceptives, motrices, sociales et conceptuelles humaines.

Cette observation ne démontre pourtant pas que les représentations construites par les deux trajectoires soient identiques. Mahowald et al. (2024) distinguent ainsi compétence linguistique formelle et compétence linguistique fonctionnelle : maîtriser les régularités d'une langue ne suffit pas nécessairement pour reproduire toutes les capacités cognitives pour lesquelles l'être humain utilise cette langue. Les données neurocognitives conduisent également à dissocier partiellement langage et pensée (Fedorenko et al., 2024).

Le contraste devient plus net lorsqu'on considère l'efficacité d'apprentissage. Frank (2023) rappelle que les modèles linguistiques reçoivent plusieurs ordres de grandeur davantage de données verbales que les enfants. Les travaux de Feng et al. (2024) suggèrent que les propriétés particulières du langage adressé à l'enfant ne suffisent pas à expliquer cette efficacité : la différence pourrait tenir en partie à la nature du système apprenant et au caractère multimodal, actif et social de son expérience. À l'inverse, Vong et al. (2024) montrent qu'un modèle peut acquérir plusieurs correspondances lexicales à partir d'un échantillon relativement réduit d'expériences visuelles et linguistiques provenant de la vie quotidienne d'un seul enfant. Le modèle apprend alors des associations, non les opérations qui les ont produites, et ne les intègre pas à un système d'action.

Ces résultats conduisent à une première proposition.

Proposition 1 - Dépendance à la trajectoire

Le contenu finalement accessible à un système ne suffit peut-être pas à caractériser son organisation cognitive : la trajectoire selon laquelle ce contenu est acquis peut contribuer aux propriétés de la connaissance construite.

4) De deux trajectoires vers le symbolique a deux trajectoires vers le savoir scientifique

La distinction peut être transposée directement à une situation scolaire. Considérons un élève cherchant à comprendre pourquoi certains objets flottent alors que d'autres coulent. Dans une démarche d'investigation guidée, il peut observer différents objets, formuler une première hypothèse, effectuer des comparaisons, rencontrer un contre-exemple, modifier son explication et progressivement coordonner masse, volume, masse volumique et poussée. La réponse scientifique apparaît alors au terme d'une succession d'opérations.

Le même élève peut demander à une IA : « Pourquoi certains objets flottent-ils et d'autres coulent-ils ? ». Il recevra probablement une réponse claire mobilisant densité, volume déplacé, gravité et poussée d'Archimède. Le produit symbolique peut être excellent.

Mais l'organisation cognitive construite est-elle équivalente ? Dans la figure 2 sont décrites les deux trajectoires qui mènent à une connaissance scientifique : la trajectoire de construction et la trajectoire d'accès direct.

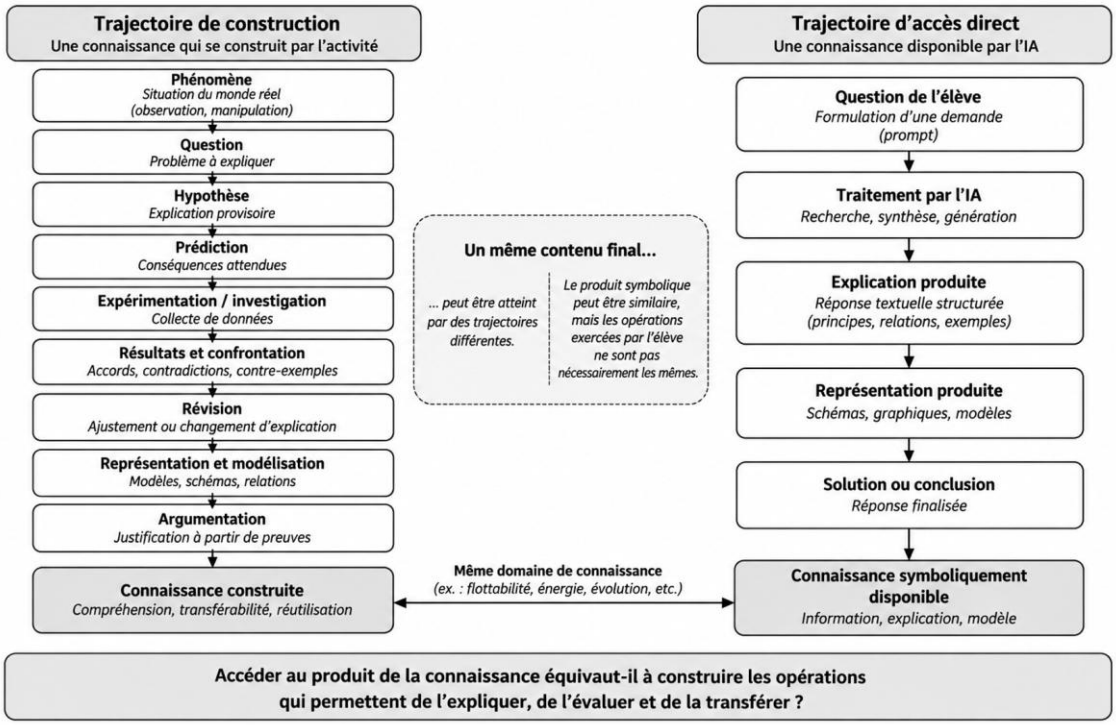

Figure 2. Deux trajectoires vers une connaissance identique

Cette opposition ne doit pas devenir caricaturale. L'enseignement repose nécessairement sur la transmission. Aucun élève ne reconstruit personnellement l'histoire des sciences. Livres, enseignants, symboles et démonstrations rendent depuis toujours accessibles des connaissances élaborées par d'autres.

La différence essentielle réside dans ce que l'élève doit faire avec ce qui lui est transmis. Les travaux sur le changement conceptuel montrent que l'apprentissage scientifique suppose fréquemment davantage que l'exposition à une information correcte : les conceptions antérieures doivent être mobilisées, confrontées, différenciées ou réorganisées. Li et al. (2022) montrent dans leur revue que l'argumentation scientifique peut favoriser plusieurs dimensions du changement conceptuel précisément parce qu'elle conduit les élèves à rendre leurs conceptions explicites, à les confronter et à examiner les justifications disponibles.

L'IA peut fournir une explication correcte tout en supprimant cette confrontation si elle intervient avant que l'élève ait formulé sa propre représentation.

D'où notre deuxième proposition.

Proposition 2 - Distinction construction–accès

La disponibilité symbolique d'une connaissance ne garantit pas la construction des opérations permettant de l'expliquer, d'en apprécier les preuves, de la transférer à une situation nouvelle ou de la réviser.

5) L'ASYMETRIE DEVELOPPEMENTALE DE L'EXTERNALISATION

Les recherches sur l'externalisation cognitive montrent que déléguer certaines opérations à l'environnement peut augmenter l'efficacité fonctionnelle d'un système cognitif. Mais appliquée à l'apprentissage, cette idée risque de masquer une distinction essentielle. Une opération cognitive n'a pas le même statut lorsqu'elle constitue une compétence déjà construite et lorsqu'elle constitue précisément une compétence en cours de construction.

Un chercheur qui utilise un logiciel pour effectuer une analyse statistique complexe peut consacrer davantage de ressources à l'interprétation des résultats. L'externalisation augmente alors ses possibilités d'action. Mais un étudiant qui confie systématiquement à une IA le raisonnement statistique qu'il est supposé apprendre ne libère pas simplement des ressources : il modifie les expériences au travers desquelles cette compétence devait se construire.

Dans les deux situations, l'opération est réalisée par un artefact. Mais leurs conséquences développementales peuvent être opposées. Dans la première, l'artefact prolonge une organisation déjà disponible. Dans la seconde, il se substitue à une activité dont l'exercice participe potentiellement à la construction de cette organisation.

Cette distinction conduit à ce que nous proposons d'appeler *le principe d'asymétrie développementale de l'externalisation cognitive.*

Proposition 3 - Asymétrie développementale de l'externalisation

L'effet d'une externalisation dépend du statut de l'opération dans la trajectoire du sujet : ce qui amplifie une compétence déjà construite peut, lorsqu'il est délégué trop précocement, modifier ou court-circuiter les expériences qui contribuent précisément à la construire.

Externaliser une opération déjà construite et externaliser une opération encore en cours de construction ne sont donc pas développementalement équivalents.

Cette proposition est volontairement conditionnelle. Elle ne signifie pas qu'une compétence doive être entièrement maîtrisée avant toute assistance. Une telle conception serait incompatible avec les travaux sur l'étayage, l'instruction guidée ou l'apprentissage collaboratif, qui montrent que l'aide peut précisément rendre accessible une activité que le sujet ne pourrait accomplir seul. La distinction pertinente n'oppose donc pas activité autonome et assistance externe, mais assistance qui soutient et maintient l'opération constructive et assistance qui se substitue à cette opération.

C'est sur ce point que notre proposition se distingue de plusieurs cadres théoriques voisins. Les approches de la cognition étendue ou distribuée interrogent principalement

la manière dont l'activité cognitive se distribue entre individu, artefacts et environnement ; celles du cognitive offloading examinent les opérations déléguées à des supports externes ainsi que les coûts et bénéfices de cette délégation ; les modèles de cognitive load et de scaffolding s'intéressent notamment aux formes d'assistance susceptibles de faciliter la performance et l'apprentissage. Le principe d'asymétrie développementale de l'externalisation déplace la question vers la genèse même de la compétence : que se passe-t-il lorsque l'opération déléguée est elle-même encore en cours de construction ? Son originalité ne réside donc pas dans l'idée d'externalisation en tant que telle, mais dans la prise en compte du statut développemental de l'opération externalisée et des expériences nécessaires à sa construction.

Cette distinction prend une importance particulière avec l'IA générative, parce que celle-ci peut intervenir à presque tous les niveaux d'une tâche : formuler une question, rechercher et sélectionner l'information, proposer une hypothèse, construire une argumentation, rédiger une explication, interpréter des résultats ou produire une conclusion. L'externalisation ne porte donc plus nécessairement sur une activité périphérique ou sur l'allègement de son coût d'exécution. Elle peut porter sur l'opération cognitive dont l'exercice constitue lui-même une condition de l'apprentissage visé. Dans ce cas, l'enjeu n'est plus seulement de savoir si l'outil améliore la performance immédiate, mais de déterminer s'il soutient l'activité épistémique de l'élève ou s'il prend en charge les opérations par lesquelles celle-ci se construit.

5-1) Le même outil peut changer de fonction au cours de l'apprentissage

Considérons une tâche de raisonnement scientifique. Pour un novice, comparer deux explications, identifier une variable pertinente ou construire un argument à partir de données constitue une activité d'apprentissage. La difficulté rencontrée lors de ces opérations n'est pas seulement un coût ; elle fournit des occasions de sélectionner des informations, de produire des erreurs, d'identifier des contradictions et de réorganiser les représentations. Pour un sujet plus avancé, ces mêmes opérations peuvent être largement automatisées. Leur externalisation peut alors permettre de consacrer davantage de ressources à la formulation de nouvelles hypothèses, à l'examen d'un ensemble plus vaste de résultats ou à la résolution de problèmes plus complexes.

L'externalisation peut ainsi suivre une dynamique non linéaire : trop précoce, elle risque de supprimer une partie de l'activité constructive ; étayante, elle peut rendre cette activité possible ; plus tardive, elle peut libérer des ressources et amplifier les compétences acquises.

L'effet d'une IA ne peut donc être déduit de la seule opération qu'elle réalise. Il dépend de la relation entre cette opération et l'état actuel d'organisation du sujet. Autrement dit il n'existe probablement pas d'opération cognitive externalisable en soi ; il existe des opérations externalisables à certains moments d'une trajectoire de construction.

5-2) Externaliser un produit ou externaliser le processus qui le produit

Une seconde distinction devient nécessaire. Certaines externalisations portent essentiellement sur le produit d'une opération. L'élève peut, par exemple, demander à l'IA de reformuler un texte qu'il a lui-même construit.

D'autres externalisations portent sur le processus de construction lui-même. L'élève demande alors à l'IA de trouver les arguments, de choisir les preuves, d'établir les relations ou d'élaborer la solution avant même d'avoir tenté de le faire.

Dans le premier cas, l'IA transforme principalement un produit déjà généré. Dans le second, elle peut supprimer une partie de la trajectoire qui aurait conduit à ce produit.

Le degré de substitution ne peut donc pas être évalué uniquement par la quantité d'aide fournie. Une aide importante donnée après une tentative de l'élève peut être moins substitutive qu'une intervention courte mais décisive donnée avant qu'il ait commencé à construire sa représentation.

5-3) La temporalité devient une variable didactique

Le moment de l'intervention de l'IA doit alors être considéré comme une variable pédagogique à part entière. Une même information peut avoir un effet différent selon qu'elle est fournie : avant la production de l'élève, pendant sa tentative, ou après celle-ci. Recevoir immédiatement une explication peut réduire la nécessité de mobiliser des connaissances antérieures ou de formuler une hypothèse. Recevoir la même explication après avoir tenté de résoudre le problème permet au contraire de comparer deux représentations, d'identifier une erreur ou de réorganiser une solution insuffisante.

Les travaux sur le *productive failure* illustrent précisément l'intérêt potentiel de cette séquence. Dans ces dispositifs, les apprenants tentent de résoudre un problème avant de recevoir l'instruction explicite. Leurs premières solutions sont souvent incomplètes ou erronées, mais cette activité prépare l'apprentissage ultérieur en activant les connaissances disponibles, en rendant visibles des lacunes et en créant des points de comparaison avec la solution enseignée. Kapur et al. (2023) montrent que cette phase de production peut soutenir l'apprentissage chez des élèves de niveaux initiaux différents, et ceci indépendamment du niveau antérieur en mathématiques. La difficulté et l'erreur ne doivent donc pas être systématiquement considérées comme des inefficacités à supprimer. Elles peuvent constituer des événements développementalement informatifs. Une technologie optimisée pour supprimer la difficulté de la tâche n'est donc pas nécessairement optimisée pour construire la compétence.

La question pertinente devient : non seulement « que donne l'IA à l'élève ? », mais « à quel moment de sa construction lui donne-t-elle quoi ? »

5-4) Une hypothèse de seuil fonctionnel

L'asymétrie développementale suggère également l'existence possible d'un seuil fonctionnel. En dessous d'un certain niveau de construction, l'externalisation complète

d'une opération pourrait priver le sujet d'expériences nécessaires pour l'organiser. Au-delà de ce seuil, la même externalisation pourrait devenir bénéfique parce que le sujet possède désormais les représentations nécessaires pour comprendre, contrôler et intégrer le résultat fourni par l'artefact.

Ce seuil ne correspond vraisemblablement ni à un âge précis ni à une maîtrise tout ou rien. Il devrait varier selon : la nature de l'opération ; la complexité de la tâche ; les connaissances antérieures ; la possibilité de vérifier le résultat ; le degré de guidage ; les compétences métacognitives, et l'objectif pédagogique poursuivi.

L'hypothèse est donc dynamique : l'aide optimale pour un sujet à un moment donné peut devenir excessivement substitutive ou, à l'inverse, insuffisante à un autre moment.

5-5) Performance assistée, compétence construite et réinternalisation

Cette perspective oblige enfin à distinguer plusieurs niveaux d'évaluation. Une assistance peut permettre une performance très élevée tant qu'elle demeure disponible sans modifier substantiellement les compétences du sujet.

Ces distinctions conduisent finalement à retenir plusieurs indicateurs complémentaires de l'efficacité éducative : performance assistée, compétence internalisée, transfert sans assistance, et capacité à reprendre le contrôle d'une opération précédemment externalisée. Une aide possède une véritable fonction développementale si elle contribue progressivement à rendre possible une activité autonome ou une activité de niveau supérieur.

Cette question est particulièrement importante pour l'IA générative. Une interaction réussie ne devrait pas être évaluée seulement à partir de la qualité du résultat obtenu avec l'outil, mais également à partir de ce que le sujet peut faire ensuite lorsque l'assistance est réduite, transformée ou supprimée.

On peut ainsi penser l'apprentissage comme un problème de transfert progressif du contrôle. L'IA intervient là où l'élève ne peut pas encore agir seul ; puis la nature ou l'intensité de son intervention se modifie à mesure que les opérations deviennent disponibles chez le sujet. Une IA véritablement développementale ne serait donc pas simplement adaptée à la difficulté de la tâche. Elle devrait être adaptée au statut de construction des opérations cognitives sollicitées.

6) QUATRE POSITIONS FONCTIONNELLES DE L'IA DANS L'ACTIVITE D'APPRENTISSAGE

Le principe précédent permet de sortir de l'opposition trop simple entre usage et non-usage de l'IA.

Proposition 4 - Position fonctionnelle de l'IA.

Les effets de l'IA dépendent du degré auquel elle prend en charge les opérations épistémiques constitutives de l'activité : ressource, étayage, partenariat ou substitution.

Cette proposition prolonge celle de Rivera-Novoa et Duarte Arias (2026) entre usages substitutifs et complémentaires de l'IA générative. Ces auteurs montrent que l'intégration de l'IA à un système cognitif dépend de la manière dont elle complète ou au contraire remplace l'activité du sujet.

Cette distinction conduit à préciser la position fonctionnelle que l'IA peut occuper dans une situation d'apprentissage. En effet, parler globalement d'« usage de l'IA » masque des configurations très différentes du point de vue développemental : fournir une ressource, soutenir une opération, participer à sa réalisation ou s'y substituer ne modifie pas de la même manière l'activité de l'élève. Nous proposons donc de distinguer quatre fonctions selon un critère commun : le degré de prise en charge par l'IA des opérations épistémiques constitutives de la tâche d'apprentissage. Le tableau 1 présente cette typologie et les critères permettant de différencier ces quatre positions fonctionnelles.

Tableau 1. Quatre fonctions de l'IA générative selon le degré de prise en charge de l'activité épistémique

Position fonctionnelle de l'IA	Critère fonctionnel	Répartition de l'activité	Exemple
Ressource	Fournit informations, exemples ou représentations sans accomplir l'opération visée	Élève	L'IA fournit des informations que l'élève utilise pour construire son explication
Étayage	Guide l'opération par des questions, indices ou rétroactions	Élève avec assistance	L'IA fournit des indices successifs pour aider l'élève à formuler une hypothèse
Partenaire	Participe à une opération réalisée conjointement	Élève + IA	L'élève confronte son interprétation à celle de l'IA et élabore une réponse
Substitut	Réalise l'opération épistémique et en fournit le produit	Principalement IA	L'IA formule directement l'hypothèse, l'argumentation ou la conclusion

Ces quatre fonctions ne correspondent ni à quatre catégories d'outils ni à une hiérarchie a priori de leurs usages. Une même IA générative peut successivement occuper chacune de ces positions selon la tâche qui lui est confiée. Leur distinction repose sur une question fonctionnelle : qui réalise effectivement l'opération épistémique que la situation d'apprentissage vise à faire exercer ? De la fonction de ressource à celle de substitut augmente ainsi la part de l'opération prise en charge par l'IA. La signification développementale de ce gradient dépend toutefois du statut de l'opération concernée :

une délégation susceptible d'amplifier une compétence déjà stabilisée peut avoir des conséquences différentes lorsqu'elle porte sur une opération encore en cours de construction.

7) LE CONTRADICTEUR : UN USAGE DE L'IA AU SERVICE DE L'ACTIVITE EPISTEMIQUE

Parmi les usages susceptibles de relever de l'étayage ou du partenariat, celui de contradicteur mérite une attention particulière, car il inverse l'usage spontané de l'IA. La plupart des utilisateurs interrogent un modèle pour obtenir une réponse. Or, du point de vue didactique, l'IA pourrait être plus intéressante lorsqu'elle retarde la réponse. L'élève pourrait d'abord formuler une hypothèse. L'IA serait ensuite chargée de rechercher un contre-exemple, de défendre une explication incompatible, de demander quelles observations permettraient de choisir entre deux modèles ou de signaler une conséquence logique de l'hypothèse. L'IA ne réduirait alors pas l'activité intellectuelle. Elle fabriquerait artificiellement des situations exigeant davantage d'activité.

Cette fonction rejoint les recherches consacrées à l'argumentation scientifique. Tang et al. (2022) rappellent que les notions d'argument et de preuve recouvrent des pratiques complexes et parfois ambiguës dans l'enseignement des sciences. Felton et al. (2022) montrent que le dialogue argumentatif productif nécessite un ajustement du guidage aux raisonnements effectivement produits par les élèves.

Le scénario pourrait être le suivant :

1. L'élève formule son explication ;
2. L'IA produit une objection ;
3. L'élève doit répondre à cette objection ;
4. L'IA fournit une donnée ou un cas limite ;
5. L'élève décide si son modèle doit être maintenu, précisé ou abandonné ;
6. L'enseignant organise ensuite la stabilisation des connaissances.

L'IA intervient alors après la production du sujet et non avant elle. Ce déplacement temporel est directement cohérent avec le principe d'asymétrie développementale.

8) ACTIVITE EPISTEMIQUE ET APPRENTISSAGE SCIENTIFIQUE

L'enseignement des sciences ne vise pas uniquement à faire mémoriser des conclusions scientifiques. Il vise également à permettre aux élèves de comprendre progressivement comment des affirmations acquièrent ou perdent leur légitimité. Lee et al. (2021) montrent que les recherches contemporaines sur les épistémologies scientifiques portent notamment sur les croyances épistémiques, la nature des sciences, la métacognition épistémique, les ressources et pratiques épistémiques. Cette diversité converge vers une idée : apprendre les sciences implique quelque chose de plus que connaître des faits. Cheung et Zhang (2026) montrent à cet égard que les représentations de la nature des sciences produites par une IA générative peuvent être inégales selon les dimensions

considérées. La fluidité d'une réponse ne garantit donc pas sa qualité épistémologique. L'élève doit pouvoir interroger le statut d'une proposition : D'où vient cette affirmation ?Quelle observation la soutient ?Que permet-elle de prévoir ?Existe-t-il une autre explication ?Quelle donnée permettrait de les départager ?Que faudrait-il observer pour conclure que cette explication est fausse ? L'usage éducatif de l'IA pourrait être évalué en fonction de sa capacité à maintenir ces opérations.

Proposition 5 - Principe d'activité épistémique

Un usage didactiquement productif de l'IA devrait maintenir ou augmenter les activités par lesquelles l'élève questionne, prédit, observe, modélise, justifie, argumente, évalue et révise, plutôt que simplement augmenter la qualité du produit final.

Cette proposition permet de distinguer deux variables trop facilement confondues : qualité de la production et qualité de l'apprentissage. Une réponse rédigée avec une IA peut être meilleure que celle que l'élève aurait produite seul tout en nécessitant moins d'activité intellectuelle. Inversement, une interaction produisant erreurs, objections et révisions peut aboutir initialement à une réponse moins élégante mais exercer davantage les compétences que l'on souhaite construire. Tang (2024) insiste précisément sur les possibilités offertes par l'IA lorsque son usage est articulé aux pratiques langagières et multimodales de construction du sens : questionnement critique, dialogue, argumentation et transformation entre représentations.

9) LES CINQ PROPOSITIONS DU MODELE

Le cadre peut être résumé en cinq propositions articulées.

P1 - Dépendance à la trajectoire.
La qualité de la production finale ne permet pas à elle seule d'inférer la nature de l'organisation cognitive construite.

P2 - Construction–accès.
Accéder à une connaissance formulée ne signifie pas nécessairement construire les opérations permettant de l'expliquer, de l'évaluer et de la transférer.

P3 - Asymétrie développementale de l'externalisation.
L'effet d'une externalisation dépend du statut de l'opération dans la trajectoire du sujet : ce qui amplifie une compétence déjà construite peut court-circuiter les expériences qui contribuent à la construire lorsqu'il est délégué trop précocement.

P4 - Position fonctionnelle de l'IA.
Les effets de l'IA dépendent du degré auquel elle prend en charge les opérations épistémiques constitutives de l'activité : ressource, étayage, partenariat ou substitution.

P5 - Activité épistémique.
L'efficacité éducative de l'IA doit être appréciée non seulement à partir de la performance assistée, mais à partir de l'activité cognitive et épistémique que son utilisation maintient chez l'élève.

Ces propositions conduisent à déplacer la comparaison expérimentale. La variable pertinente n'est plus seulement : avec IA / sans IA, mais : quelle IA, pour quelle opération, à quel moment de sa construction et chez quel apprenant ?

10) PREDICTIONS REFUTABLES

Le modèle doit produire des différences empiriquement observables.

10-1) L'effet de l'externalisation devrait dépendre du statut développemental de l'opération

Il s'agit de la prédiction centrale de P3. On peut comparer une opération encore en cours de construction et une opération déjà maîtrisée, chacune réalisée avec ou sans assistance de l'IA. Elles sont résumées dans le tableau 2.

Tableau 2. Effets attendus de l'externalisation selon le statut développemental de l'opération

	Opération en construction	Opération déjà maîtrisée
Sans externalisation	Effort élevé ; activité constructive importante	Performance correcte mais coût cognitif
Avec externalisation IA	Performance immédiate ↑ ; transfert autonome potentiellement plus faible	Performance ↑ ; ressources disponibles pour des tâches de niveau supérieur

Le modèle ne prédit donc pas un effet général négatif ou positif de l'IA. Il prédit une interaction. Plus l'opération externalisée constitue encore une composante essentielle de la compétence en cours de construction, plus l'externalisation complète devrait produire un écart entre performance assistée immédiate et compétence autonome ultérieure. À mesure que l'opération devient stabilisée, son externalisation devrait davantage libérer des ressources qu'entraver l'apprentissage. L'absence répétée de cette interaction fragiliserait directement P3.

10-2) Une conséquence attendue : la dissociation entre performance assistée et apprentissage différé

Une première conséquence observable de cette interaction serait une dissociation possible entre la qualité de la performance obtenue avec l'IA et les compétences manifestées ultérieurement sans assistance. Une IA substitutive devrait généralement augmenter la qualité de la production au moment où elle est utilisée. Cet avantage ne devrait cependant pas nécessairement se maintenir lorsque l'élève doit résoudre seul un problème nouveau.

On prédit donc une dissociation possible entre une performance assistée élevée et un transfert autonome plus faible (Bastani et al., 2025). Si l'accès répété à de bonnes réponses produites par l'IA conduisait systématiquement à un transfert égal ou supérieur à celui obtenu par une activité constructive, une version forte du modèle serait fragilisée.

10-3) Une IA d'étayage devrait, dans certaines conditions, produire davantage d'apprentissage qu'une IA-réponse

Deux groupes pourraient disposer des mêmes informations finales.

Dans le premier, l'IA fournirait directement l'explication. Dans le second, elle poserait successivement des questions, fournirait des indices et demanderait des prédictions avant de révéler l'explication. Si la trajectoire importe, le second dispositif devrait favoriser l'explication autonome et le transfert, même s'il est moins rapide pendant l'apprentissage (Kestin et al., 2025). L'absence reproductible d'une telle différence constituerait un résultat défavorable au modèle.

10-4) Produire avant de recevoir devrait parfois être supérieur à recevoir avant de produire

Les recherches sur le *productive failure* permettent de tester directement la temporalité introduite par P3.

Un groupe tente d'abord de résoudre un problème, puis consulte l'IA. Un autre consulte immédiatement l'IA avant de résoudre un problème comparable. À contenu informationnel final identique, le premier groupe devrait, dans certaines conditions, mieux différencier les solutions, comprendre la pertinence des procédures et transférer les concepts. La simple difficulté initiale ne constitue cependant pas l'ingrédient causal attendu : elle doit être suivie d'un étayage permettant de comparer et d'organiser les productions.

10-5) L'IA-contradicteur devrait favoriser certaines formes de changement conceptuel

Un élève formule d'abord sa conception. L'IA produit ensuite un contre-exemple ou une explication concurrente. Si l'argumentation favorise le changement conceptuel, comme l'indiquent Li et al. (2022), ce dispositif devrait augmenter la révision explicite des modèles par rapport à une condition où l'IA livre directement la conception correcte. Le résultat devrait cependant dépendre du calibrage du contre-exemple et de l'accompagnement fourni.

10-6) La matérialité devrait conserver un avantage dans certains domaines

Si l'expérience matérielle participe effectivement à la construction des connaissances scientifiques (Tang & Cooper, 2025), une description verbale ou une simulation produite par une IA ne devrait pas toujours se substituer sans perte à l'interaction avec un phénomène. Cette différence devrait être particulièrement visible lorsque les connaissances mobilisent des relations spatiales, causales, perceptives ou sensorimotrices. Si aucune différence systématique n'apparaissait une fois l'information symbolique contrôlée, l'hypothèse d'un rôle constitutif de certaines expériences devrait être révisée.

11) CONSEQUENCES POUR LA CONCEPTION DES SITUATIONS DIDACTIQUES

Le modèle proposé ne conduit pas à déterminer une quantité idéale d'utilisation de l'IA. Il conduit à changer la question posée lors de la conception d'une activité. Avant de demander : « Peut-on utiliser une IA pour cette tâche ? » il serait préférable de demander : « Quelle opération cette tâche doit-elle permettre à l'élève de construire ? » Puis : « L'IA réalise-t-elle cette opération à la place de l'élève, ou permet-elle à l'élève de mieux la réaliser ? » Et enfin : « Cette opération est-elle encore en construction ou suffisamment stabilisée pour pouvoir être externalisée sans compromettre son développement ? »

Plusieurs conséquences en découlent. Premièrement, lorsque l'opération elle-même constitue l'objet de l'apprentissage, une substitution complète devrait être évitée ou retardée. Deuxièmement, l'ordre des activités devient une variable didactique majeure. Demander à l'élève de produire une hypothèse, une représentation ou une solution avant l'interaction avec l'IA préserve une phase de construction à partir de laquelle l'assistance artificielle peut ensuite agir. Troisièmement, l'IA peut être davantage utilisée pour générer des variations que pour fournir des solutions : contre-exemples, données nouvelles, cas limites, explications concurrentes ou problèmes analogues. Quatrièmement, le niveau d'assistance devrait pouvoir diminuer à mesure que l'élève construit la compétence. Le dispositif optimal pourrait donc être adaptatif non seulement à la réussite immédiate, mais au niveau de dépendance fonctionnelle du sujet vis-à-vis de l'outil. Enfin, l'enseignement devrait progressivement apprendre à l'élève ce qu'il peut externaliser, quand il peut le faire et comment vérifier les opérations déléguées. La compétence future ne réside probablement pas dans la capacité à tout accomplir sans IA. Elle résidera aussi dans la capacité à savoir ce qu'il est raisonnable de déléguer sans perdre la maîtrise de ce qui est délégué.

12) DISCUSSION : DE L'IA COMME OUTIL A L'IA COMME COMPOSANTE D'UNE TRAJECTOIRE

Le développement actuel de l'IA éducative rend insuffisante une approche centrée sur les seules propriétés de l'outil. Rivera-Novoa et Duarte Arias (2026) proposent de comprendre la différence entre substitution et complémentarité à partir de la cognition étendue : l'IA devient une extension productive lorsqu'elle augmente les possibilités du système sans remplacer le sujet comme centre de l'activité. Nous proposons d'y ajouter une dimension développementale. Une opération n'a pas le même statut avant, pendant et après sa construction. Cette temporalité permet de relire plusieurs résultats classiques de didactique des sciences. Les bénéfices de l'investigation dépendent du guidage (Aditomo & Klieme, 2020) ; le changement conceptuel est favorisé lorsque les conceptions peuvent être explicitées et confrontées (Li et al., 2022) ; l'argumentation exige un travail sur les relations entre affirmations et preuves (Tang et al., 2022) ; le dialogue productif nécessite un étayage sensible aux raisonnements des élèves (Felton et al., 2022) ; certaines difficultés initiales peuvent préparer la compréhension ultérieure plutôt que lui faire obstacle (Kapur et al., 2023).

L'IA pourrait soit supprimer ces mécanismes, soit les rendre beaucoup plus accessibles. Elle peut éviter à l'élève d'avoir à formuler une hypothèse ; mais elle peut aussi produire instantanément trois hypothèses concurrentes qu'il faudra départager. Elle peut rédiger l'argument ; mais elle peut aussi jouer l'adversaire qui oblige l'élève à justifier chaque affirmation. Elle peut fournir l'interprétation d'une expérience ; mais elle peut aussi générer une prédiction à tester matériellement.

Le problème n'est donc pas que l'IA « facilite » l'apprentissage. Toute pédagogie cherche, d'une manière ou d'une autre, à le faciliter. La question est : Que facilite-t-elle : l'obtention du résultat ou la réalisation des opérations qui construisent la compétence ? P3 permet de préciser cette question : ce qui doit encore être exercé dépend de ce qui a déjà été construit.

Cette proposition donne au modèle une conséquence supplémentaire. L'efficacité éducative d'un système d'IA ne devrait pas être évaluée par un indicateur unique.

Il faut au minimum distinguer : la performance assistée, c'est-à-dire ce que l'élève produit avec l'IA ; l'apprentissage, mesuré par ce qu'il peut ensuite expliquer ou résoudre ; le transfert autonome, lorsque l'assistance disparaît ; l'activité épistémique, c'est-à-dire sa capacité à interroger le statut des connaissances produites ; la dépendance fonctionnelle, c'est-à-dire la possibilité de reprendre le contrôle d'opérations jusque-là externalisées.

Ces variables pourraient évoluer dans des directions différentes. Une forte amélioration de la première pourrait ainsi coexister avec une stagnation, voire une diminution, des autres. C'est cette dissociation que les recherches futures devraient examiner.

13) CONCLUSION : QUAND PEUT-ON EXTERNALISER LA PENSEE ?

L'IA générative crée une situation éducative nouvelle : un élève peut accéder presque instantanément à une production symbolique plus élaborée que celle qu'il serait capable de construire seul. Cette possibilité constitue une ressource considérable. Mais elle rend nécessaire une distinction entre deux phénomènes que l'abondance informationnelle tend à confondre : accéder à une connaissance et construire une connaissance.

L'intelligence humaine se développe au sein de trajectoires dans lesquelles les acquisitions antérieures transforment les conditions des acquisitions futures. Les erreurs, tentatives, contradictions et révisions ne constituent donc pas nécessairement des imperfections qu'une technologie plus efficace devrait éliminer. Elles peuvent être certains des événements par lesquels une organisation cognitive se construit.

L'apport central du modèle proposé peut être résumé ainsi : Ce qui peut être externalisé sans compromettre l'apprentissage dépend de ce qui est déjà construit. L'externalisation n'est donc ni favorable ni défavorable en elle-même. Elle peut supprimer une expérience nécessaire, étayer une activité émergente ou libérer des ressources pour des opérations de niveau supérieur selon le moment où elle intervient.

Le problème éducatif posé par l'IA ne consiste dès lors ni à l'interdire ni à maximiser son usage. Il consiste à déterminer : quelles opérations peuvent être externalisées, à quel moment de l'apprentissage, et quelles opérations doivent continuer à être activement exercées précisément parce que leur exercice participe encore à la construction du savoir.

Cette question conduit à concevoir l'IA moins comme un distributeur de connaissances que comme un possible régulateur des trajectoires d'apprentissage. Dans cette perspective, la meilleure IA éducative n'est peut-être pas celle qui fournit toujours la réponse la plus complète et le plus rapidement possible. Elle pourrait être celle qui sait quand répondre, quand étayer, quand contredire, quand se retirer — et quand laisser l'élève chercher.

RÉFÉRENCES

Aditomo, A., & Klieme, E. (2020). Forms of inquiry-based science instruction and their relations with learning outcomes: Evidence from high and low-performing education systems. *International Journal of Science Education, 42*(4), 504–525. https://doi.org/10.1080/09500693.2020.1716093

Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 122*(26), Article e2422633122. https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122

Cheung, K. K. C., & Zhang, W. (2026). Representations of the nature of science in generative AI (GPT-4o). *Science & Education*. Advance online publication. https://doi.org/10.1007/s11191-025-00718-0

Clark, A. (2025). Extending minds with generative AI. *Nature Communications, 16*, Article 4627. https://doi.org/10.1038/s41467-025-59906-9

Dove, G. (2024). Symbol ungrounding: What the successes (and failures) of large language models reveal about human cognition. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 379*, Article 20230149. https://doi.org/10.1098/rstb.2023.0149

Fedorenko, E., Piantadosi, S. T., & Gibson, E. A. F. (2024). Language is primarily a tool for communication rather than thought. *Nature, 630*, 575–586. https://doi.org/10.1038/s41586-024-07522-w

Felton, M., Levin, D. M., De La Paz, S., & Butler, C. (2022). Scientific argumentation and responsive teaching: Using dialog to teach science in three middle-school classrooms. *Science Education, 106*(6), 1354–1374. https://doi.org/10.1002/sce.21740

Feng, S. Y., Goodman, N. D., & Frank, M. C. (2024). Is child-directed speech effective training data for language models? In Y. Al-Onaizan, M. Bansal, & Y.-N. Chen (Eds.), *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural*

Language Processing (pp. 22055–22071). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-main.1231

Frank, M. C. (2023). Bridging the data gap between children and large language models. *Trends in Cognitive Sciences, 27*(11), 990–992. https://doi.org/10.1016/j.tics.2023.08.007

Gilbert, S. J. (2024). Cognitive offloading is value-based decision making: Modelling cognitive effort and the expected value of memory. *Cognition, 247*, Article 105783. https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105783

Hohol, M., Wołoszyn, K., & Brożek, B. (2021). Making cognitive niches explicit: On the importance of external cognitive representations in accounting for cumulative culture. *Frontiers in Integrative Neuroscience, 15*, Article 734930. https://doi.org/10.3389/fnint.2021.734930

Kapur, M., Saba, J., & Roll, I. (2023). Prior math achievement and inventive production predict learning from productive failure. *npj Science of Learning, 8*, Article 15. https://doi.org/10.1038/s41539-023-00165-y

Kestin, G., Miller, K., Klales, A., Milbourne, T., & Ponti, G. (2025). AI tutoring outperforms in-class active learning: An RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting. *Scientific Reports, 15*, Article 17458. https://doi.org/10.1038/s41598-025-97652-6

Lee, S. W.-Y., Luan, H., Lee, M.-H., Chang, H.-Y., Liang, J.-C., Lee, Y.-H., Lin, T.-J., Wu, A.-H., Chiu, Y.-J., & Tsai, C.-C. (2021). Measuring epistemologies in science learning and teaching: A systematic review of the literature. *Science Education, 105*, 880–907. https://doi.org/10.1002/sce.21663

Li, X., Wang, W., & Li, Y. (2022). Systematically reviewing the potential of scientific argumentation to promote multidimensional conceptual change in science education. *International Journal of Science Education, 44*(7), 1165–1185. https://doi.org/10.1080/09500693.2022.2070787

Mahowald, K., Ivanova, A. A., Blank, I. A., Kanwisher, N., Tenenbaum, J. B., & Fedorenko, E. (2024). Dissociating language and thought in large language models. *Trends in Cognitive Sciences, 28*(6), 517–540. https://doi.org/10.1016/j.tics.2024.01.011

Marjieh, R., Sucholutsky, I., van Rijn, P., Jacoby, N., & Griffiths, T. L. (2024). Large language models predict human sensory judgments across six modalities. *Scientific Reports, 14*, Article 21445. https://doi.org/10.1038/s41598-024-72071-1

Rivera-Novoa, A., & Duarte Arias, D. A. (2026). Generative artificial intelligence and extended cognition in science learning contexts. *Science & Education, 35*(3), 755–776. https://doi.org/10.1007/s11191-025-00660-1

Skulmowski, A. (2023). The cognitive architecture of digital externalization. *Educational Psychology Review, 35*, Article 101. https://doi.org/10.1007/s10648-023-09818-1

Smart, P., Clowes, R., & Clark, A. (2025). ChatGPT, extended: Large language models and the extended mind. *Synthese, 205*(6), Article 242. https://doi.org/10.1007/s11229-025-05046-y

Tang, K.-S. (2024). Informing research on generative artificial intelligence from a language and literacy perspective: A meta-synthesis of studies in science education. *Science Education, 108*, 1329–1355. https://doi.org/10.1002/sce.21875

Tang, K.-S., & Cooper, G. (2025). The role of materiality in an era of generative artificial intelligence. *Science & Education, 34*, 731–746. https://doi.org/10.1007/s11191-024-00508-0

Tang, X., Levin, D. M., Chumbley, A. K., & Elby, A. (2022). Arguing about argument and evidence: Disagreements and ambiguities in science education research and practice. *Science Education, 106*(2), 285–311. https://doi.org/10.1002/sce.21696

Vong, W. K., Wang, W., Orhan, A. E., & Lake, B. M. (2024). Grounded language acquisition through the eyes and ears of a single child. *Science, 383*(6682), 504–511. https://doi.org/10.1126/science.adi1374