



HAL
open science

Usages de l'apprentissage artificiel pour l'éducation : enjeux et dispositif de régulation

Aymeric Bouchereau, Ioan Roxin

► **To cite this version:**

Aymeric Bouchereau, Ioan Roxin. Usages de l'apprentissage artificiel pour l'éducation : enjeux et dispositif de régulation. *Communication, Technologies et Développement*, 2022, 12, 10.4000/ctd.7955 . hal-03942420

HAL Id: hal-03942420

<https://hal.science/hal-03942420>

Submitted on 17 Jan 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Usages de l'apprentissage artificiel pour l'éducation

Enjeux et dispositif de régulation

Aymeric Bouchereau

Laboratoire Lab'Urba, Université Paris-Est Créteil

Ioan Roxin

Laboratoire ELLIADD, Université Bourgogne Franche-Comté

Résumé. Le développement rapide de l'Intelligence artificielle (IA) dans le domaine éducatif suscite de nombreuses attentes et craintes traduisant un besoin de régulation. L'apprentissage artificiel, à la base des systèmes d'IA, est utilisé afin de personnaliser l'apprentissage et d'automatiser des tâches d'enseignement. Cet article étudie les enjeux de régulation spécifiques à ces usages de l'apprentissage artificiel et montre qu'ils entraînent une encapsulation de connaissances en raison de plusieurs facteurs à la fois techniques et sociaux. Une approche de régulation *by design* de l'apprentissage artificiel est proposée pour limiter l'encapsulation des connaissances en partant de l'analyse d'un dispositif pédagogique existant.

Mots-clés : apprentissage profond, connaissances, éthique, intelligence artificielle, pédagogie

Title: Uses of artificial learning for education: issues and devices regulation

Abstract. The rapid development of Artificial Intelligence (AI) in the field of education raises many expectations and concerns reflecting the need for regulation. Artificial learning, the basis of AI systems, is used to personalise learning and to automate teaching tasks. This article examines the regulatory issues specific to these uses of artificial learning and shows that they lead to knowledge encapsulation due to several factors, both technical and social. A regulation by design approach to artificial learning is proposed to limit knowledge encapsulation based on the analysis of an existing pedagogical device.

Keywords: deep learning, knowledge, ethics, artificial intelligence, pedagogy

Título : Usos del aprendizaje artificial para la educación : cuestiones y mecanismos de regulación

Resumen. El rápido desarrollo de la Inteligencia Artificial (IA) en el ámbito de la educación suscita muchas expectativas y temores, lo que refleja la necesidad de regulación. El aprendizaje artificial, base de los sistemas de IA, se utiliza para personalizar el aprendizaje y automatizar las tareas de enseñanza. Este artículo examina las cuestiones de regulación específicas de estos usos del aprendizaje artificial y muestra que conducen a la encapsulación del conocimiento debido a varios factores, tanto técnicos como sociales. Se propone un enfoque de regulación por diseño del aprendizaje artificial para limitar la encapsulación del conocimiento, basado en el análisis de un dispositivo pedagógico existente.

Palabras claves: aprendizaje profundo, conocimiento, ética, inteligencia artificial, pedagogía

L'essor de l'Intelligence artificielle (IA) depuis 2012 se traduit par un déploiement rapide d'applications concrètes dans de multiples domaines : police, justice, assurance et éducation (Benbouzid & Cardon, 2018 ; Miao *et al.*, 2021). Cet essor repose en partie sur le perfectionnement de l'apprentissage artificiel, un ensemble de méthodes de conception de systèmes d'IA permettant « *d'accomplir des tâches et de résoudre des problèmes normalement réservés aux humains* » (LeCun, 2016). Dans le domaine éducatif, l'apprentissage artificiel est utilisé à plusieurs fins (Bouchereau, 2020, p. 83) : personnalisation de l'apprentissage, automatisation des tâches de l'enseignant, surveillance de l'apprenant.

Au-delà des potentiels apports, l'intégration rapide et croissante de l'apprentissage artificiel dans les dispositifs de formation suscite de multiples défis et craintes pointant la nécessité d'une régulation. La régulation de l'apprentissage artificiel par l'éthique fait partie des principales approches discutées, cependant sa mise en application est limitée (Floridi *et al.*, 2021). Les principes éthiques formulés ont une portée générale et décontextualisée qui ne tient pas compte des spécificités propres à un domaine tel que l'éducation où les enjeux restent encore peu étudiés (Holmes *et al.*, 2021). De plus, ces principes éthiques présentent un haut degré d'abstraction difficilement conciliable avec la conception pratique de systèmes d'IA sans outil concret pour les implémenter (Morley *et al.*, 2021).

L'objectif de cet article est d'interroger les enjeux de régulation des usages de l'apprentissage artificiel dans l'éducation et d'explorer une approche de régulation *by design*. Après un rappel des mécanismes de l'apprentissage artificiel, nous montrons que l'un des enjeux posés est l'encapsulation de connaissances ; enjeu résultant de facteurs techniques, mais aussi sociaux. Dans un second temps, nous proposons une approche pour la conception de dispositifs pédagogiques permettant de répondre à cet enjeu à partir de l'analyse d'un dispositif existant.

Apprentissage artificiel : construction d'un modèle prédictif

Le développement de systèmes d'IA pour l'éducation est un champ de recherche à part entière depuis les années 1990, intitulé *Artificial Intelligence in Education* (AIED), dont les travaux se sont multipliés avec l'essor de l'apprentissage artificiel (Holmes *et al.*, 2019). L'AIED englobe la création de systèmes d'IA visant à soutenir les activités d'apprentissage et d'enseignement ainsi que l'administration de ces activités. L'apprentissage artificiel est ainsi utilisé pour le développement de tuteurs intelligents, la recommandation de contenus adaptés, la correction automatique ou encore la détection des difficultés de l'apprenant et son engagement (Holmes *et al.*, 2019).

Concrètement, l'apprentissage artificiel est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond mises en œuvre pour concevoir des systèmes d'IA. Il s'agit de construire un modèle qui associe des réponses désirées à des données, en se basant sur un ensemble de données d'entraînement pour lesquelles les réponses sont déjà connues (LeCun, 2019). La construction repose sur un apprentissage statistique : des régularités sont identifiées dans les données afin de minimiser l'erreur entre les réponses du modèle et celles désirées¹. Par exemple, un modèle de prédiction de la performance d'apprenants inscrits à un cours en ligne sera construit à partir de leurs traces d'activités

1 De cela découle les biais (e.g. discriminations, sexismes) que peuvent comporter les modèles ; leurs réponses reflètent la composition des données d'entraînement et donc les biais qu'elles contiennent (O'Neil, 2018).

(e.g. visionnage de vidéos, durée de connexion) et de leurs notes (Lee *et al.*, 2021). L'apprentissage consistera à inférer des associations entre certains motifs dans les traces d'activités et les notes des apprenants jusqu'à ce que le modèle prédise un score de performance proche des notes obtenues.

L'apprentissage profond, à l'origine de l'essor des systèmes d'IA depuis les années 2010, est un sous-ensemble de méthodes basées sur des réseaux de neurones artificiels (Mitchell, 2021). Ces méthodes s'inscrivent dans le courant connexionniste de l'IA postulant que la cognition est le produit de calculs simples effectués en parallèle par un grand nombre d'unités élémentaires mises en réseau, à l'instar des neurones du cerveau humain (Andler, 1992). Un réseau artificiel est composé de multiples couches de neurones interconnectés : chaque neurone calcule une sortie à partir de données reçues en entrée, qu'il pondère en fonction de poids assignés à ses connexions aux autres neurones (LeCun *et al.*, 2015). Ces calculs successifs modulent les données d'une couche à l'autre pour produire une prédiction en couche de sortie. Le modèle correspond à l'architecture du réseau (e.g. nombre de couches, agencement des connexions) et aux poids de connexion qui sont ajustés pendant l'entraînement pour réduire l'erreur de prédiction. Ces ajustements progressifs – l'apprentissage opéré par le réseau – permettent, par exemple, de modéliser la relation statistique entre les traces d'activités des apprenants et leurs notes à l'issue d'un cours en ligne (Lee *et al.*, 2021). Les réseaux de neurones profonds obtiennent des résultats majeurs cependant, leur mode de fonctionnement et leurs usages soulèvent plusieurs problématiques.

Enjeux de l'apprentissage artificiel pour l'éducation

L'apprentissage artificiel fait l'objet de nombreuses discussions, générales et concernant des domaines précis tels que la santé ou la justice, interrogeant les enjeux sociaux, éthiques et politiques. Malgré l'ancienneté de l'AIED, ces discussions critiques demeurent minoritaires dans le domaine éducatif et, quand elles existent, tendent à reprendre des thématiques générales (e.g. vie privée, biais algorithmique) (Zawacki-Richter *et al.*, 2019 ; Holmes *et al.*, 2021). Pourtant, cette réflexion est cruciale au vu de l'intégration croissante de l'apprentissage artificiel dans des dispositifs de formation.

De l'explicabilité à l'encapsulation de connaissances

L'explicabilité, aussi appelé transparence ou intelligibilité, est l'un des principes récurrents des discussions sur la régulation par l'éthique de l'apprentissage artificiel (Jobin *et al.*, 2019). Ce principe fait référence au besoin de compréhension par les individus, quelle que soit leur expertise, des prédictions produites par les systèmes d'IA basés sur l'apprentissage artificiel (Floridi *et al.*, 2021). Pour les concepteurs de systèmes d'IA, l'explicabilité est le pendant éthique de la notion d'interprétabilité désignant la possibilité ou non de comprendre le fonctionnement des modèles prédictifs et de leur accorder ou non un certain degré de confiance (Lipton, 2018).

Ce principe d'explicabilité abrite un autre enjeu que nous appelons l'encapsulation de connaissances. En effet, les modèles prédictifs sont fondés sur une relation données-actions qui tend à transformer les savoirs en connaissances opérationnelles (Boullier, 2015 ; Ouellet, 2021). Ils sont implémentés dans des systèmes d'IA dont l'objectif est de se substituer à l'agentivité humaine pour des tâches spécifiques (e.g. tutorat, évaluation des devoirs). Les connaissances nécessaires à la réalisation des tâches effectuées par les systèmes d'IA sont encapsulées dans les modèles prédictifs de sorte que les individus n'en perçoivent que le produit (e.g. conseils, notes, suggestions). L'encapsulation signifie que les connaissances sont incorporées dans les modèles prédictifs et deviennent, dans le même temps,

inaccessibles aux individus. Cela tend à créer une asymétrie en termes de connaissances entre les systèmes d'IA et les individus. Plusieurs facteurs, à la fois techniques et sociaux, expliquent l'encapsulation de connaissances.

Facteurs techniques de l'encapsulation de connaissances

Parmi les facteurs techniques qui expliquent, l'encapsulation de connaissances figure la complexité des modèles prédictifs et la traduction de situations réelles en problèmes de prédiction.

Les modèles prédictifs s'apparentent à des boîtes noires, une notion issue de la cybernétique décrivant un système par lequel entrent des stimuli et produisant en retour des réponses, mais dont l'état interne est opaque (Bunge, 1963). Ce type de système permet d'approcher un problème de prédiction – prédire A à partir des entrées B – par le biais d'un mécanisme de *feedback* écartant le besoin de considérer l'état interne du système. Le *feedback* permet au système de s'informer sur l'état du problème, de l'évaluer par rapport à une finalité et de réajuster son comportement afin d'intégrer, par approximations successives, les connaissances nécessaires au traitement du problème (Paquette, 1987). À l'instar de l'apprentissage artificiel, ce fonctionnement implique que seules les entrées et les sorties du système soient connues tandis que son état interne et les connaissances qu'il encapsule sont inaccessibles. De fait, retracer les raisons d'une prédiction émise par un réseau de neurones requiert de comprendre le rôle de chaque poids de connexion dans la prédiction finale, or cette tâche est virtuellement impossible compte tenu du nombre de neurones (Mitchell, 2021).

De plus, une incertitude existe quant à la nature des connaissances finalement encapsulées dans un modèle prédictif. La traduction d'une situation réelle en un problème solvable *via* un réseau de neurones crée un décalage entre l'apprentissage visé et l'apprentissage réalisé (Burrell, 2016). Cette traduction signifie reformuler la tâche ciblée en un problème de prédiction, par exemple : évaluer le devoir d'un élève peut se traduire par la prédiction d'une note en fonction du contenu textuel du devoir. Cela réduit le succès d'une tâche à la minimisation de l'erreur entre les prédictions obtenues et celles souhaitées ce qui diffère de la réalité où l'accomplissement d'une tâche dépend d'objectifs multiples, complexes et dynamiques (Lipton, 2018). Après un examen, l'enseignant peut initialement vouloir attribuer une note aux devoirs correspondant à la qualité du travail, mais aussi évaluer les progrès de l'élève, identifier les incompréhensions, ajuster son cours, etc.

L'encapsulation de connaissances est liée à la complexité des modèles et à la traduction des situations réelles en problèmes de prédiction, mais comporte aussi des dimensions sociales.

Dimensions sociales de l'encapsulation de connaissances

Les dimensions sociales de l'encapsulation de connaissances sont liées à l'exploitation de l'apprentissage artificiel par les concepteurs de systèmes d'IA et à leur utilisation par les individus.

Le développement de systèmes d'IA est le fait majoritairement d'acteurs privés (e.g. Google, Facebook, Tencent) qui investissent massivement dans la recherche afin d'améliorer leurs produits et leurs services. Ces acteurs privés rendent accessibles leurs travaux sur les méthodes d'apprentissage artificiel, en revanche ils protègent les données d'entraînement et les modèles prédictifs qui constituent un enjeu économique et compétitif pour ces acteurs (Holmes *et al.*, 2019). L'absence d'ouverture des données et des modèles prédictifs amplifie l'encapsulation des connaissances en empêchant leur inspection.

En outre, un certain nombre de systèmes d'IA s'inscrivent dans une approche solutionniste (Morozov, 2014) consistant à transformer des problématiques éducatives (e.g. accompagner l'apprenant) en problèmes de prédiction solvables par l'apprentissage artificiel (e.g. formuler automatiquement un conseil à partir de données). Cela s'accompagne de la promesse que la collecte massive de données puis l'application de l'apprentissage artificiel permettront d'améliorer l'apprentissage, de suivre plus précisément l'apprenant ou encore de faciliter le travail de l'enseignant (Williamson & Eynon, 2020). Cette approche centrée sur la technique met l'accent sur la grande précision des prédictions produites par les modèles au détriment de l'interprétabilité (Burrell, 2016). Or, dans la pratique, les concepteurs constatent que plus un modèle prédictif est capable de tenir compte de la complexité du réel, moins celui-ci est compréhensible par les humains (Vayre, 2018), ce qui accentue l'encapsulation des connaissances.

Enfin, la littératie que possèdent les individus sur le fonctionnement des systèmes d'IA joue également un rôle, d'amplification ou de réduction, de l'asymétrie en termes de connaissances entre l'utilisateur et le système technique. Plusieurs études suggèrent que les systèmes d'IA ne sont pas sans effet sur la cognition, à tout le moins chez les enfants, et sont perçus comme des agents sociaux auxquels ils font confiance (Druga, 2018 ; Weidinger *et al.*, 2021). Ces études montrent que l'enseignement des principes de conception des systèmes d'IA amène les enfants à réajuster leurs représentations et à se montrer davantage sceptiques quant à l'intelligence des systèmes d'IA. Cependant, les moyens dont disposent les individus pour s'informer ne permettent pas de saisir complètement le fonctionnement des systèmes d'IA contemporains et leurs enjeux (Bouchereau & Segault, 2021 ; Crépel & Cardon, 2021).

Ainsi, l'encapsulation de connaissances ne repose pas uniquement sur des facteurs techniques, mais est aussi due à des impératifs économiques et à la mise en œuvre d'une approche solutionniste. Les travaux sur l'AIED s'inscrivent en partie dans une démarche de *design* afin de créer des outils pédagogiques qui produiront des effets positifs pour l'apprenant et faciliteront la construction de connaissances (Holmes *et al.*, 2019). Ce faisant, il nous semble nécessaire d'explorer des approches de conception permettant d'exploiter le potentiel de l'apprentissage artificiel tout en régulant l'encapsulation de connaissances.

Vers une approche de régulation *by design*

L'approche que nous proposons s'inscrit dans une démarche de régulation *by design* au sens où les objectifs du processus de régulation sont intégrés dans la conception même du dispositif de formation (Yeung, 2017). S'agissant de la régulation de l'encapsulation de connaissances, l'objectif est d'élaborer un cadre de conception de dispositif de formation opérant une forme de partage avec l'apprenant des informations obtenues *via* l'apprentissage artificiel. L'efficacité de l'apprentissage artificiel a été particulièrement démontrée pour des tâches de perception (LeCun, 2019). De ce fait, il nous semble que l'un des apports à l'éducation doit se situer dans le domaine de la perception, dans ce que l'apprentissage artificiel permet de rendre visible et intelligible à l'apprenant.

Selon Ihde (1990), la perception est une clé de compréhension de la relation entre les humains et leur environnement, car elle en est le point de rencontre et influence ce qui peut en être connu. Pour Ihde (1990), les technologies jouent un rôle important dans notre perception en opérant une médiation de la relation humain-environnement, et ce, de quatre manières différentes : la corporéité (*embodiment relations*), l'herméneutique (*hermeneutic relations*), l'altérité (*alterity relations*) et l'arrière-plan

(*background relations*). Dans cet article, nous nous intéressons uniquement aux relations de corporéité et d'herméneutique. La relation de corporéité désigne la médiation de la relation humain-environnement par la technologie lorsqu'elle augmente ou réduit les capacités humaines afin d'amplifier ou de réduire le champ de perception. Quant à la relation herméneutique, elle signifie que la technologie médiatise la perception humaine par la production d'une représentation du monde permettant en retour d'étendre ou de réduire les capacités d'interprétation de l'humain. Nous verrons que ces deux relations peuvent servir de guide pour élaborer un cadre de conception intégrant une régulation *by design* de l'encapsulation de connaissances.

Dispositif pour l'apprentissage des grandeurs photométriques

Dans le cadre de précédents travaux (e.g. Bouchereau & Roxin, 2020), nous avons développé des dispositifs pédagogiques fondés sur des objets connectés dédiés à l'apprentissage des grandeurs photométriques². Ces dispositifs exploitent les capteurs d'objets connectés afin de rendre visibles des phénomènes physiques, liés à la lumière, inaccessibles aux sens humains et rendre ainsi intelligibles les notions abstraites que sont les grandeurs photométriques. Cette utilisation rejoint la relation de corporéité décrite par Ihde (1990) au sens où l'objectif des dispositifs d'apprentissage était d'amplifier la perception des apprenants pour qu'ils distinguent certains aspects intangibles de la lumière afin de faciliter le processus de construction de connaissances.



Figure 1. Application mobile sur les grandeurs photométriques et leurs liens avec les ampoules

Les dispositifs que nous avons développés ont été conçus pour favoriser un apprentissage par l'expérimentation où l'apprenant est face à une situation-problème qu'il doit résoudre en menant des observations, formulant des hypothèses et en expérimentant (Dehaene, 2018). L'un des dispositifs portait sur la distinction entre différentes grandeurs photométriques et leurs liens avec l'éclairage produit par une ampoule. Pour ce dispositif, une application mobile a été développée avec laquelle

² Les grandeurs photométriques que sont le flux lumineux, l'éclairage et l'intensité lumineuse sont des quantifications de la lumière dans différentes conditions et sont utilisées pour l'ajustement des éclairages.

l'apprenant pouvait prendre en photo une ampoule (ou son emballage) puis l'analyser *via* un modèle de vision artificielle afin d'obtenir des informations contextuelles (voir Figure 1.)³.

Malgré la simplicité de cette application pédagogique, il nous semble que plusieurs enseignements intéressants peuvent en être dégagés concernant l'enjeu d'encapsulation de connaissances. L'apprentissage artificiel est employé comme un outil pour analyser des données (photos), en extraire d'autres (textes) puis apporter de nouvelles informations à l'apprenant. L'apprentissage artificiel n'est pas exploité pour traiter une problématique éducative, mais en tant que solution technique (l'extraction de textes dans une image) au service d'objectifs pédagogiques plus larges (la compréhension des grandeurs photométriques). Cela se déroule dans un cadre contrôlé où les informations obtenues par le biais de l'apprentissage artificiel sont rapportées à des concepts précis et clairement identifiés, en lien avec les objectifs pédagogiques du dispositif.

Dans le cadre de ce dispositif, l'encapsulation de connaissances est limitée par l'utilisation de l'apprentissage artificiel selon une relation de corporéité. Les informations extraites des données visuelles *via* l'apprentissage artificiel sont partagées avec l'apprenant afin d'étendre sa perception et l'aider à comprendre ce qu'il observe.

Apprentissage artificiel, un outil d'aide à l'interprétation

À partir de ce cas d'utilisation de l'apprentissage artificiel, il est possible d'esquisser les contours d'une approche de régulation *by design* permettant de limiter l'encapsulation de connaissances. Cette approche de régulation vise à concevoir des dispositifs de formation et à implémenter l'apprentissage artificiel en respectant la relation de corporéité, comme cela vient d'être montré, ainsi que la relation herméneutique.

Dans le cadre d'un dispositif soutenant un apprentissage par l'expérimentation, l'approche consisterait en l'exploitation de l'apprentissage artificiel pour la conception d'outils d'aide à l'interprétation de situations-problèmes. D'une part, selon la relation de corporéité, l'aide à l'interprétation serait apportée en exploitant l'apprentissage artificiel pour analyser des données visuelles, sonores ou textuelles et en extraire des informations contextuelles pour l'apprenant. D'autre part, suivant la relation herméneutique, l'apprentissage serait utilisé pour analyser des données afin d'en extraire des régularités statistiques et produire des représentations utiles au problème que traite l'apprenant. Dans les deux cas, il s'agirait de présenter les prédictions produites par les modèles prédictifs sous la forme d'informations complémentaires destinées à aider l'apprenant dans le cadre d'activités de résolution de problèmes.

Ainsi, les connaissances encapsulées dans le modèle prédictif seraient exploitées pour apporter des informations à l'apprenant et l'aider à faire des observations, formuler des hypothèses et, *in fine*, construire ses connaissances. La régulation *by design* limitant l'encapsulation reposerait sur le respect des relations de corporéité et herméneutique ainsi que sur une utilisation plus transparente pour l'apprenant de l'apprentissage artificiel.

3 Le modèle prédictif utilisé permet d'extraire du texte présent dans des images et est fourni par la plateforme Google Cloud ML, <https://cloud.google.com/vision/docs/ocr?hl=fr>.

Certaines applications de l'apprentissage artificiel, dans d'autres domaines comme la recherche médicale, encouragent à s'orienter vers cette approche. Dans leur revue de la littérature, Butow et Hoque (2020) rapportent plusieurs cas où l'apprentissage artificiel a apporté des informations utiles sur la relation complexe entre le médecin et le patient. L'analyse des données relatives à cette relation a, par exemple, mis en évidence des corrélations inattendues et a permis de nouvelles représentations des données aidant ainsi les chercheurs à les interpréter. Cette approche dont nous avons défini les principes traite la dimension sociale de l'encapsulation de connaissances, en proposant une alternative à l'utilisation de l'apprentissage artificiel centré sur la technique plutôt que sur l'apprenant.

Dans cet article, nous avons examiné les enjeux de régulation de l'apprentissage artificiel dans le domaine de l'éducation et proposé une approche de régulation *by design*. L'un des enjeux de l'apprentissage artificiel est l'encapsulation de connaissances : l'expertise humaine est incorporée dans le système d'IA cessant en même temps d'être accessible aux individus qui n'en perçoivent que le produit. Cette encapsulation est due, sur le plan technique, à la complexité des modèles prédictifs élaborés par apprentissage artificiel et à la traduction de situations réelles en problèmes de prédiction qui rendent difficile l'interprétation des résultats. L'encapsulation comporte aussi une dimension sociale liée à une approche de l'utilisation de l'apprentissage artificiel transformant les problématiques éducatives en problèmes de prédiction. L'une des voies explorées pour réguler l'encapsulation de connaissances est une approche *by design* centrée sur l'apprenant et opérable dans le cadre d'un apprentissage par l'expérimentation. Cette approche exploite l'apprentissage artificiel pour aider l'apprenant à mieux saisir et appréhender la complexité des problèmes auxquels il est confronté lors de situations d'apprentissage. Il s'agit d'étendre les capacités de perception et d'interprétation de l'apprenant en lui présentant des informations contextuelles et complémentaires extraites par le biais de l'apprentissage artificiel. Ainsi, l'apprentissage artificiel est utilisé au service du processus de réflexion de l'apprenant, pour l'aider à faire des observations, formuler des hypothèses et construire ses connaissances. Nos travaux futurs s'attacheront à développer cette approche afin d'en étudier la faisabilité, les apports et les limites.

Références

- Andler, D. (1992). From Paleo- to Neo-Connectionism. In G. van de Vijver (Éd.), *New Perspectives on Cybernetics : Self-Organization, Autonomy and Connectionism* (p. 125-146). Dordrecht : Springer Netherlands.
- Benbouzid, B., & Cardon, D. (2018). Machines à prédire. *Réseaux*, 211(5), 9-33.
- Bouchereau, A. (2020). *Les objets connectés au service de l'apprentissage* [Thèse de doctorat, Université Bourgogne Franche-Comté]. Theses.fr.
- Bouchereau, A., & Roxin, I. (2020). Objets connectés : Catalyseurs dans la médiation des savoirs scientifiques. *Distances et médiations des savoirs*, 30 | 2020.
- Bouchereau, A., & Segault, A. (2021). Évolution des représentations de l'intelligence artificielle : De quelle(s) IA Wikipédia est-elle l'encyclopédie ? In I. Saleh, N. Bouhai, S. Leleu-Merviel, I. Roxin, M. Zacklad, & L. Massou (Éds.), *H2PTM'21 Information : Enjeux et nouveaux défis* (p. 216-232). ISTE Éditions.
- Boullier, D. (2015). Les sciences sociales face aux traces du big data. *Revue française de science politique*, 65(5), 805-828.
- Bunge, M. (1963). A General Black Box Theory. *Philosophy of Science*, 30(4), 346-358.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks' : Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1).
- Butow, P., & Hoque, E. (2020). Using artificial intelligence to analyse and teach communication in healthcare. *The Breast*, 50, 49-55.
- Crépel, M., & Cardon, D. (2021, octobre). *Criticism and prophecy in media coverage of AI*. Annual Meeting of the Society for Social Studies of Science (45), Montréal, Québec, Canada.
- Dehaene, S. (2018). *Apprendre ! : Les talents du cerveau, le défi des machines*. Paris: Odile Jacob.
- Druga, S. (2018). *Growing up with AI* [Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology].
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2021). An Ethical Framework for a Good AI Society : Opportunities, Risks, Principles, and Recommendations. In L. Floridi (Éd.), *Ethics, Governance, and Policies in Artificial Intelligence* (p. 19-39). New York: Springer International Publishing.
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence In Education : Promises and Implications for Teaching and Learning*. Independently published.
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., & Koedinger, K. R. (2021). Ethics of AI in Education : Towards a Community-Wide Framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*.
- Ihde, D. (1990). *Technology and the Lifeworld : From Garden to Earth*. Bloomington: Indiana University Press.

- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389-399.
- LeCun, Y. (2016). *L'apprentissage profond : Une révolution en intelligence artificielle* (Cours au Collège de France). En ligne : <http://www.college-de-france.fr/site/yann-lecun/course-2016-02-12-14h30.htm>
- LeCun, Y. (2019). *Quand la machine apprend : La révolution des neurones artificiels et de l'apprentissage profond*. Paris: Odile Jacob.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Lee, C.-A., Tzeng, J.-W., Huang, N.-F., & Su, Y.-S. (2021). Prediction of Student Performance in Massive Open Online Courses Using Deep Learning System Based on Learning Behaviors. *Educational Technology & Society*, 24(3), 130-146.
- Lipton, Z. C. (2018). The Mythos of Model Interpretability : In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.
- Miao, F., Holmes, W., Huang, R., & Zhang, H. (2021). *IA et éducation : Guide pour les décideurs politiques* (C. Dhaussy, Trad.). UNESCO.
- Mitchell, M. (2021). *Intelligence artificielle. Triomphes et déceptions*. Malakoff : Dunod.
- Morley, J., Elhalal, A., Garcia, F., Kinsey, L., Mökander, J., & Floridi, L. (2021). Ethics as a Service : A Pragmatic Operationalisation of AI Ethics. *Minds and Machines*, 31(2), 239-256.
- Morozov, E. (2014). *Pour tout résoudre, cliquez ici : L'aberration du solutionnisme technologique*. Limoges : Fyp éditions.
- O'Neil, C. (2018). *Algorithmes : La bombe à retardement*. Paris : Les Arènes.
- Ouellet, M. (2021). Pour une théorie critique de la gouvernance algorithmique et de l'intelligence artificielle. *tic&société*, 15(1), 9-40.
- Paquette, G. (1987). Feedback, rétroaction, rétroinformation, réponse... Du pareil au même. *Communication & Langages*, 73(1), 5-18.
- Vayre, J.-S. (2018). Comment décrire les technologies d'apprentissage artificiel ? *Réseaux*, 211(5), 69-104.
- Weidinger, L., Mellor, J., Rauh, M., Griffin, C., Uesato, J., Huang, P.-S., Cheng, M., Glaese, M., Balle, B., Kasirzadeh, A., Kenton, Z., Brown, S., Hawkins, W., Stepleton, T., Biles, C., Birhane, A., Haas, J., Rimell, L., Hendricks, L. A., ... Gabriel, I. (2021). Ethical and social risks of harm from Language Models. *arXiv:2112.04359 [cs]*.
- Williamson, B., & Eynon, R. (2020). Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 223-235.
- Yeung, K. (2017). 'Hypernudge' : Big Data as a mode of regulation by design. *Information, Communication & Society*, 20(1), 118-136.

Zawacki-Richter, O., Marín, V., 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, 1-27.