

Intelligence artificielle en éducation : Et si les machines ne partaient pas sur de bonnes bases ?

10^e colloque
international en
éducation

5 mai 2023

Serge Gérin-Lajoie, professeur, Université TÉLUQ
Simon Collin, professeur, Université du Québec à Montréal

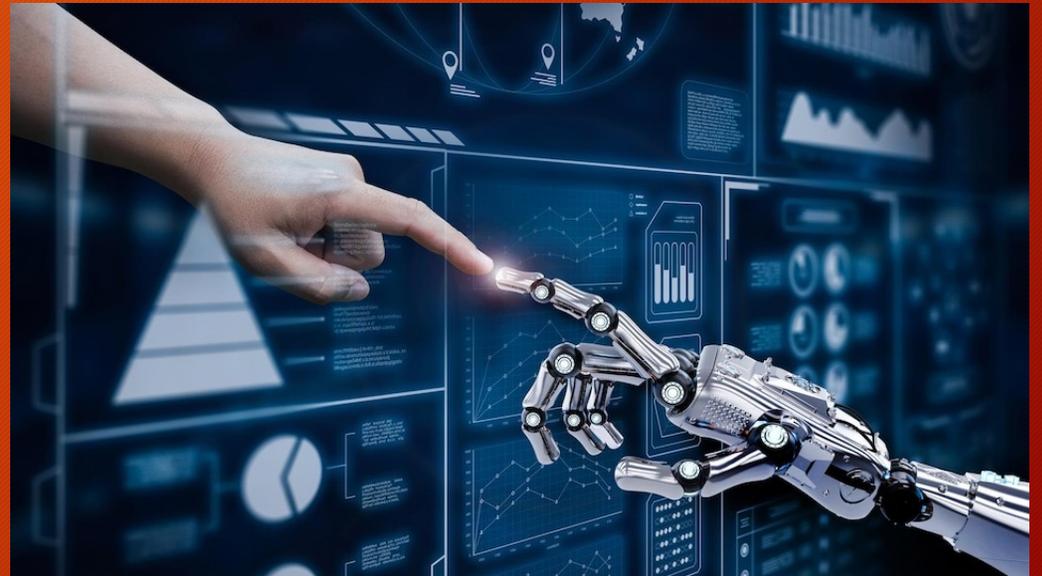
Introduction

- Une réflexion collaborative
- Un type de système d'intelligence artificielle (SIA): la prédiction du risque de décrochage des élèves/étudiants
- Deux angles complémentaires pour questionner les enjeux qu'il suscite
 - Psychopédagogique
 - Teneur sociologique



Les utilisations potentiels de l'IA en éducation

- L'apprentissage adaptatif
- Expérimentation dans un environnement virtuel ou augmenté
- L'évaluation automatisée
- Animation ou assistants virtuels
- Surveillance lors d'évaluation
- Génération de textes, d'idées, d'images, etc.
- Détection des apprenants à risque
- Etc.



https://images.radio-canada.ca/q_auto,w_960/v1/ici-premiere/16x9/grandes-idees-intelligence-artificielle.jpg

Ma compréhension de l'IA

- L'IA sont des créations humaines qui doivent apprendre
- Processus pour y arriver:
 1. Rassembler des données
 2. Préparer les données
 3. Choisir un modèle de traitement des données
 4. Entraîner l'IA
 5. Évaluer le choix du modèle
 6. Ajuster les paramètres
 7. Évaluer l'IA

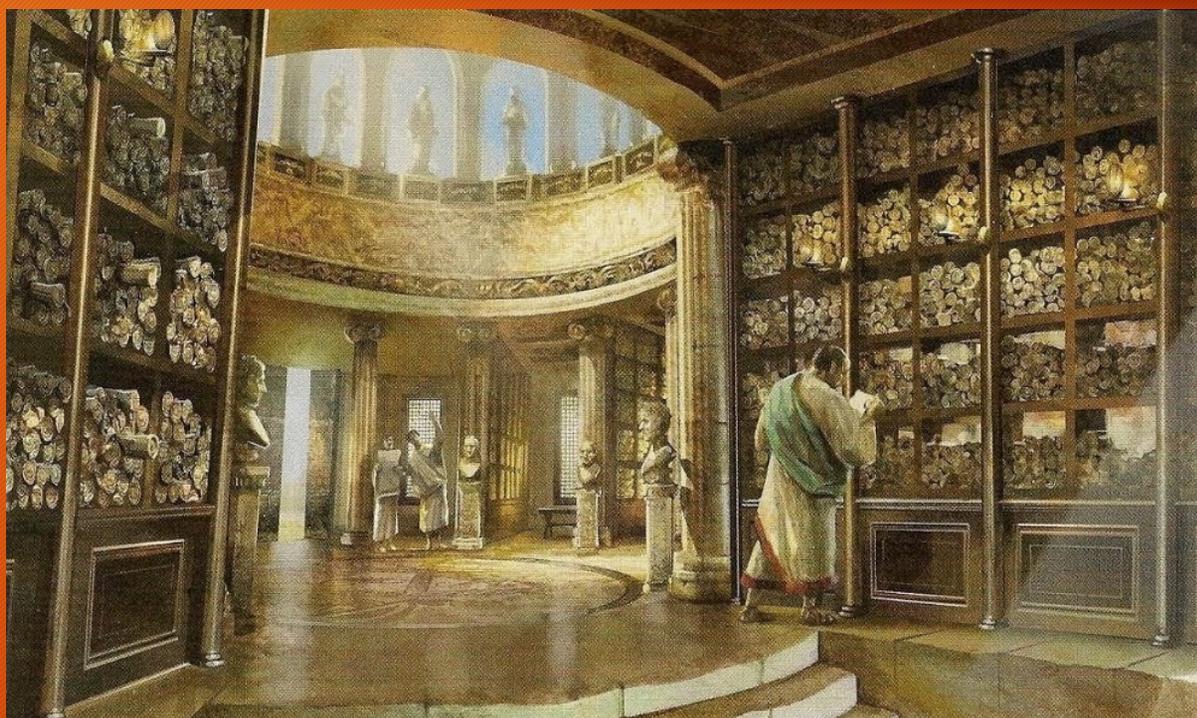
(Zimmerman, 2018)



https://parlonsscience.ca/sites/default/files/2021-01/Robot_thinking.jpg

Mais quelles sont les données que l'on fournit aux IA pour identifier les apprenants à risque ?

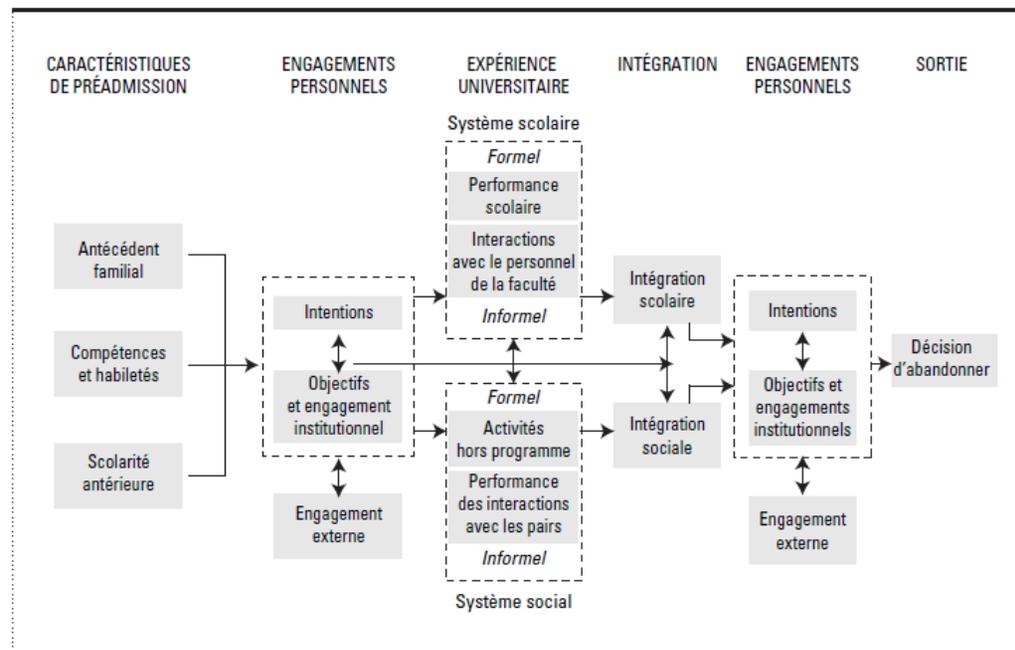
La littérature scientifique sur la réussite (abandon)
est abondante dans les dernières décennies



https://thethoughtprocess.xyz/wp-content/uploads/2020/11/1_4-H9L_CZAEqNiZmmfL9dzQ.jpeg

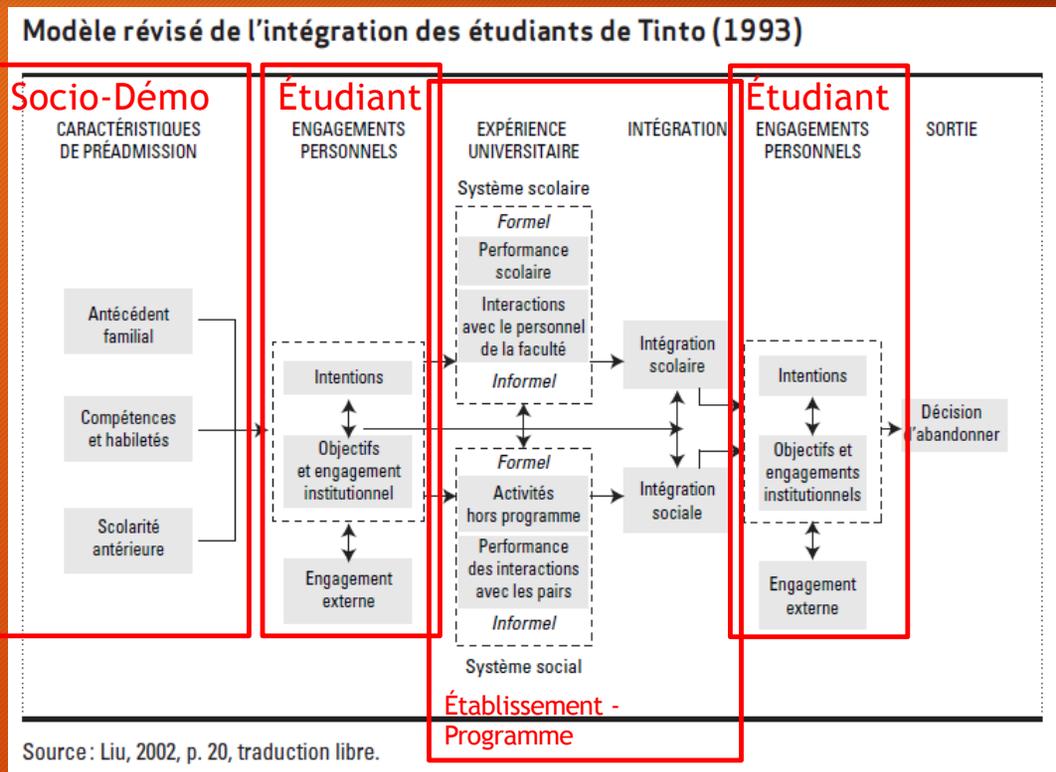
Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études

Modèle révisé de l'intégration des étudiants de Tinto (1993)



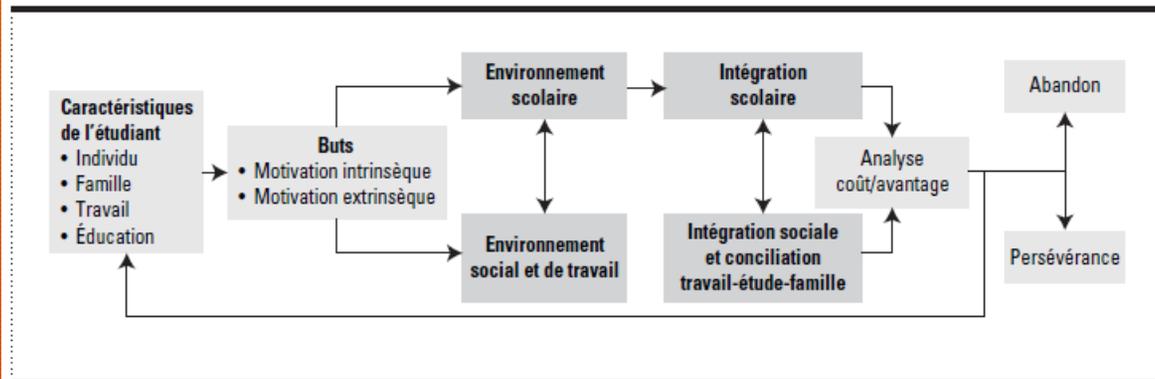
Source: Liu, 2002, p. 20, traduction libre.

Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études



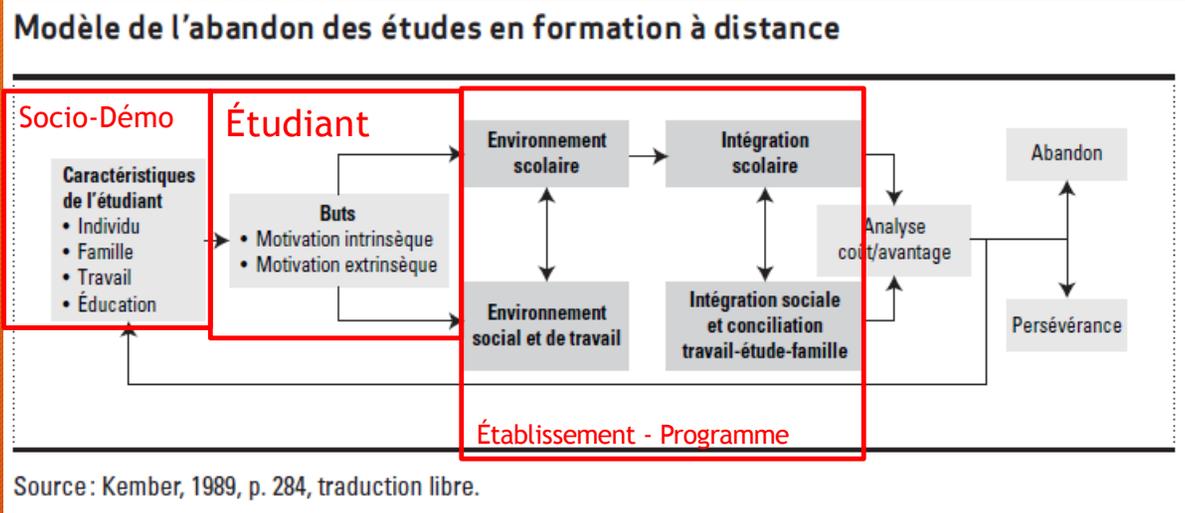
Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études

Modèle de l'abandon des études en formation à distance

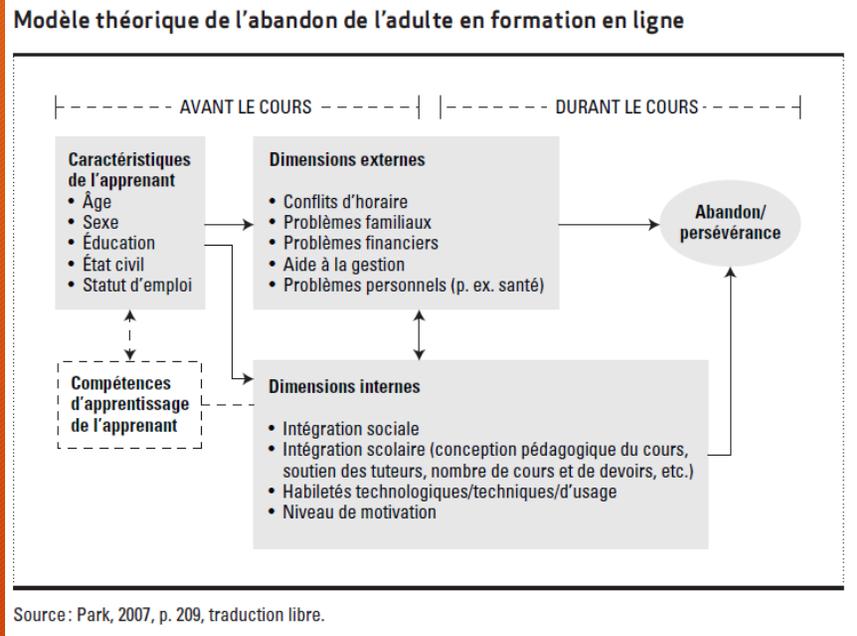


Source : Kember, 1989, p. 284, traduction libre.

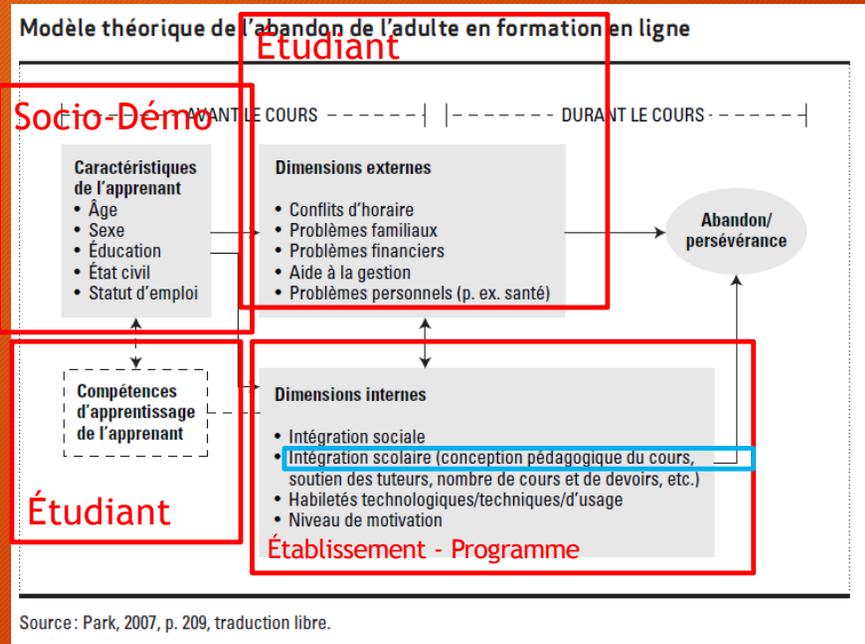
Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études



Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études

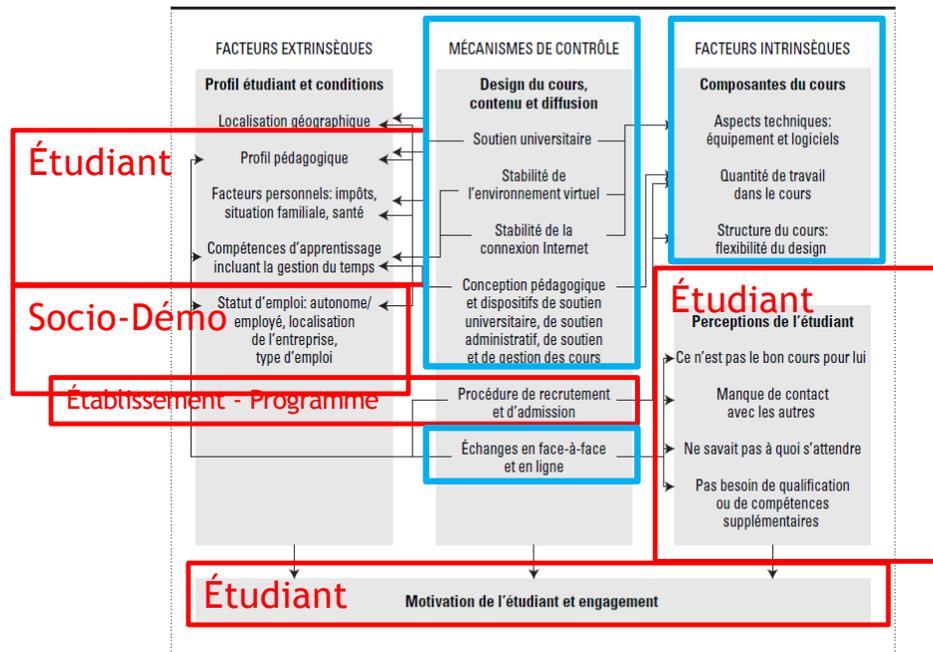


Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études



Quelques théories et modèles pour expliquer l'abandon et la persévérance aux études

Modèle conceptuel de classification des obstacles à l'apprentissage en formation en ligne



Source : Packman *et al.*, p. 341, traduction libre.

Quelques constats - Partie 1

- Plusieurs facteurs pour expliquer l'abandon, la persévérance et la réussite des apprenants
- Facteurs les plus courants dans les modèles et théories, liés:
 - Étudiants
 - Caractéristiques socio-démographiques
 - Motivation, engagement, perceptions, etc.
 - Éléments institutionnels et des programmes
- Éléments liés aux caractéristiques des cours ou à l'enseignement peu fréquent (Design, approches, etc.)

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Fraser et al. (1987)

Facteurs	Méta-analyses	Études	AE(d)
Stratégies pédagogiques	12	714	0,61
Enseignement	31	1854	0,47
Élèves	25	1455	0,47
Enseignant	9	329	0,44
Environnement social	4	153	0,39
Méthodes d'enseignement	37	2541	0,29
École	16	781	0,25

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Fraser et al. (1987)

Facteurs	Méta-analyses	Études	AE(d)
Stratégies pédagogiques	12	714	0,61
Enseignement	31	1854	0,47
Élèves	25	1455	0,47
Enseignant	9	329	0,44
Environnement social	4	153	0,39
Méthodes d'enseignement	37	2541	0,29
École	16	781	0,25

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Hattie (2003)

Facteurs	AE(d)	Source d'influence
Renforcement et rétroaction	1,13	Enseignant
Connaissances préalables	1,04	Élève
Qualité de l'enseignement	1,00	Enseignant
Enseignement direct (DI)	0,82	Enseignant
Remédiation et rétroaction	0,65	Enseignant
Disposition à apprendre	0,61	Élève
Climat de classe	0,56	Enseignant
Défis et objectifs proposés	0,52	Enseignant
Tutorat par les pairs	0,50	Enseignant
Pédagogie de la maîtrise	0,50	Enseignant
Soutien des parents	0,46	Famille
Devoirs	0,43	Enseignant
Style d'enseignement	0,42	Enseignant
Questionnement	0,41	Enseignant

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Hattie (2003)

Facteurs	AE(d)	Source d'influence
Renforcement et rétroaction	1,13	Enseignant
Connaissances préalables	1,04	Elève
Qualité de l'enseignement	1,00	Enseignant
Enseignement direct (DI)	0,82	Enseignant
Remédiation et rétroaction	0,65	Enseignant
Disposition à apprendre	0,61	Elève
Climat de classe	0,56	Enseignant
Défis et objectifs proposés	0,52	Enseignant
Tutorat par les pairs	0,50	Enseignant
Pédagogie de la maîtrise	0,50	Enseignant
Soutien des parents	0,46	Famille
Devoirs	0,43	Enseignant
Style d'enseignement	0,42	Enseignant
Questionnement	0,41	Enseignant

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Hattie (2012)

Facteurs	AE(d)	Nombre méta-analyses
Enseignant	0,47	41
Curriculum	0,45	153
Méthodes d'enseignement	0,43	412
Élèves	0,39	152
Milieu familial	0,31	40
École	0,23	115

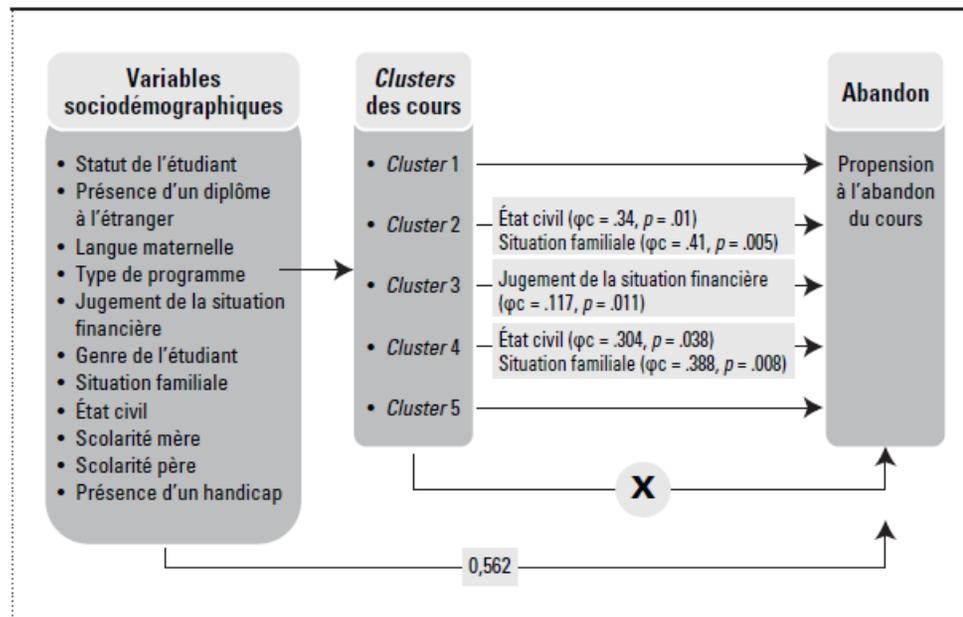
Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Méga-analyse de Hattie (2012)

Facteurs	AE(d)	Nombre méta-analyses
Enseignant	0,47	41
Curriculum	0,45	153
Méthodes d'enseignement	0,43	412
Élèves	0,39	152
Milieu familial	0,31	40
École	0,23	115

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

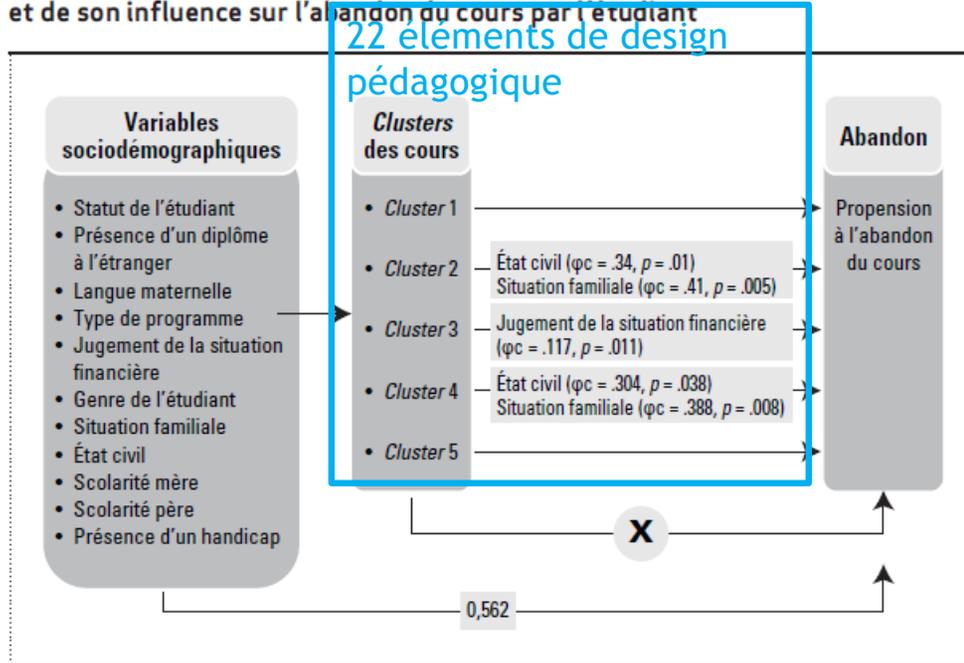
Modèle intégrateur du design pédagogique des cours en ligne et de son influence sur l'abandon du cours par l'étudiant



Source : Sauv  et al., 2020, p. 19.

Facteurs d'influence sur le rendement des élèves

Modèle intégrateur du design pédagogique des cours en ligne et de son influence sur l'abandon du cours par l'étudiant



Source : Sauv  et al., 2020, p. 19.

Quelques constats -

- Se pourrait-il qu'on ne fournisse pas toutes les données aux IA pour apprendre ?
 - Données socio-démo
 - Données sur les apprenant.es
 - Données sur l'établissement (programme, etc.)
 - Données sur le design pédagogique
 - Donnée sur les interactions dans les cours
- Si les données fournies aux IA ne sont pas complètes, peut-on s'attendre à avoir de «bons diagnostics » ?

- Présentation de Serge: enjeu de conformité aux modèles théoriques existants
 - Déconnexion éventuelle entre modèles explicatifs et modèles prédictifs
 - Inexplicabilité des modèles prédictifs

- Enjeu de la disponibilité des données
- Systèmes prédictifs = automatisation de la collecte et du traitement des données
- Quelles sont les données disponibles pour quantifier et automatiser la prédiction du risque de décrochage? (Vallerand, à paraître)
 - MEQ (2002): "sortie sans diplôme ni qualification" = décrochage + maladie + déménagement hors QC + etc.
 - Développement de systèmes prédictifs par les CSS: besoins de données supplémentaires (ex., motif de départ)

Enjeu de l'hétérogénéité des modèles prédictifs

Modélisation de la prédiction du risque de décrochage variable en fonction

- De la définition du risque de décrochage des acteurs et des milieux scolaires (liés à leur singularité)
- Du nombre de données disponibles
- Des catégorisations effectuées à partir des données disponibles (ex., motifs de départ)
- Des logiciels utilisés (p. ex., Lumix, Mozaïk, etc.) et de la personnalisation qu'ils offrent

Hétérogénéité des données et des modèles prédictifs selon chaque CSS

- éventuellement vision réductrice du risque de décrochage (si absence de données déterminantes // présentation de Serge)

- Enjeu de temporalité des données
- Quand les données sont-elles disponibles?
 - Systèmes prédictifs = soutien à l'intervention par anticipation
 - Nécessitent une disponibilité la plus instantanée possible des données
 - Ex., non réinscription des étudiants l'année scolaire suivante
- Enjeu de manipulation des données
- Comment les résultats des systèmes prédictifs sont-ils exploités?
 - Formation du personnel scolaire à l'interprétation des résultats
 - Détournement éventuel des objectifs initiaux
 - Ex., évaluation des enseignants
 - Ex., classement des écoles

- Enjeux liés à l'impartialité des données et des modèles prédictifs (*fairness*, Li et al., 2023)
 - Biais (ex., algorithme A-Level)
 - Discrimination/stigmatisation de groupes scolaires et d'élèves déjà discriminés/stigmatisés



Home > Conferences > LAK > Proceedings > LAK2023 > Moral Machines or Tyranny of the Majority? A Systematic Review on Predictive Bias in Education

RESEARCH-ARTICLE

Moral Machines or Tyranny of the Majority? A Systematic Review on Predictive Bias in Education

Authors:
 Lin Li,
 Lele Sha,
 Yuheng Li,
 Mladen Raković,
 Jia Rong,
 Srecko Joksimovic,
 Neil Selwyn,
 Dragan Gašević,
 Guanliang Chen
 [Authors Info & Claims](#)

LAK2023: LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference • March 2023 • Pages 499–508 • <https://doi.org/10.1145/3576050.3576119>

Published: 13 March 2023 [Publication History](#)
 Check for updates



- Biais généralement associés
 - À la prise en compte de données sociodémographiques ou socioéconomiques
 - Ex., sexe, ethnicité, voire données proxy (p. ex., code postal)
 - Manque de parcimonie dans les données collectées
- En termes de risque de décrochage scolaire, faux positifs
 - Un mal pour un bien?
 - VS plus nombreux dans les milieux scolaires défavorisés = biais

- Conséquences des faux positifs
 - Vision déterministe des acteurs éducatifs (objectivité du système prédictif)
 - Anxiété des élèves et des parents, etc.
- Intervention bénéfique quand nécessaire mais dommageable quand non nécessaire

- Pour réduire les biais éventuels, développement de plusieurs mesures d'impartialité des systèmes de prédiction (ex., ABROCA, Gardner et al., 2019)
 - Manque de constance dans la mesure de l'impartialité des systèmes prédictifs

- Limites des mesures d'impartialité

- Une seule variable généralement considérée (p. ex., sexe ou ethnicité)
 - Peu de mesure "intersectionnelle" de l'impartialité
- Généralement prise en compte de manière dichotomique (p. ex., fille ou garçon)
 - Risque de mesure de l'impartialité moins performante pour des sous-groupes sous-représentés ou amalgamés

Mesure de l'impartialité majoritairement entre groupes d'élèves plutôt qu'entre élèves (p. ex., *consistency*, *counterfactual fairness*)

- Risque de noyer des parcours individuels dans des tendances de groupe

Pour la suite des choses ...

- Comment obtenir les données sur le design pédagogique des cours selon les différents modes de formation ?
- Comment obtenir les données sur les interactions dans les cours selon les différents modes de formation ?
- Comment s'assurer que les données et les modèles prédictifs sont impartiaux?
- Devrait-on apprendre aux systèmes prédictifs que:
 - Toutes les approches pédagogiques ne sont pas équivalentes pour favoriser la réussite
 - Toutes les données en éducation n'ont pas tout le même niveau de preuve (Idées, bonnes pratiques, données probantes, etc.)

Pour ne pas conclure

- Systèmes prédictifs
 - Un potentiel certain et des initiatives louables
 - Une complexité certaine
 - Sur le plan technique
 - Sur le plan éducatif
 - Sur le plan de l'arrimage du technique et de l'éducatif
 - Des avancées pas à pas impliquant conjointement développements technologiques et réflexion éthique et collaborations avec les milieux scolaires

Merci beaucoup



Professeur

serge.gerin-lajoie@teluq.ca

<https://www.teluq.ca/siteweb/univ/sgerinla.html>



Professeur

<https://www.simoncollin.org/>

Références

Fraser, B. J., Walberg, H. J., Welch, W. W., & Hattie, J. A. (1987). Syntheses of educational productivity research. *International Journal of Educational Research*, 11, 147-252. [https://doi.org/10.1016/0883-0355\(87\)90035-8](https://doi.org/10.1016/0883-0355(87)90035-8)

Hattie, J. (2012). *Visible learning for teachers : Maximizing impact on learning*. Routledge.

Hattie, J. (2003). Teachers Make a Difference, What is the research evidence? Australian Council for Educational Research.

Kember, D. (1989). A Longitudinal-Process Model of Drop-Out from Distance Education. *The Journal of Higher Education*, 60(3), 278-301. <https://doi.org/10.2307/1982251>

Lin Li, Lele Sha, Yuheng Li, Mladen Raković, Jia Rong, Srečko Joksimović, Neil Selwyn, Dragan Gašević, and Guanliang Chen. 2023. Moral Machines or Tyranny of the Majority? A Systematic Review on Predictive Bias in Education. In LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference (LAK2023). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 499-508. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576119>

Liu, R. (2002). A Methodological Critique of Tinto's Student Retention Theory. AIR 2002 Forum Paper. <https://eric.ed.gov/?id=ED473109>

Packham, G., Jones, P., Miller, C., & Thomas, B. (2004). E-learning and retention : Key factors influencing student withdrawal. *Education & Training*, 46, 335-342. <https://doi.org/10.1108/00400910410555240>

Park, J.-H. (2007). Factors Related to Learner Dropout in Online Learning. Dans *Online Submission*. <https://eric.ed.gov/?id=ED504556>

Sauvé, L., Papi, C., Gérin-Lajoie, S., & Desjardins, G. (2020). *Regard des apprenant.es universitaires sur les modes d'organisation et d'encadrement pédagogique en formation à distance et en ligne—Rapport scientifique* (p. 180). Fonds de recherche du Québec - Société et culture (FRQSC).

Tinto, V. (1994). *Leaving College : Rethinking the Causes and Cures of Student Attrition*. University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226922461.001.0001>

Vallerand, v. (à paraître)

Zimmerman, M. R. (2018). *Teaching AI : exploring new frontiers for learning* (Vol. 1-1 online resource). International Society for Technology in Education; WorldCat.org. <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=2031237>