

Intégration d'outils cliniques numériques dans le cadre d'un système de santé apprenant : quelles questions se poser ?

2024-06-03 : École d'été interdisciplinaire en numérique de la santé

Jean-François Ethier

Professeur titulaire

Département de médecine

FMSS – Université de Sherbrooke

Chaire en informatique de la santé UdeS

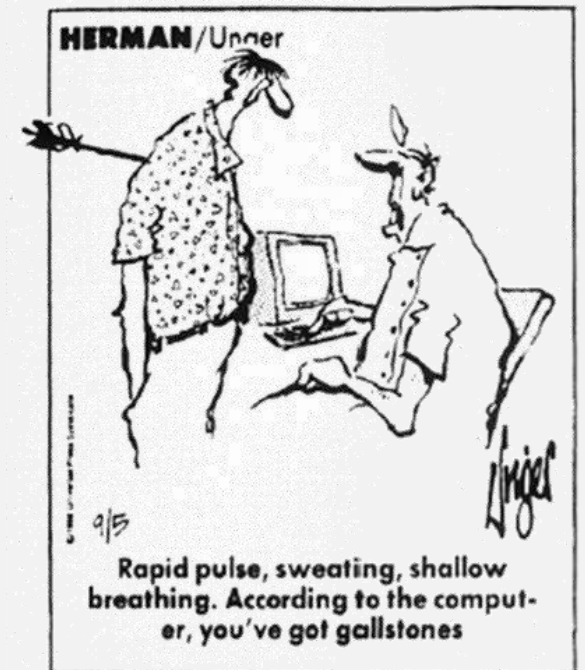


Codirecteur scientifique

Groupe de recherche interdisciplinaire en informatique de la santé
(GRIIS.ca)

Directeur technologique

Réseau de recherche sur les données de santé du Canada



Après la séance, vous ...

- Comprendrez la place de l'IA
- Saurez poser les questions importantes pour évaluer si un outil basé sur l'IA est :
 - pertinent;
 - sécuritaire;
 - offre une valeur ajoutée.

Numérique en santé : pourquoi et comment ?

1. Tâches et défis pour l'IA

- IA vs statistiques
- Tâches de l'IA
- Défis de l'IA

2. Les IA

- Apprentissage machine
- Apprentissage profond
- Réseau de neurones
- Modèles fondationnels

3. IA en cliniques : état des lieux

4. Outils numériques en clinique : *desiderata*

- Utilité
- Confiance et évaluation
- Ressources



Statistiques vs IA

Caractéristiques d'une population vs prédiction pour un individu

Statistiques vs IA : comment et pourquoi ?

Statistiques inférentielles

- Accent sur l'analyse des liens entre prédicteurs dans une **population**
 - **Ampleur** du lien et **signification** statistique
- Implique la création d'un modèle de relation

Intelligence artificielle

- Accent sur la capacité de **prédiction individuelle**
- Corrélations
- **Trop d'intrants**
- Modèle de **données non-structurées**
 - Images
 - Les pompes à insuline
 - Les phrases



L'IA, qu'ossa donne ?

Et si on pouvait générer le modèle automatiquement à partir des données...

Question A2

- Quelle phrase décrit une limitation significative de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine médical ?
 - a) Les systèmes d'IA manquent de capacité pour traiter efficacement de grandes quantités de données médicales.
 - b) L'IA est incapable de gérer les processus décisionnels complexes impliqués dans le diagnostic et le traitement médical.
 - c) Les algorithmes d'IA peuvent avoir du mal à interpréter des indices contextuels subtils et les émotions des patients lors des interactions.
 - d) L'IA dans le domaine médical est imperméable aux biais, assurant des résultats de soins de santé justes et impartiaux.

Question A3

- Quel rôle majeur l'IA joue-t-elle dans le domaine médical ?
 - a) L'IA en médecine se concentre principalement sur l'automatisation des tâches administratives, telles que la planification des rendez-vous et la facturation.
 - b) L'IA est principalement utilisée en médecine pour remplacer les médecins humains dans le diagnostic et le traitement des patients.
 - c) L'IA en médecine implique l'utilisation d'algorithmes avancés et d'apprentissage automatique pour analyser les données médicales, aider dans les diagnostics et personnaliser les plans de traitement.
 - d) Le rôle de l'IA en médecine se limite à la création de simulations de réalité virtuelle à des fins de formation médicale.

Question A4

- Est-ce que des outils basés sur l'IA peuvent être « créatifs » ?
 - a) Oui
 - b) Non

Quels types de tâches pour l'IA ?



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



Exemples de tâches : trouver des patterns

- **Classer** des données
 - Exemple : identifier le sujet principal d'une image
- **Grouper** des clients avec des intérêts commerciaux similaires
- **Suggérer** des actions
 - Exemple : conduite autonome

Exemples de tâches : « générer » du nouveau contenu

- « Generative AI »
 - On y reviendra avec les « foundational models »
- « Créer »
 - Des images (p. ex. : DALL-E)
 - Du texte (p. ex. : **Chat**GPT)
 - Du code informatique (p. ex. : Skynet ??)
 - De l'audio (p. ex. : VALL-E)

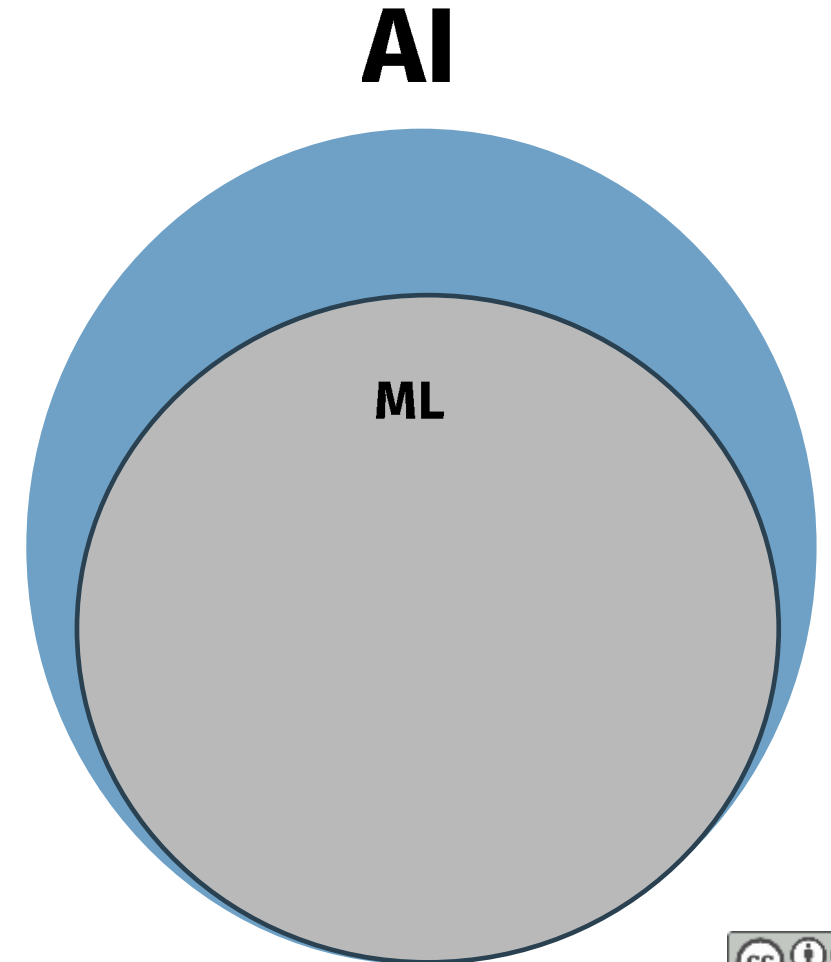


Quand on parle d'IA, on parle de quoi ?

AI vs ML vs Deep learning vs LLM vs Generative AI

Intelligence artificielle

- “[...] the science and engineering of making intelligent machines.” *
- Good, Old-Fashioned AI (GOFAI)
 - Engins de règles, systèmes experts, graphes de connaissances, etc.
- **Apprentissage machine**



*John McCarthy

Apprentissage machine

Machine learning



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke

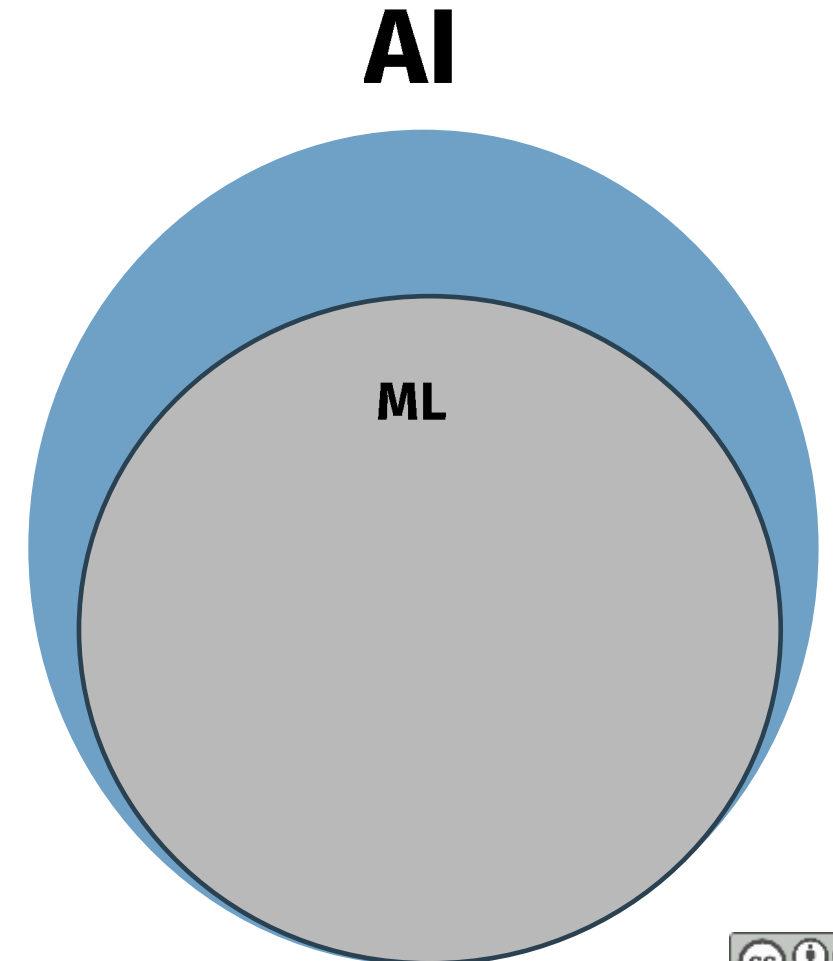


Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



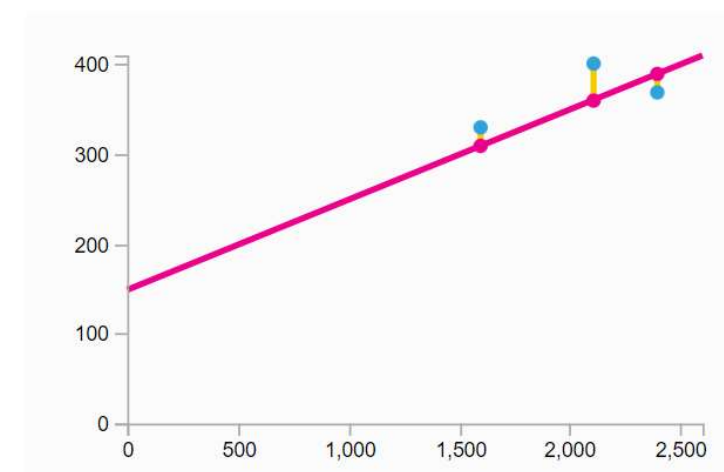
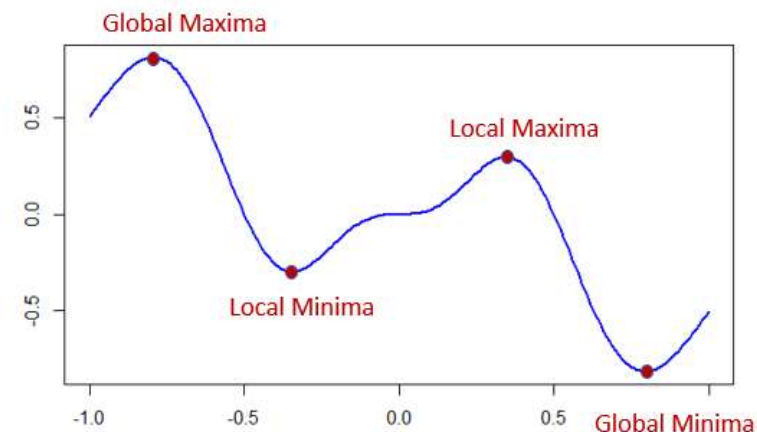
Apprentissage machine

- Capacité de **se modifier** lorsqu'exposé à **plus de données**.
 - Dynamique, n'a pas nécessairement besoin d'une intervention humaine
 - Pas de programmation additionnelle

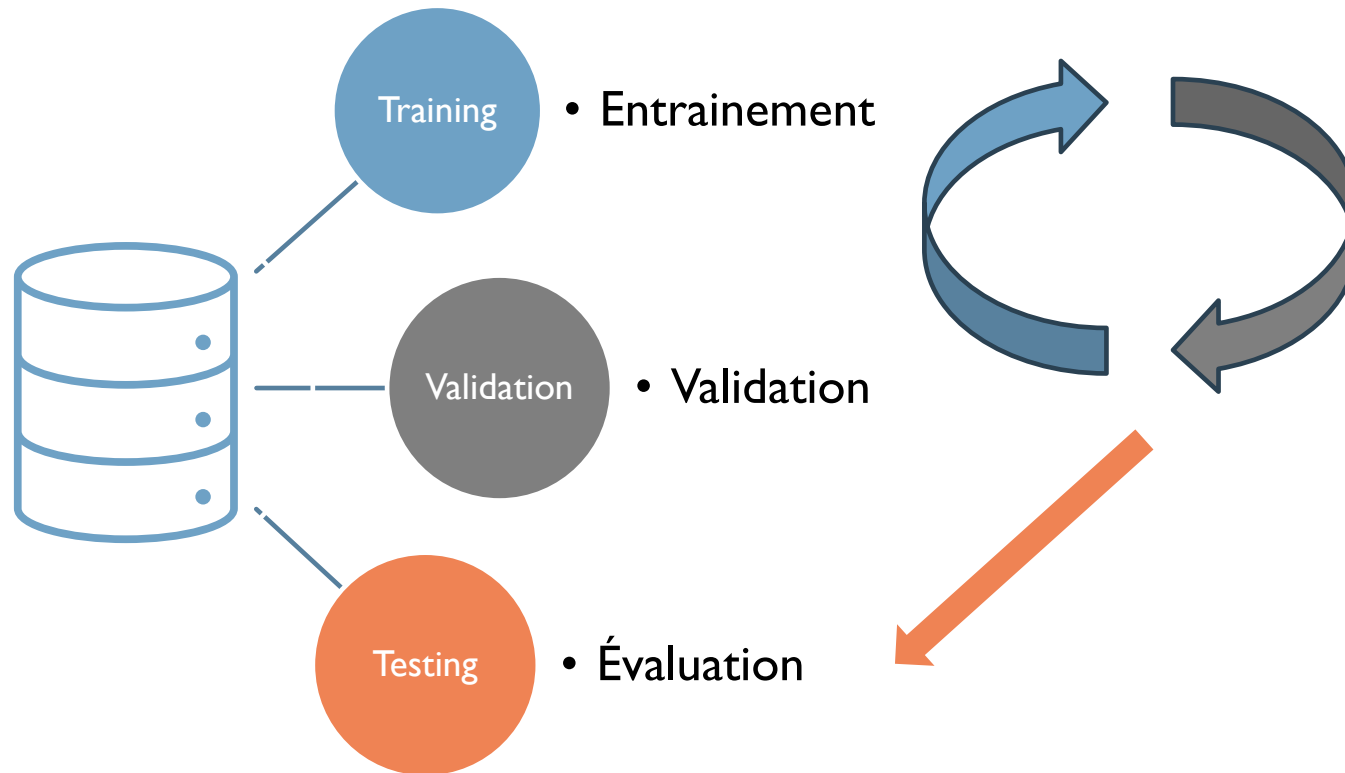


Apprendre quoi ?

- Optimiser le résultat d'une corrélation
- « Minimiser le résultat de la fonction »
 - Des dizaines ou des centaines de paramètres
- Classiquement, choix des paramètres par le scientifique



Processus



Big data vs fat data

- **Big data**

1. Volume
2. Vitesse
3. Variété



- **Fat data**

- Plusieurs types de données



Apprentissage profond

Deep learning



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke

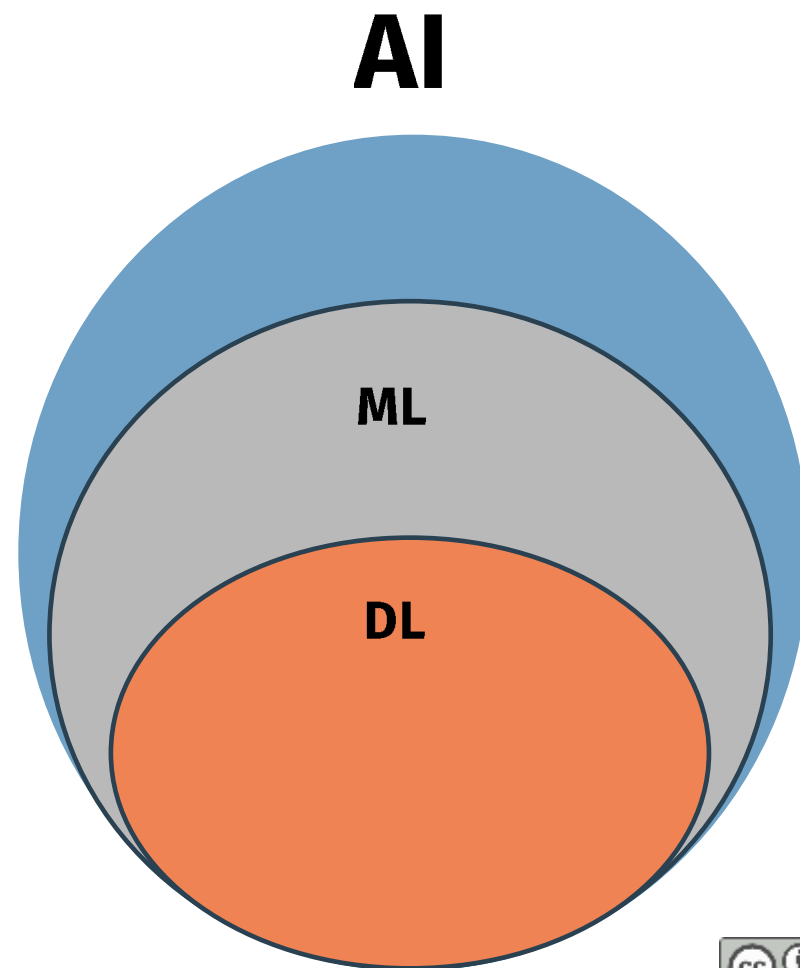


Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada

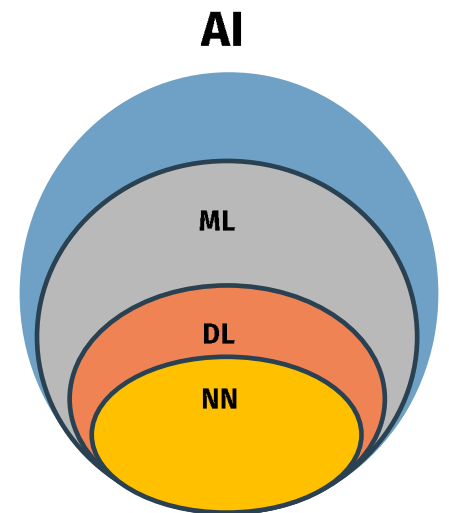
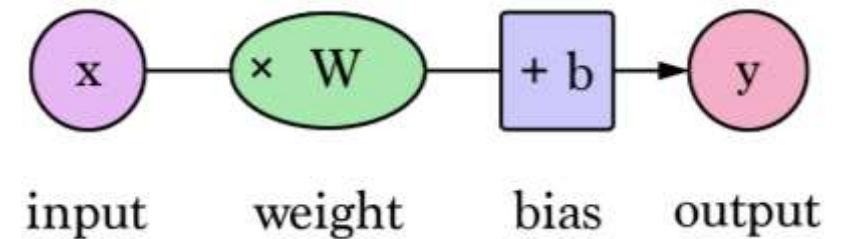
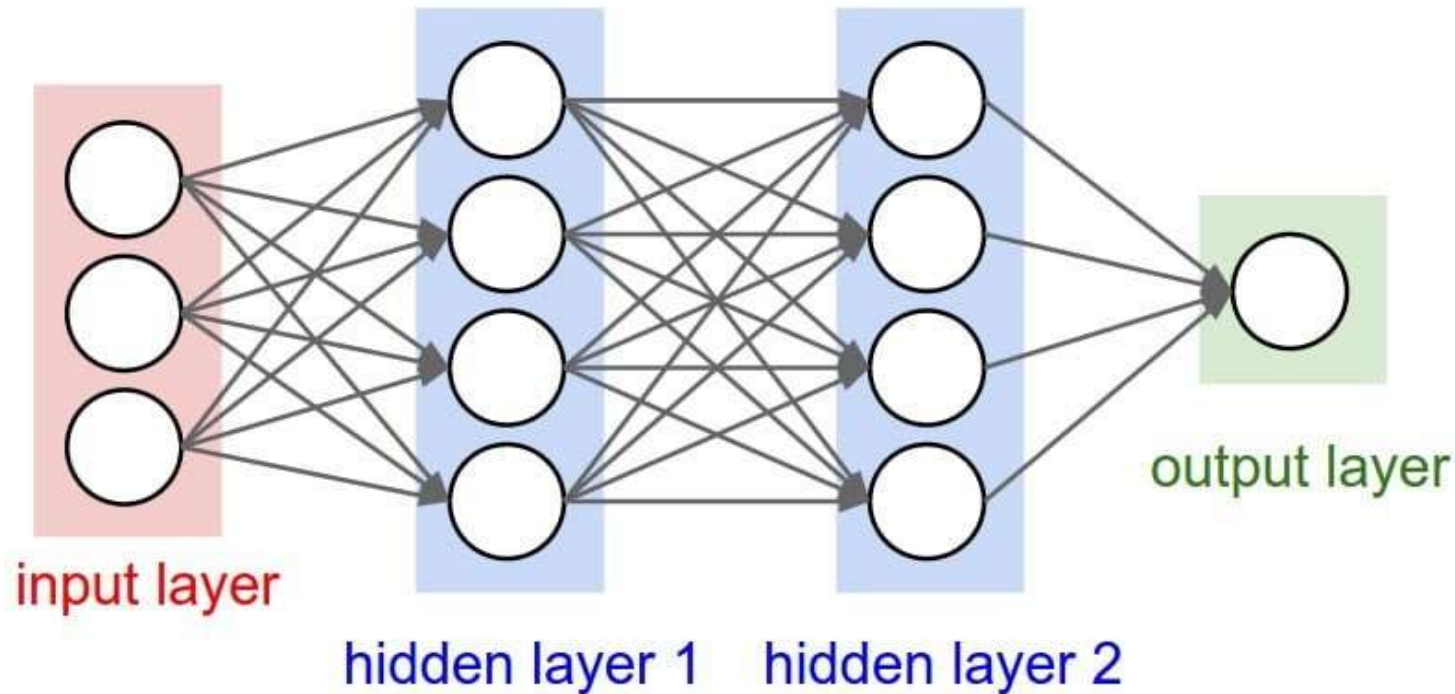


Apprentissage profond

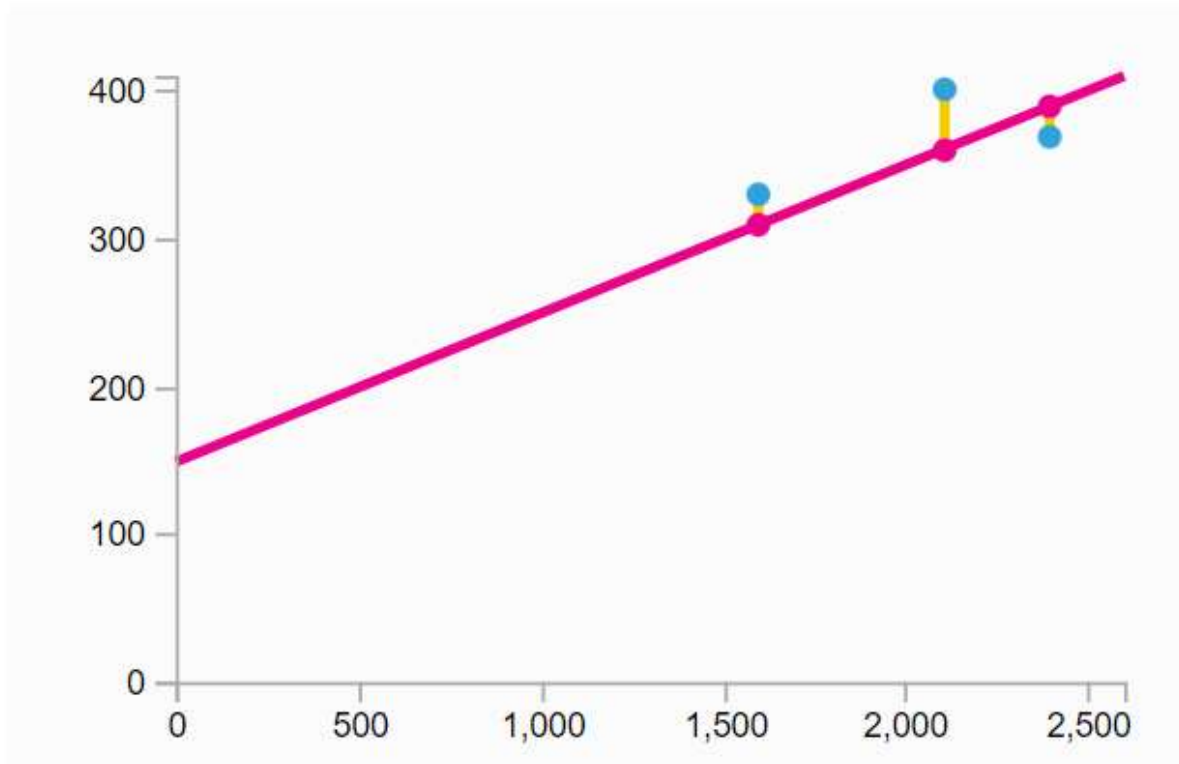
- Souvent utilisé comme synonyme de « **réseau de neurones** »
- Fonctionne particulièrement bien sur des **données non structurées** (p. ex. des pixels)
- Nécessite **beaucoup** plus de **données**



Réseau de neurones



Réseau de neurones



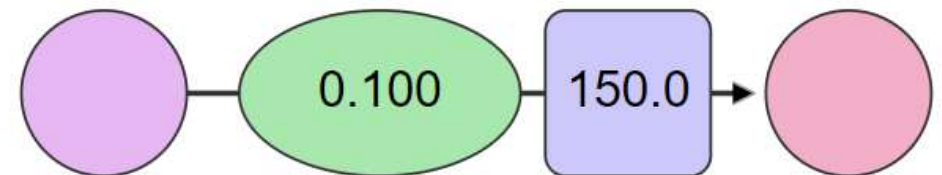
Error

799

Weight



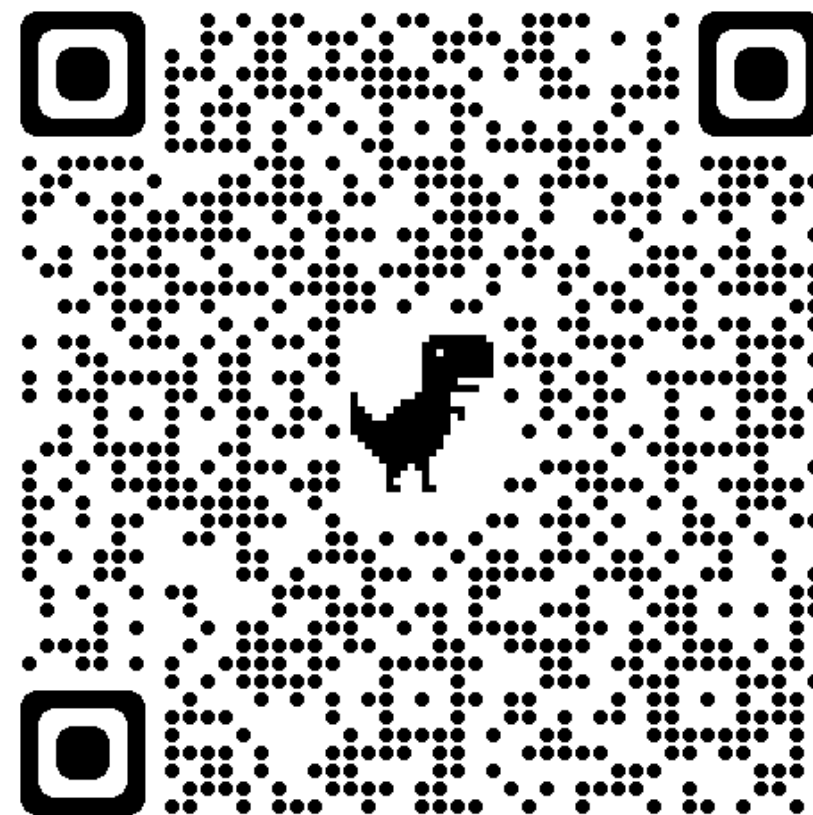
Bias



Exemple interactif

<https://url.griis.ca/exia>

http://jalammar.github.io/visual-interactive-guide-basics-neural-networks/#train_your_dragon



Supervision d'apprentissage

Apprentissage machine



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada

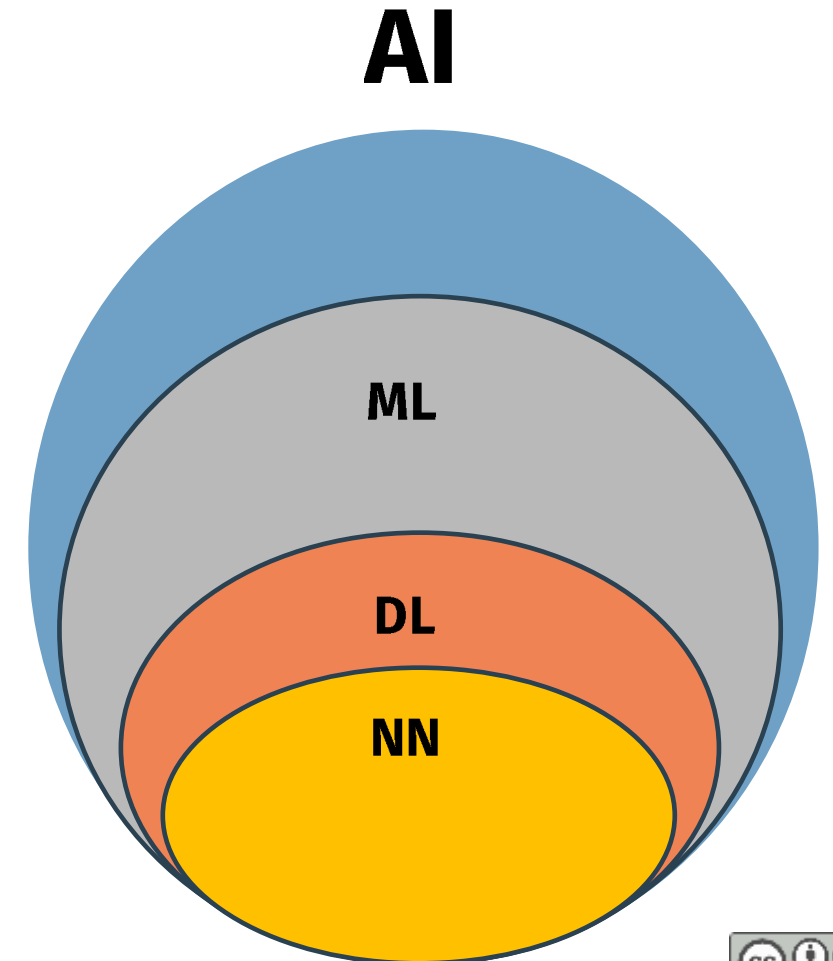


Question 4

- Quelle serait une utilisation possible des grands modèles de langage (modèles fondationnels) centrés sur la médecine comme Med-PaLM Multimodal (Google) et LLaVA-Med (Microsoft) en pratique clinique ?
 - a) Prédire l'âge et le sexe d'un patient avec la photo d'une rétine.
 - b) Prédire la réponse d'une tumeur à une molécule d'immunothérapie avec la photo d'une lame de pathologie.
 - c) Prédire la mortalité d'un patient hospitalisé dans la prochaine année.
 - d) Toutes ces réponses.
 - e) Aucune de ces réponses.

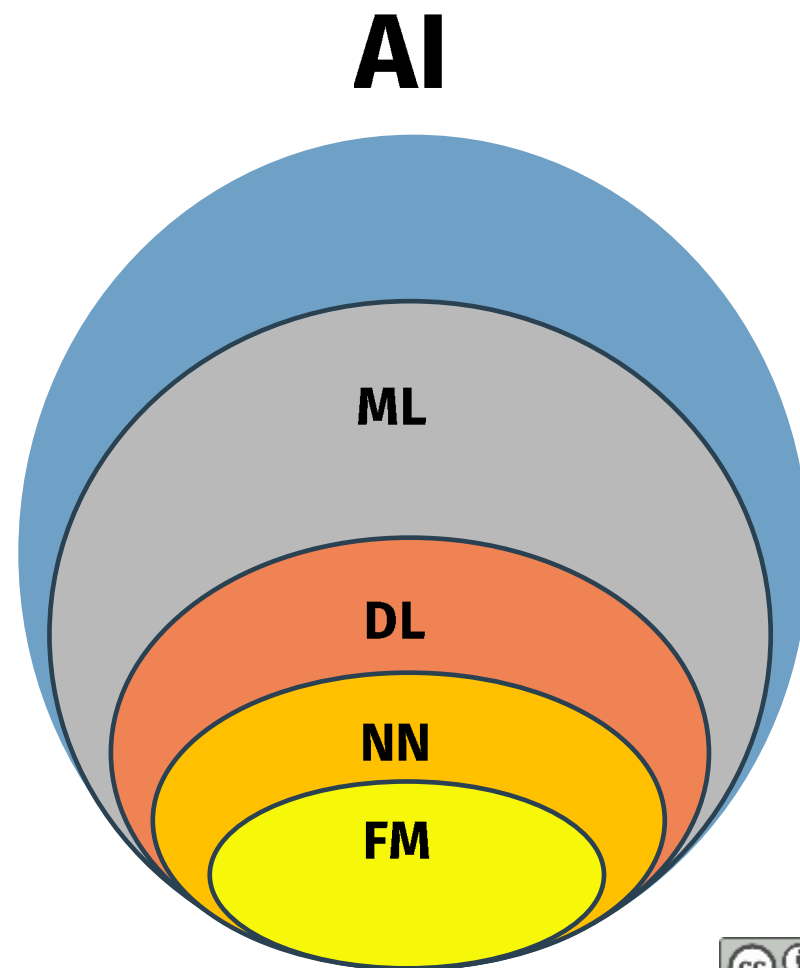
Apprentissage profond supervisé

- Utilisé surtout pour **classifier**
- **On donne la bonne réponse** avec les données
- Peut être très « **labour intensive** »



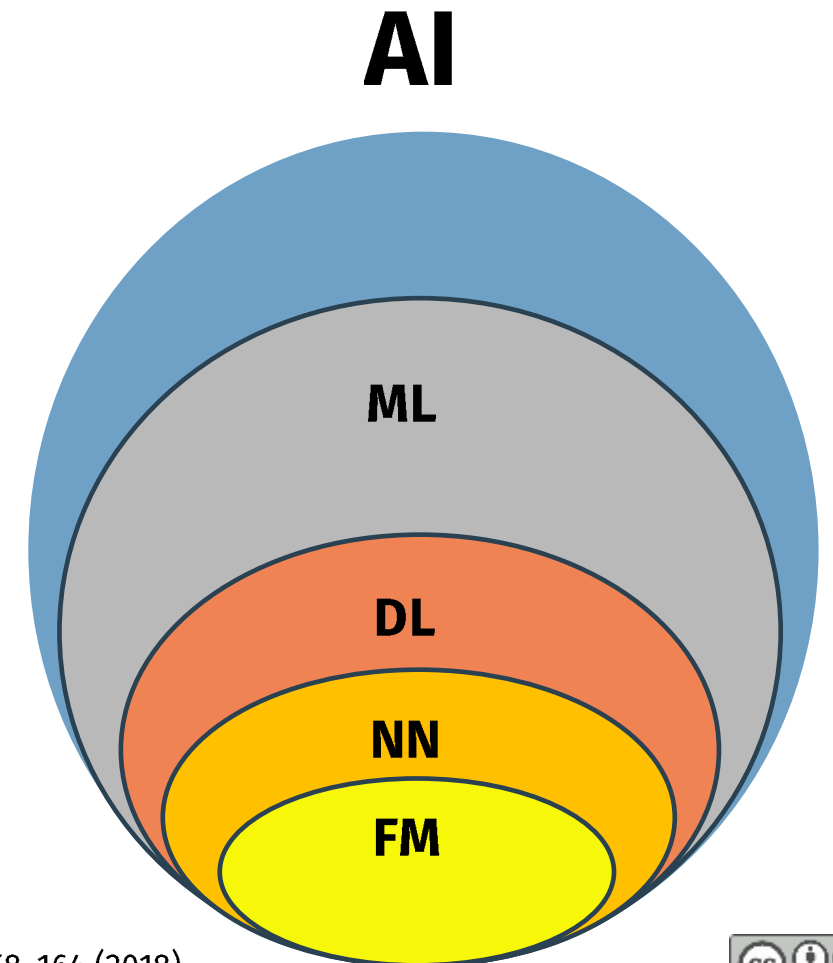
Apprentissage profond non supervisé*

- **Foundational models**
 - Large language model (**GPT-4**)
- Capte les associations largement présentes dans le domaine
- **Prédire le symbole suivant** basé sur le précédent
- Intégration **images et textes**
 - Med-PaLM Multimodal (Google), LLaVA-Med (Large Language and Vision Assistant for biomedicine) – Microsoft



Foundational models

- Apprendre ce qu'est un œil sans avoir besoin d'un jeu d'image annoté
 - BEAUCOUP de données requises



Combinaison de FM avec d'autres approches



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



FM, classification et generative AI

- FM + apprentissage supervisé
 - Moins d'images annotées requises
 - Ajout d'images avec étiquette de rétinopathie diabétique
 - Age et genre
 - Cliniciens ne peuvent pas le faire
 - “The model hasn't yet been tested in a clinical setting.”
- FM + chatbot = generative AI application
- GPT-4 plus fonctions d'interactions = ChatGPT



Les défis de l'IA

Particulièrement l'apprentissage profond

Défis d'interprétabilité



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada

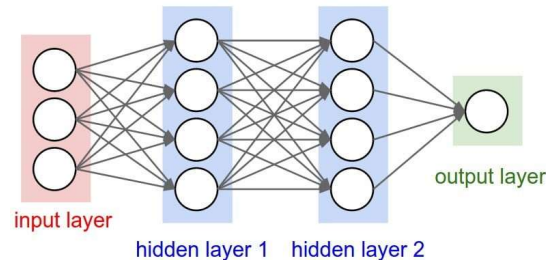


Question de l'interprétabilité

Poids de la balle	Hauteur de chute	Temps de chute
500 g	10 m	1.5 s
400 g	7 m	1 s
...

Régression (statistique) : $y = y_0 + v_{y0} t - \frac{1}{2} g t^2$

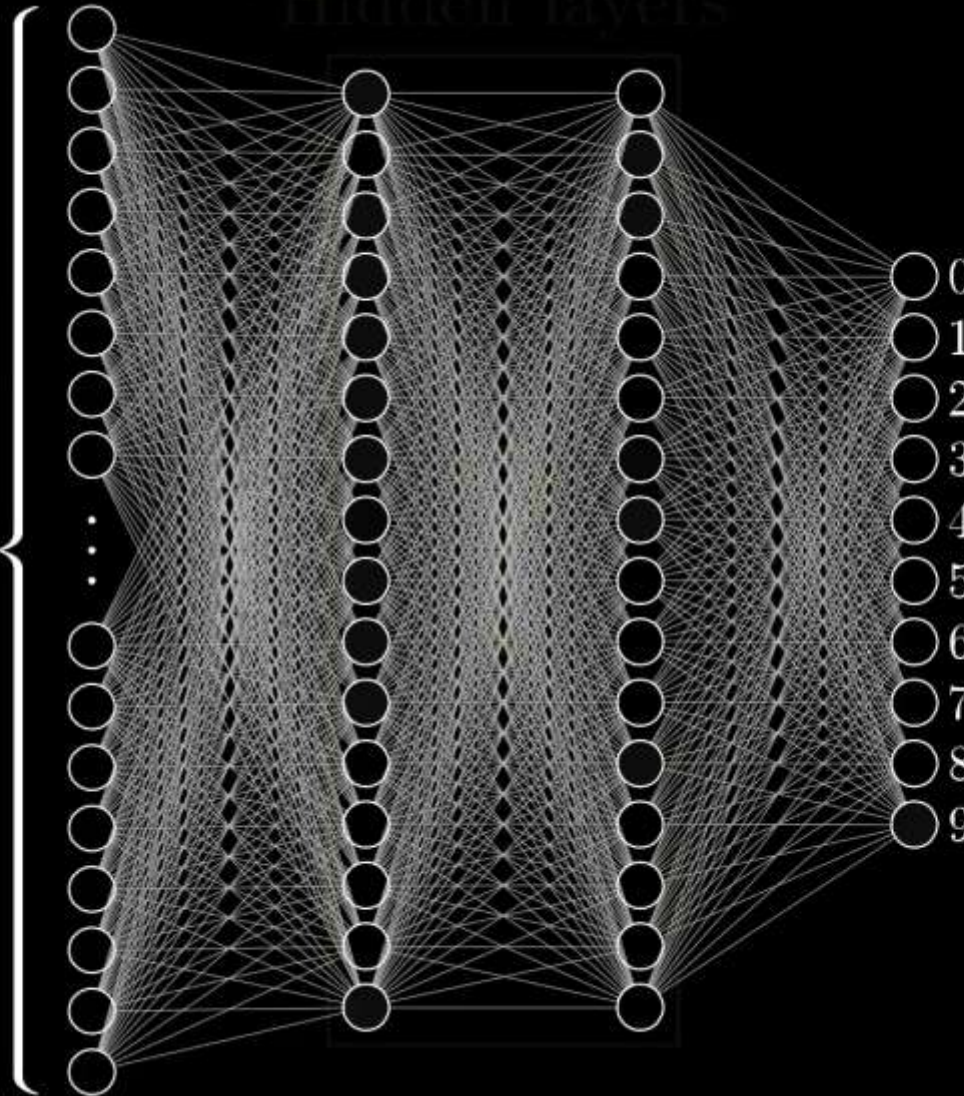
Réseau de neurones : ???



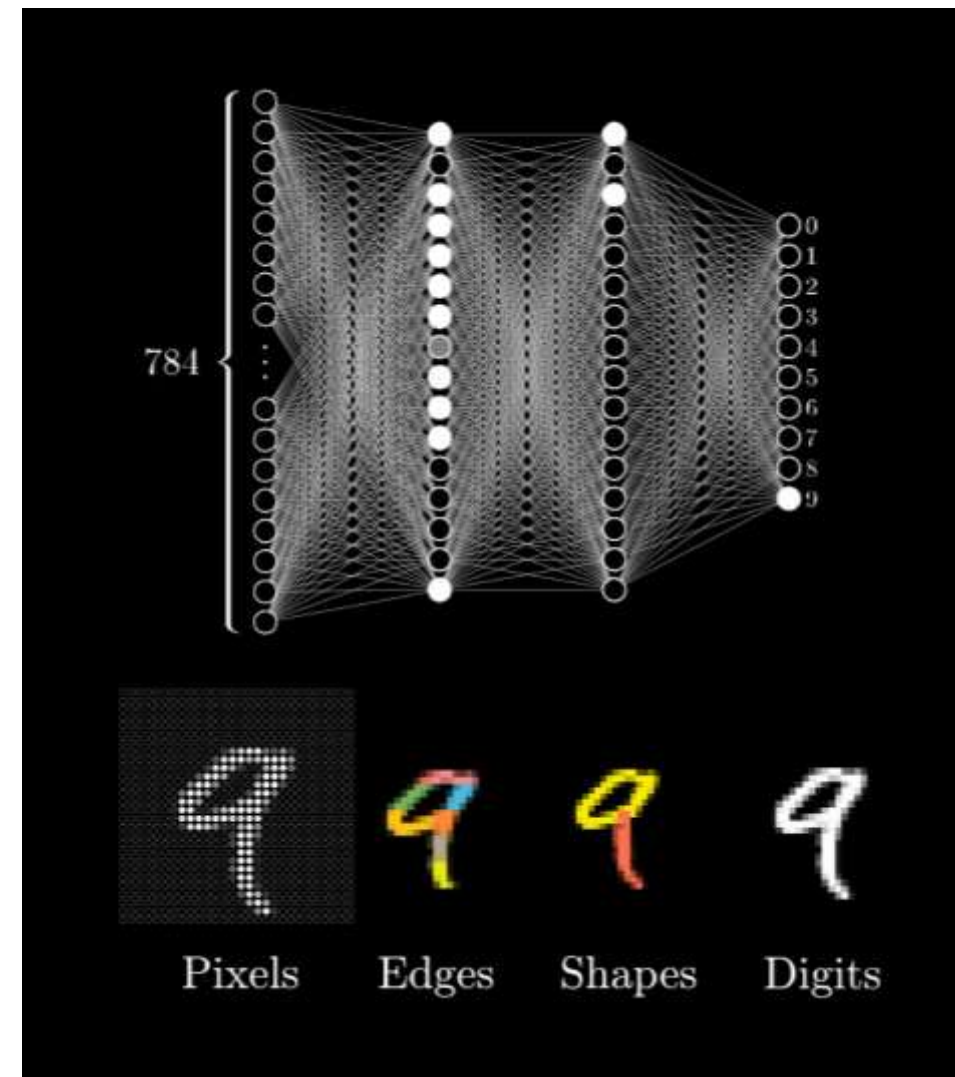
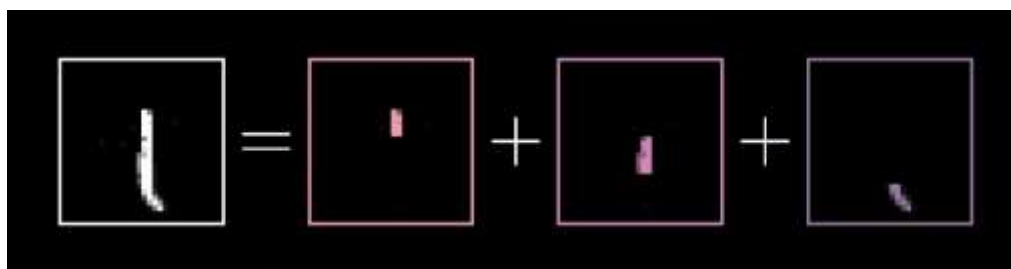
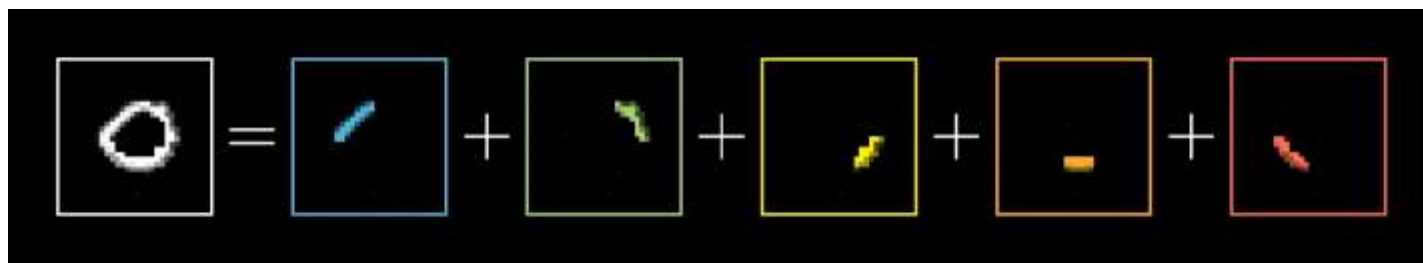
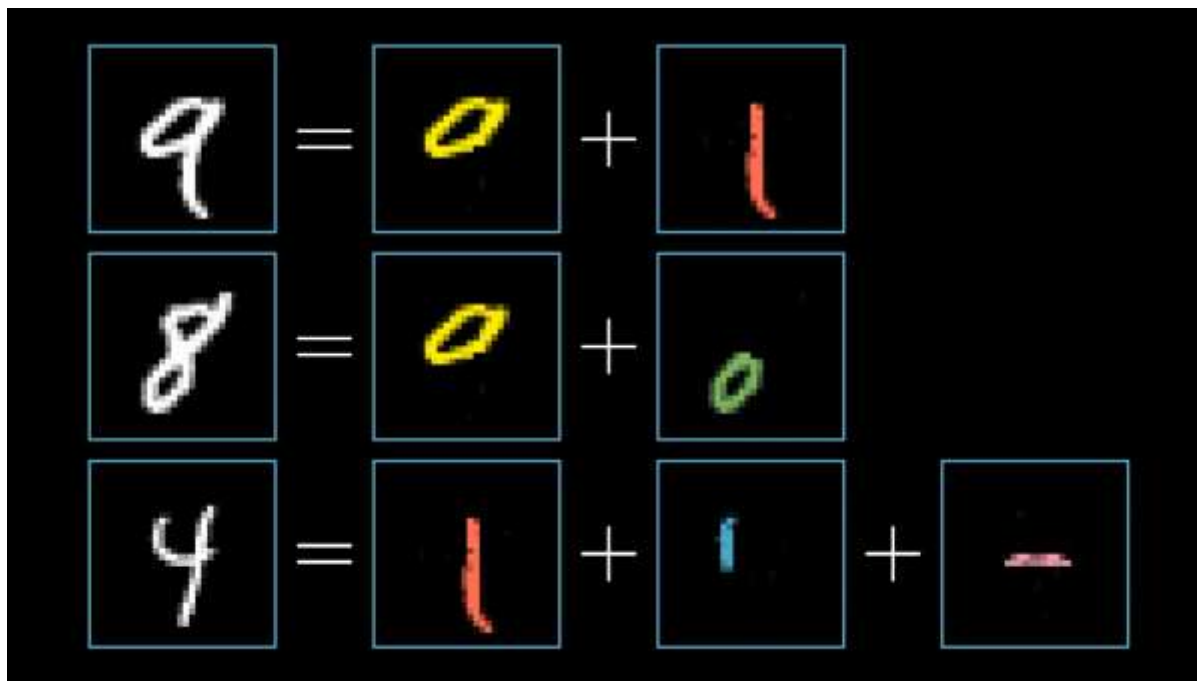
Reconnaitre un chiffre



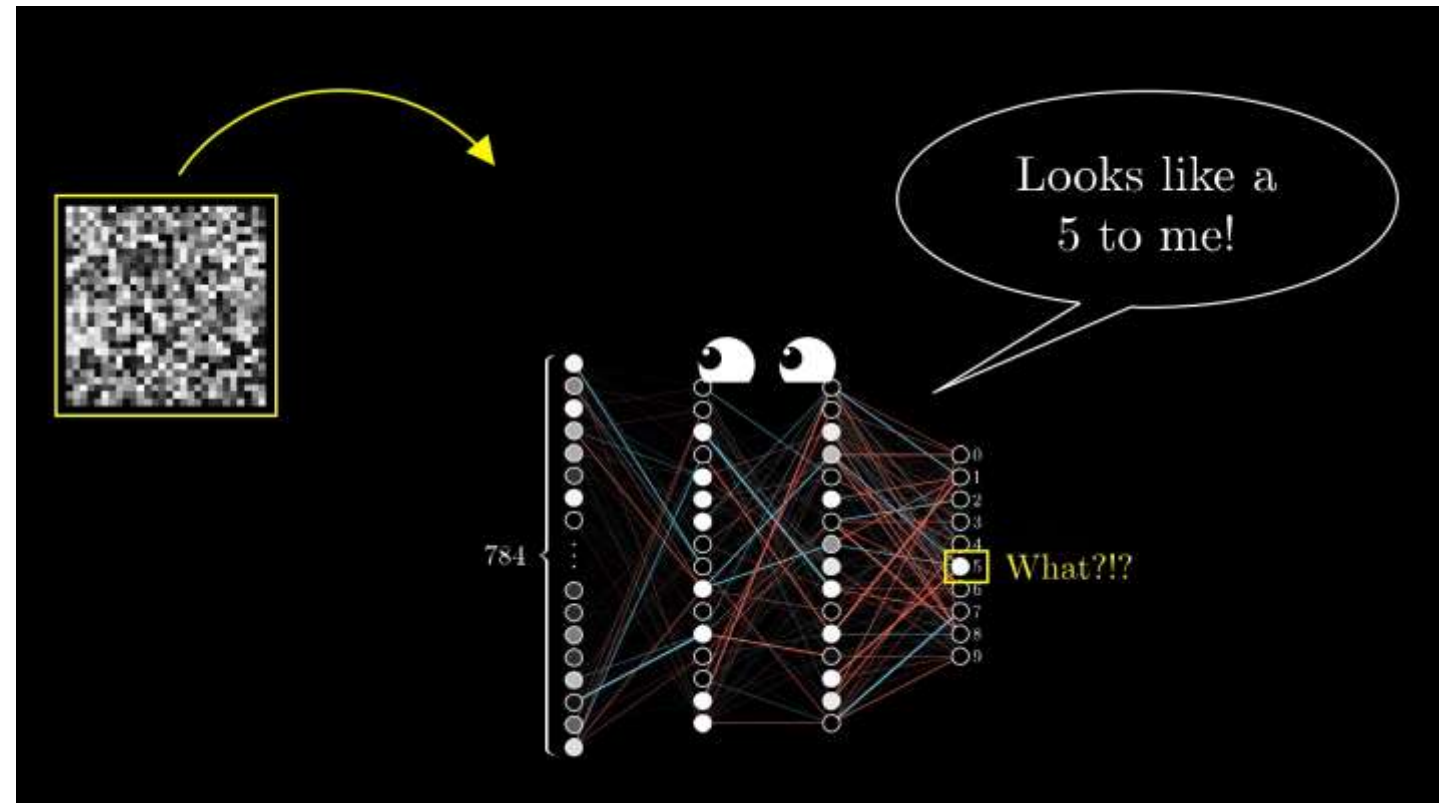
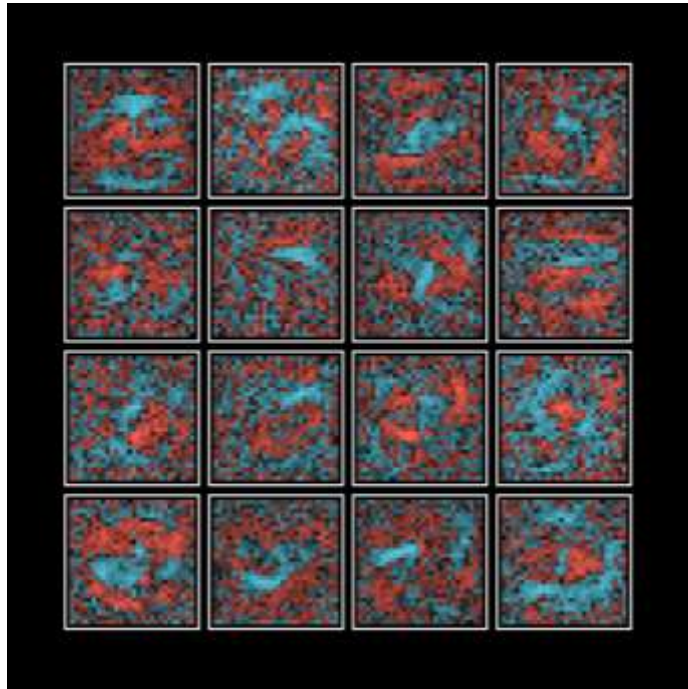
784



- Grille de
28 x 28



Deuxième niveau de neurones dans les faits :



Défis de stabilité

Apprentissage machine



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



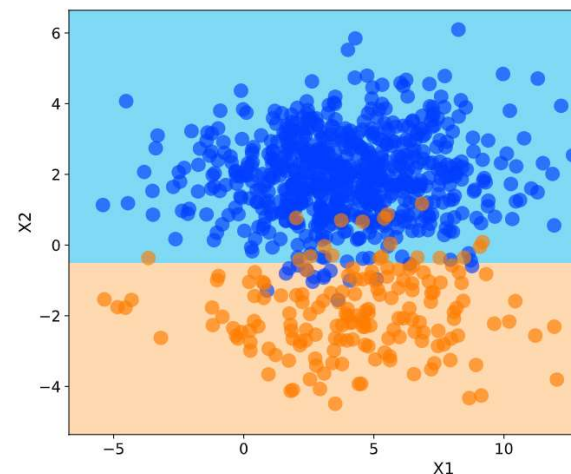


Changement au contexte externe

- Café et cancer du poumon
 - Statut buveur de café et statut tabagique
 - Présence ou pas de cancer du poumon
 - Et si on restreint grandement les possibilités de tabagisme ?
- Exemple maison et prix
 - Superficie et nombre de salles de bain (proxy nombre d'éviers)
 - Nouvelle règle pour doubler les éviers par salle de bain

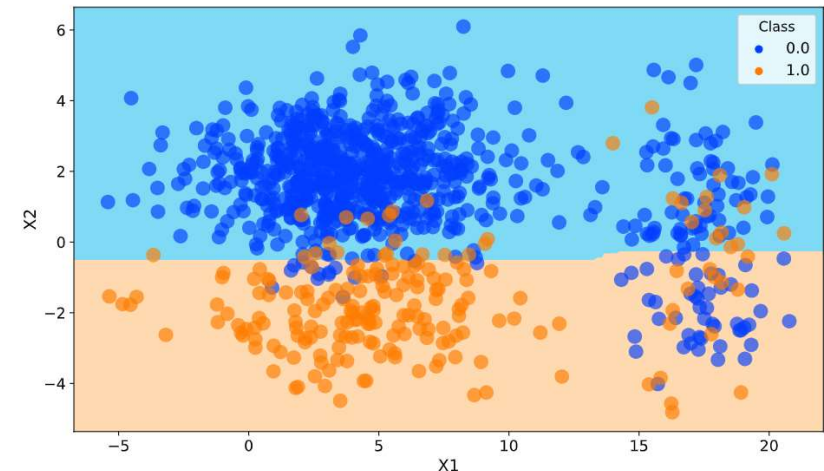
Santé : changement de contexte en clinique

- Visite à l'urgence précovid vs durant le covid
 - Si c'est un proxy de comorbidité... ça change !
 - Mais comment le savoir qu'il faut changer si on ne peut pas interpréter



Santé : changement de contexte en clinique

- Visite à l'urgence précovid vs durant le covid
 - Si c'est un proxy de comorbidité... ça change !
 - Mais comment le savoir qu'il faut changer si on ne peut pas interpréter
- Pompe à insuline
 - Ajout de GLP1... impact ?





Section grande respiration et étirement !



OK... Défis pour l'IA en clinique

Question B4

- Est-ce que vous croyez que les outils basés sur l'IA seront plus utiles comme ...
 - a) Outils prédictifs (p. ex. : prédire le risque de faire un AVC sur 5 ans)
 - b) Outils de recommandation (p. ex. : anticoaguler ou pas)

En théorie

- Les **humains** ont une **variabilité** dans les performances
 - **fatigues** physiques, perte de **focus**, difficulté avec les tâches **répétitives**
- “capable of handling complex interactions in large datasets to predict outcome with greater accuracy, but the models need a greater number of input–output pairs to learn from”

Situation présente

- Plus de **500 outils basés** sur l'IA autorisés par la FDA
- Entre 10 % et 30 % des médecins ont utilisé un outil basé sur l'IA aux États-Unis
 - réaction allant de l'optimisme prudent au manque de confiance total
- Santé Canada
 - modèles d'IA qui pourront se modifier pendant leur utilisation en clinique

Beaucoup d'espoirs...

- It was one of those amazing “we’re living in the future” moments. In October 2013 [...] “MD Anderson is using the IBM Watson cognitive computing system for its mission to eradicate cancer.”
- Well, now that future is past. The partnership between IBM and one of the world’s top cancer research institutions is falling apart. (2017)



Défis liés à la validation et à l'implémentation

ARTICLES | VOLUME 1, ISSUE 6, E271-E297, OCTOBER 01, 2019

A comparison of deep learning performance against health-care professionals in detecting diseases from medical imaging: a systematic review and meta-analysis

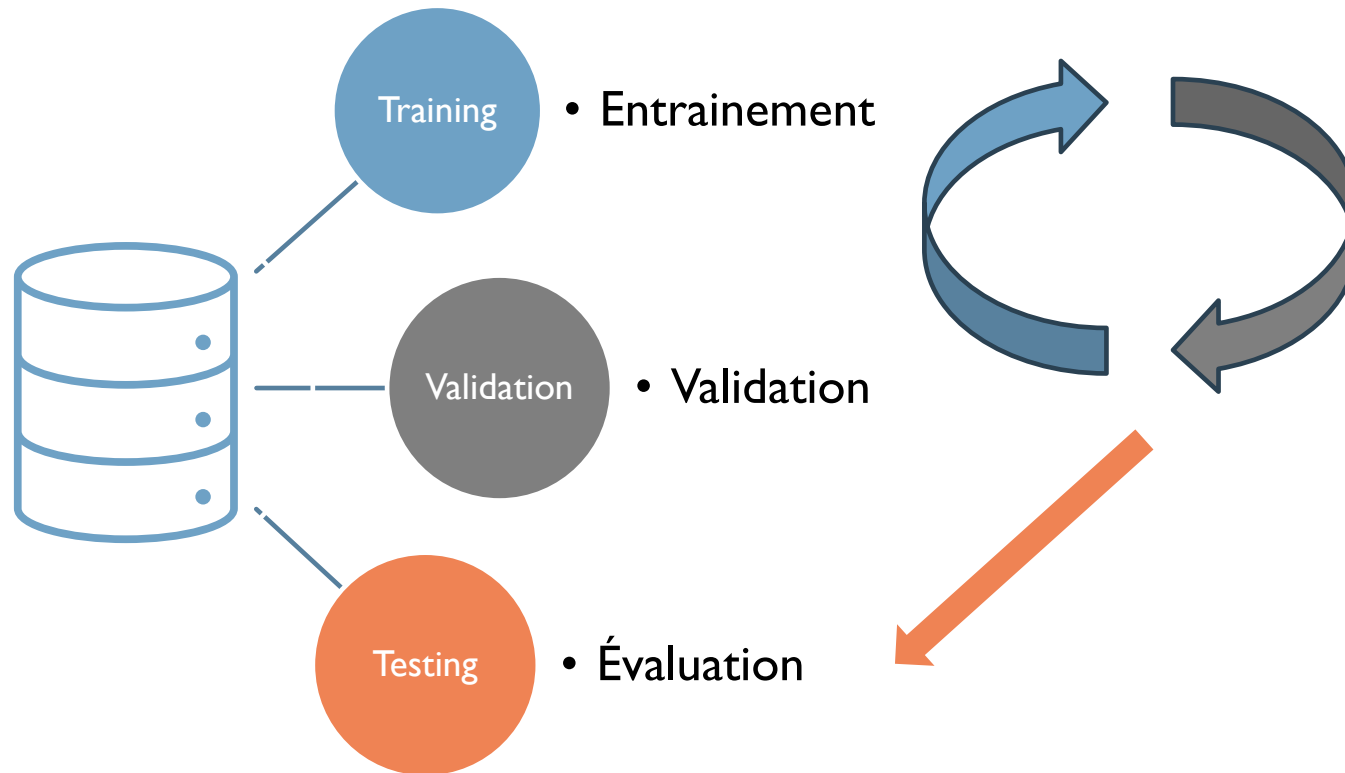
Xiaoxuan Liu, MBChB [†] • Livia Faes, MD [†] • Aditya U Kale, MBChB • Siegfried K Wagner, BMBCh • Dun Jack Fu, PhD • Alice Bruynseels, MBChB • et al. [Show all authors](#) • [Show footnotes](#)

[Open Access](#) • Published: September 25, 2019 • DOI: [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(19\)30123-2](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(19)30123-2)

Our review found the diagnostic **performance** of deep learning models to be **equivalent** to that of **health-care professionals**. However, a **major finding** of the review is that **few** studies presented **externally validated results** or compared the performance of deep learning models and health-care professionals using the **same sample**. Additionally, **poor reporting** is prevalent in deep learning studies, which **limits** reliable **interpretation** of the reported **diagnostic accuracy**.

- Performance souvent équivalente aux professionnels de santé
- Peu souvent validé à l'externe
- Lorsque validé, échantillon souvent différent
- Publication des résultats sous-optimale

Processus





Desiderata pour l'utilisation de l'IA en clinique

Questions que vous pourriez vouloir poser avant de choisir un outil

Question 2

- Étant donné la grande quantité de données utilisées pour entraîner les outils d'IA, quel avantage peuvent-ils procurer par rapport aux outils prédictifs usuels (p. ex. : le score de CHADS2) pour votre pratique ?
 - a) Meilleure précision des prédictions
 - b) Moins de biais
 - c) Meilleure compréhension des mécanismes sous-jacents
 - d) A, B, C
 - e) Aucune de ces réponses

Question 3

- Comment identifier les outils basés sur l'IA qui seront utiles pour ma pratique ?
 - a) Bas score de Brier pour le modèle
 - b) Échantillon d'entraînement du modèle semblable à mes patients
 - c) Score d'aire sous la courbe élevé des patients difficiles à diagnostiquer
 - d) Échantillon de validation comportant au moins le double de la population couverte par mon hôpital

Utile ?

Pour qui et pourquoi ?



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



Dépasser l'aire sous la courbe

- Est-ce que de prédire correctement qu'un patient en soins palliatifs va mourir devrait faire partie de l'évaluation ?

Admitting service†	Points
Medicine	
General medicine	10
Cardiology	8
Gastroenterology/nephrology/neurology	9
Palliative care	28
Hematology/oncology	14
Ante/intra/postpartum	0
Gynecology	7

Research

External validation of the Hospital-patient One-year Mortality Risk (HOMR) model for predicting death within 1 year after hospital admission

Carl van Walraven, Fintay A. McAlister, Jeffrey A. Bakal, Steven Hawken and Jacques Donzé
 CMAJ July 14, 2015; 187 (19): 729-733. DOI: <https://doi.org/10.1503/cmaj.150209>

Research | Open Access | Published: 02 December 2017

The Brier score does not evaluate the clinical utility of diagnostic tests or prediction models

Melissa Assef, Daniel D. Sjöberg & Andrew J. Vickers

Diagnostic and Prognostic Research 1, Article number: 19 (2017) | [Cite this article](#)

11k Accesses | 17 Citations | 3 Altmetric | [Metrics](#)

	RF-AdminDemoDx	RF-AdminDemo	RF-Minimal	mHOMR
Internal validation ^a				
C-statistic (range)	0.90 (0.90-0.91)	0.86 (0.85-0.87)	0.85 (0.84-0.86)	0.86 (0.85-0.86)
Brier score (range)	0.068 (0.065-0.073)	0.079 (0.077-0.083)	0.082 (0.078-0.084)	0.081 (0.078-0.085)
External validation ^{b,c}				
C-statistic (95% CI)	0.89 (0.88-0.89)	0.85 (0.84-0.86)	0.84 (0.83-0.84)	0.84 (0.83-0.85)
Brier score (95% CI)	0.074 (0.072-0.076)	0.084 (0.081-0.086)	0.086 (0.084-0.089)	0.086 (0.083-0.088)
CDSS-eligible validation ^{b,d}				
C-statistic (95% CI)	0.86 (0.85-0.87)	0.81 (0.80-0.82)	0.79 (0.78-0.80)	0.80 (0.79-0.81)
Brier score (95% CI)	0.088 (0.085-0.091)	0.10 (0.097-0.10)	0.10 (0.10-0.11)	0.10 (0.099-0.11)

Expected clinical utility of automatable prediction models for improving palliative and end-of-life care outcomes: Toward routine decision analysis before implementation

Ryeyan Taseen, Jean-François Ethier

Journal of the American Medical Informatics Association, Volume 28, Issue 11, November 2021, Pages 2366-2378, <https://doi.org/10.1093/jamia/ocab140>


Utilité


- **Qui** étaient les patients **inclus** ?
- Le modèle **fonctionnait** pour **quels patients** ?
 - Pas juste une métrique pour le modèle global
- Est-ce que les **patients** chez qui le modèle performait **moins bien** sont **exclus** de l'analyse ?
 - Intention to treat
- Est-ce que, pour les patients chez qui ça fonctionne, le modèle m'aurait aidé ?
- Est-ce que le modèle **identifie** des **patients que j'aurais manqués**
 - Exemple : des patients qui n'ont pas eu de discussions de soins de vie

Wegier P *et al.* mHOMR: a feasibility study of an automated system for identifying inpatients having an elevated risk of 1-year mortality. *BMJ Qual Saf.* 2019 Dec;28(12):971-979.

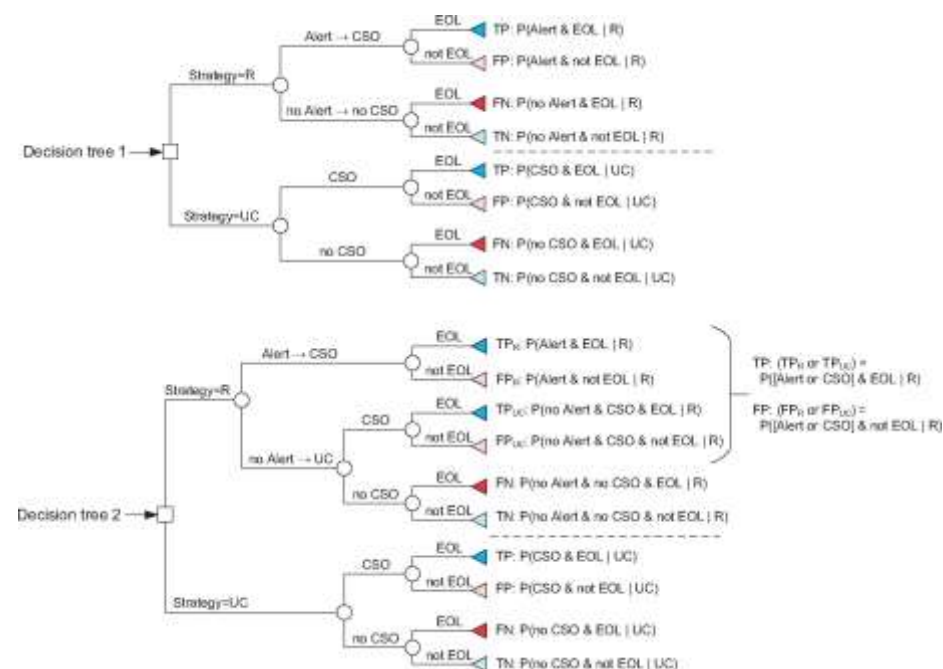
Anticiper l'utilité clinique

- Le **comparateur** devrait être les **soins usuels**.
 - Arbre 2 : même en cas de non-alerte, en soins usuels, des actions peuvent être posées par les cliniciens.

Expected clinical utility of automatable prediction models for improving palliative and end-of-life care outcomes: Toward routine decision analysis before implementation 

Ryeyan Taseen , Jean-François Ethier

Journal of the American Medical Informatics Association, Volume 28, Issue 11, November 2021, Pages 2366–2378, <https://doi.org/10.1093/jamia/ocab140>



Utile ?

Ajustable pour une situation clinique donnée ?



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



Est-ce qu'on peut ajuster le résultat selon la question ?

- Tendence à égaliser la sensibilité et la spécificité en entraînement
 - Peu utile en clinique
 - Possible d'ajuster le modèle selon la question clinique ?
 - Plus sensible ? Plus spécifique ? Meilleure VPP ?
- Est-ce seulement oui ou non ?
 - Possible d'avoir une probabilité ?
- Est-ce que l'incertitude sur la prédiction est disponible ?

Traitement des données manquantes

- Est-ce que le système donne **toujours une réponse** ?
- Est-ce qu'une **valeur** est ajoutée **artificiellement** ?
 - Valeur semblable aux patients semblables qui en avaient ?
 - Valeur normale ?
 - Exemple : albumine et bilirubine aux soins intensifs

Utile ?

Ajustable pour une situation donnée ?

Ajustable pour un patient donné ?



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



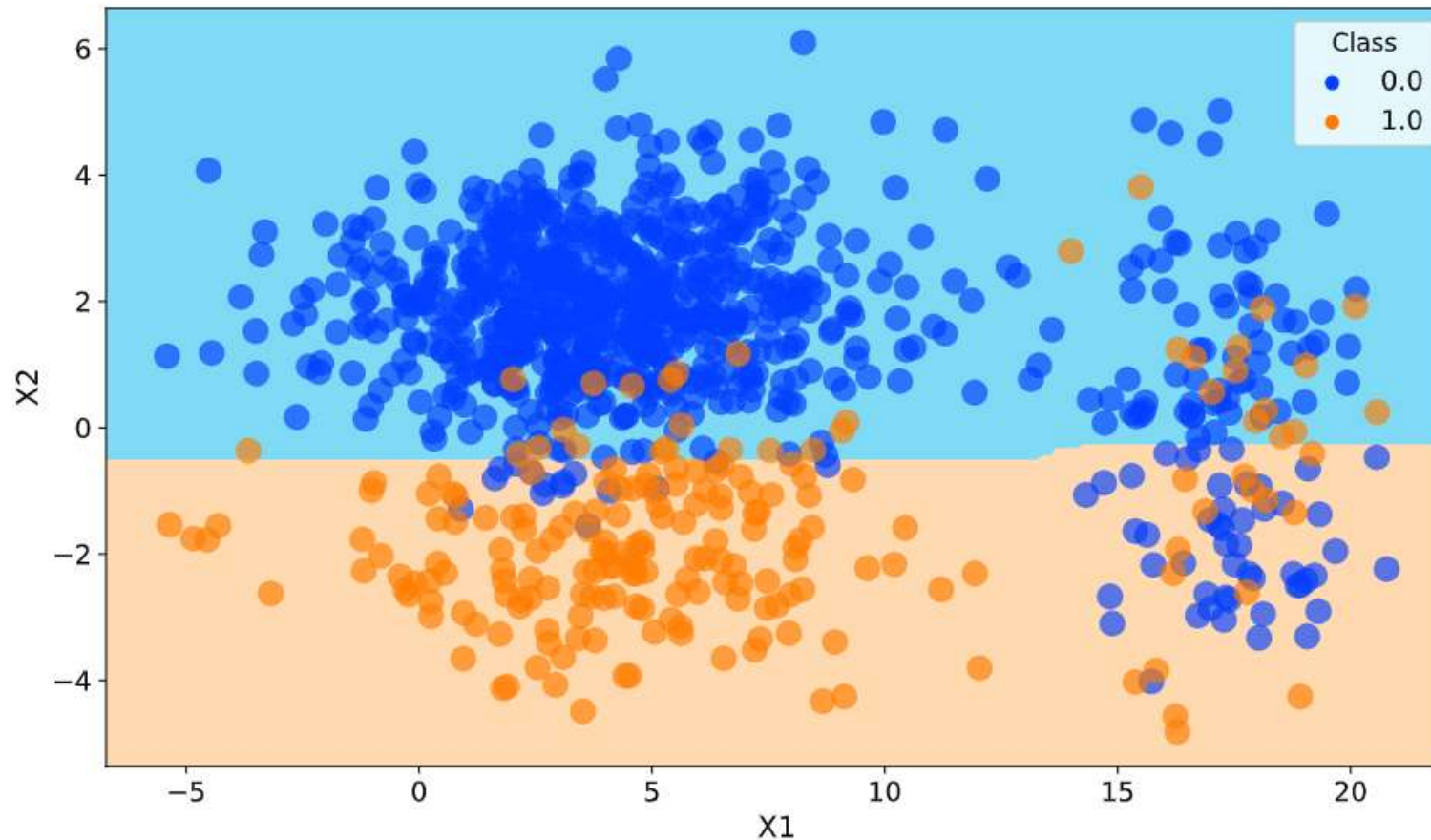
Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



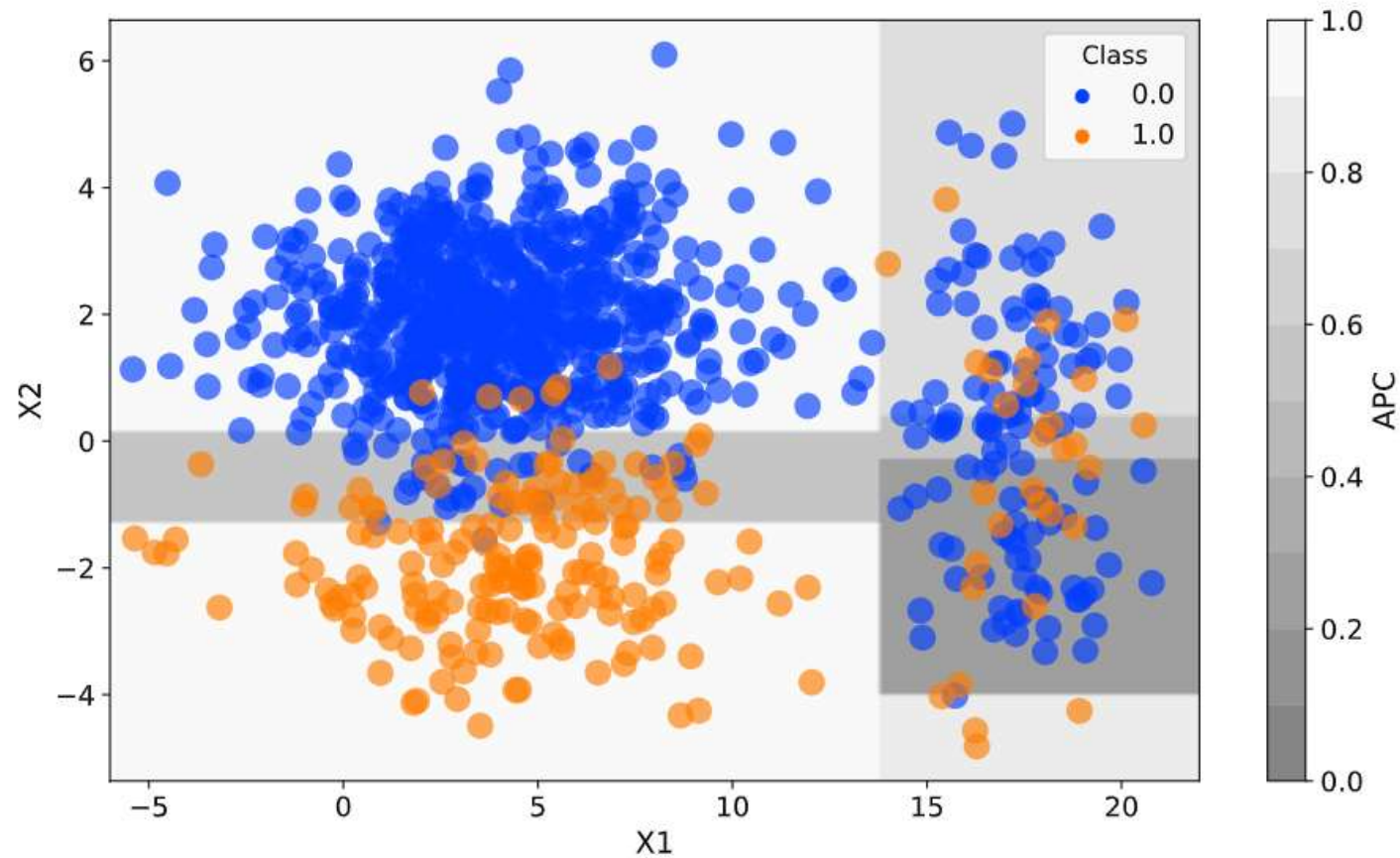
Informations pour chaque prédiction ?

- Pour un **patient donné**, sommes-nous **confiants** du résultat ?
- Pouvons-nous avoir une idée des **intrants** ayant eu un impact ?

Très bon modèle global... utile pour tous ?



Confiance différentielle



Utile ?

Ajustable pour une situation donnée ?

Ajustable pour un patient donné ?

Permet un déploiement sécuritaire ?

Capacité d'évaluation en continu

Une fois déployé, le défi est que l'outil demeure sécuritaire et pertinent



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



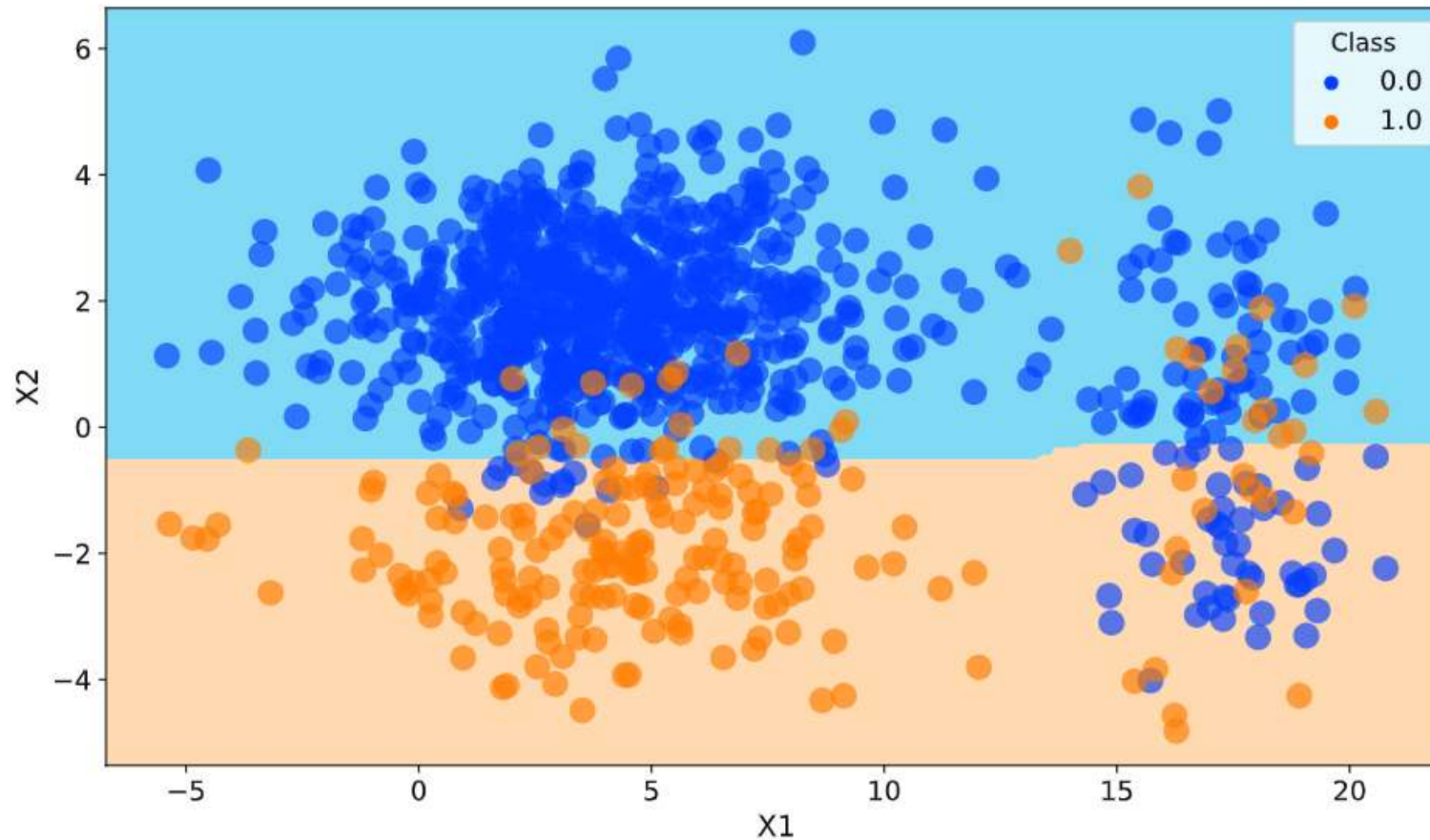
Évaluation en continu

- Au **départ**
- Durant l'**utilisation**
 - Impact de la **contamination** liée à l'utilisation du modèle
 - **Extrapolation**
 - **Changement** du **contexte** de soins

Au départ

- Est-ce que notre **population est similaire** ?
 - Est-ce que nous avons une sous-population qui n'était pas présente dans l'entraînement ?

Au départ



Durant l'utilisation : contamination positive

- Une fois que les **cliniciens** sont **sensibilisés**
 - Exemple : utilité sur les discussions de fin de vie... si tout le monde le fait
- Quand faut-il **penser à retirer un modèle** car le retour sur investissement est trop faible ?

Extrapolation

- Suivre **l'utilisation** clinique **réelle**
- Équivalent d'un médicament utilisé hors indication
- Évaluation à faire
 - Performance, utilité, risques, bénéfices

Communication des changements du modèle



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



Changements au modèle

- Est-ce que vous êtes **notifié** si le modèle est **réentraîné** ?
 - Semblable à une nouvelle machine de scintigraphie avec sensibilité augmentée
- Est-ce que le modèle peut **changer en continu** ?
 - Donc deux résultats différents d'une journée à l'autre pour le même patient
- Qu'est-ce qu'on va vous communiquer ?

Utile ?

Ajustable pour une situation donnée ?

Ajustable pour un patient donné ?

Sécuritaire ?

**Permet un déploiement éthique,
légal et équitable ?**



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada



Contrôle de ce qui sort de votre organisation ?

- Est-ce que vos **données** sont utilisées pour entraîner le modèle qui sera **revendu** ailleurs ?
- Est-ce que les données de **vos patients** sont **dans le modèle** ?
 - Les extrêmes y seront (p. ex. : très riche ou très pauvre) probablement
- Comment gérer le **consentement** ?
 - Modèle peu adapté pour un apprentissage « partiel »

Performance différentielle

- Disons que les cliniciens **experts** ont une sensibilité et une spécificité de 88 % pour une question clinique donnée...
 - Et que, lorsqu'ils **se trompent**, c'est **au hasard**, ça peut tomber sur n'importe qui.
- Est-ce qu'un modèle avec une spécificité de 93 % et une sensibilité de 94 % pour la même question, mais qui se **trompe** presque **toujours** pour un **même groupe** (p. ex. : jeunes, hommes, roux), serait:
 - Mieux ? Pire ? Acceptable ? Désirable ?

Groupes de patients désavantagés ?

- Est-ce que **toutes les variables sont nécessaires** ?
- Comment réagit le système en cas de données manquantes ?
 - Association entre données manquantes et groupes de patients
- Apprendre de l'existant
 - Risque de recréer le passé
 - HTA chez les femmes

Utile ?

Ajustable pour une situation donnée ?

Ajustable pour un patient donné ?

Sécuritaire ?

Éthique et légal ?

Gestion équitable des impacts sur l'organisation des soins ?

Qui gagne et qui perd ?

Coût raisonnable ?

- **Combien** de **variables** sont nécessaires ?
- Est-ce des variables **déjà captées** électroniquement naturellement ?
- Est-ce que les données sont **disponibles** au moment de l'utilisation de l'outil ?
 - Toujours facile de « prévoir » ce qui se passe durant une hospitalisation... une fois que l'hospitalisation est terminée
- Comment est **connecté** l'outil aux **systèmes informatiques** de l'hôpital ?

Organisation des soins

- **Impact coûts et ressources**
- Exemple : Analyse des Rx poumons et recommandation de scan
 - Sensibilité vs spécificité ?
 - Avalanche de scans ?
 - Retards pour d'autres indication ?
- **Documentation**
 - Qu'est-ce qui est stocké : résultats ? Intrants ? Version ?
 - Et si le modèle change toujours, comment faire un audit ?

Gagnants et perdants

- **Qui va gérer** les conséquences ?
 - Exemple : Fin de vie - tout le monde va se mettre à consulter les soins palliatifs ?
- Est-ce que les **gains** cliniques sont **pour ceux impactés** au niveau des ressources ?
 - Exemple : héparine faible poids moléculaire

Numérique en santé : pourquoi et comment ?

1. Tâches et défis pour l'IA

- IA vs statistiques
- Tâches de l'IA
- Défis de l'IA

2. Les IA

- Apprentissage machine
- Apprentissage profond
- Réseau de neurones
- Modèles fondationnels

3. IA en cliniques : état des lieux

4. Outils numériques en clinique : *desiderata*

- Utilité
- Confiance et évaluation
- Ressources

Références additionnelles

- Smith, Barry (2023). ChatGPT: Not Intelligent. Ai: From Robotics to Philosophy the Intelligent Robots of the Future – or Human Evolutionary Development Based on Ai Foundations.
 - Systèmes complexes : narrow AI vs general AI
 - <https://philpapers.org/archive/SMICNI.pdf>
- Gradient descent, how neural networks learn
 - 3blue1brown : <https://www.3blue1brown.com/lessons/gradient-descent>

École d'été interdisciplinaire en numérique de la santé

<https://eins.griis.ca/>



jf.ethier@usherbrooke.ca



GRIIS

UDS

Université de
Sherbrooke



Réseau de recherche sur les données de santé du Canada
Health Data Research Network Canada

