

# L'intelligence artificielle appliquée aux soins et services de santé

Alexandre Cadrin-Chênevert, MD, B.Ing, FRCPC  
Conférence-Midi du 6 juin 2024



Du 3 au 7 juin 2024

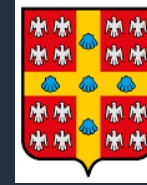
Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec



UNIVERSITÉ  
LAVAL

# Divulgation - conflits d'intérêts

- Commercial : Aucun conflit d'intérêt financier en lien avec la présentation
- Académique: Éditeur Associé journal Radiology: Artificial Intelligence (RSNA)
- Associatif : Membre du comité directeur en intelligence artificielle de l'Association Canadienne des Radiologistes (CAR)

# Révolution ou évolution ?



“L’intelligence artificielle est la nouvelle électricité.

Comme l’électricité a transformé la majorité des industries il y a 100 ans, l’intelligence artificielle va transformer presque tous les secteurs dans les prochaines années.”

Andrew Ng, professeur  
Université de Stanford

McKinsey  
& Company

”Nous estimons qu’entre 400 et 800 millions de personnes pourraient être déplacés par l’automatisation et devoir se trouver un nouveau travail d’ici 2030 à travers le monde”

Mckinsey Global Institute



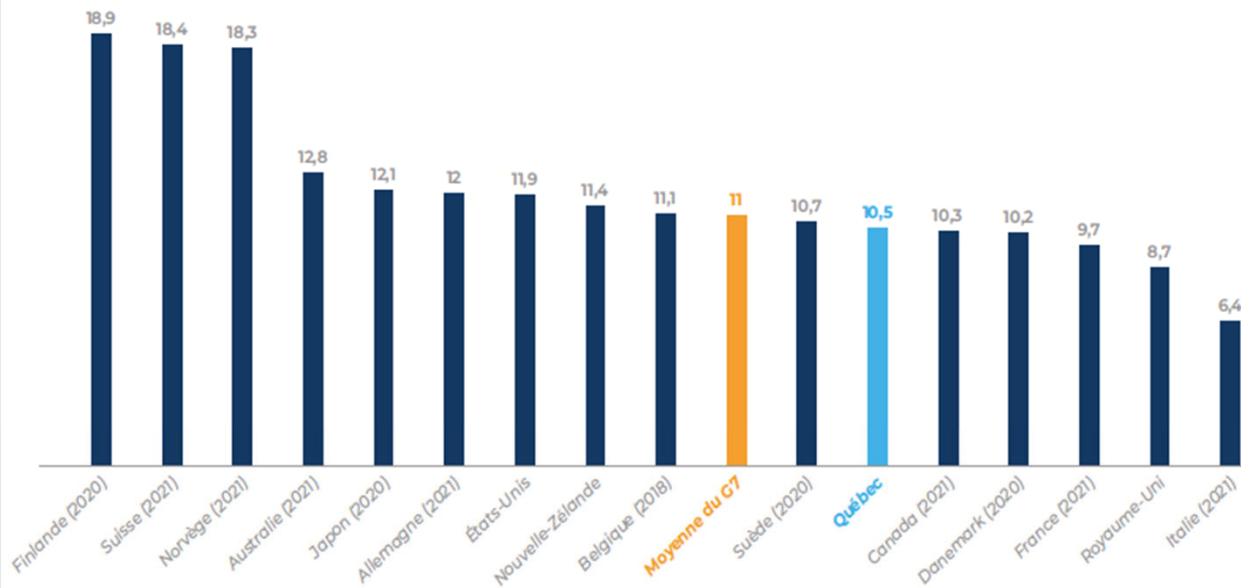
”On devrait arrêter de former des radiologistes. Il est clair que d’ici 5 ans, l’intelligence artificielle va être meilleure que les radiologistes. “

24 novembre 2016

Geoffrey Hinton, professeur  
Université de Toronto

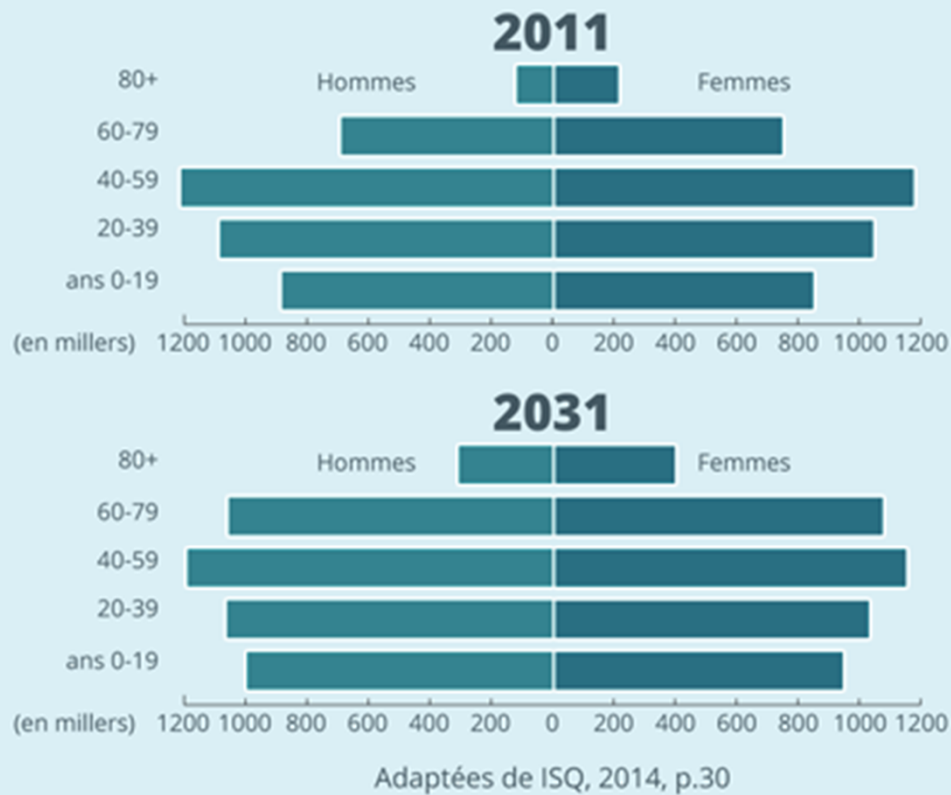
# Systeme de sante : penurie de main d'oeuvre

Nombre de professionnels des soins infirmiers qui offrent des soins directs par 1000 habitants (2022 ou l'annee disponible la plus recente)



Sources : OCDE, Donnees, Sante, Infirmiers, OCDE, consultee le 26 septembre 2023; OCDE, Donnees, Population, OCDE, consultee le 26 septembre 2023; ICIS, Le personnel infirmier au Canada, 2022 - tableaux de donnees, Tableau 4 : Effectif, 2023.

# Démographie: vieillissement de la population



65 ans et plus



1 personne sur 6 en 2011

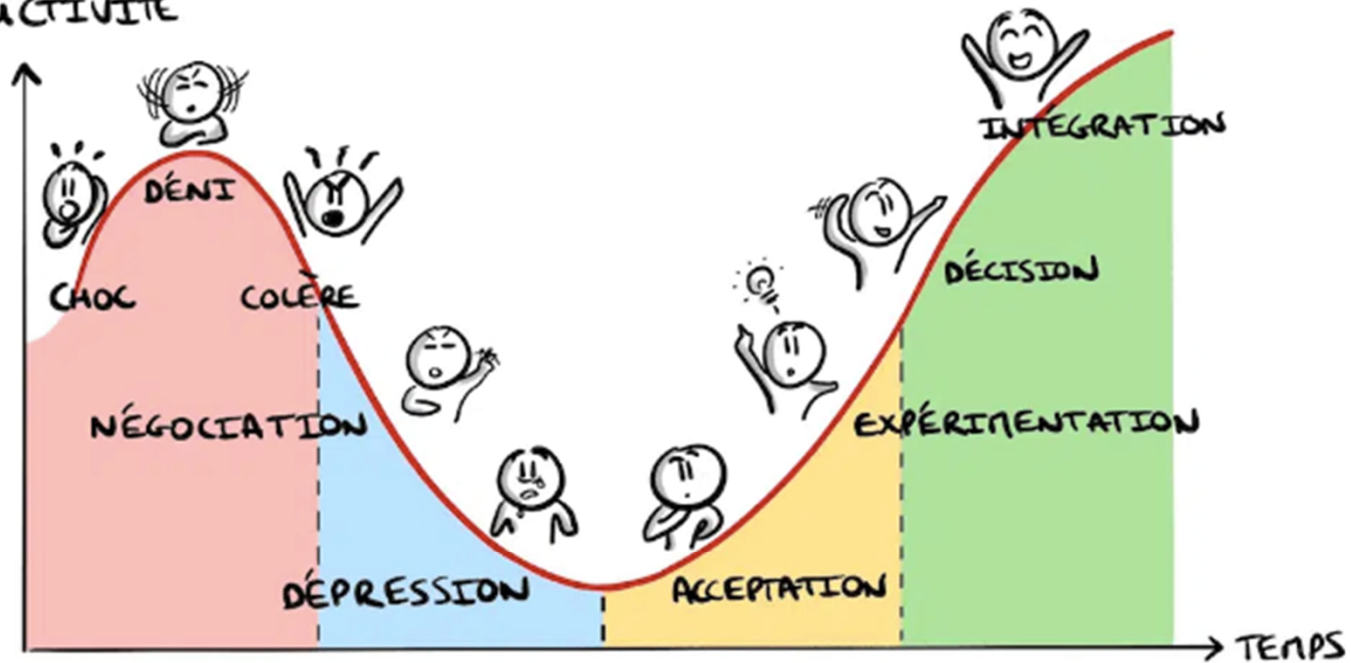


1 personne sur 4 en 2031

Source: Ministère de la Famille, « Les personnes âgées de 65 ans ou plus : données populationnelles », <https://www.mfa.gouv.qc.ca/fr/aines/chiffres-aines/Pages/personnes-agees-65-plus-donnees.aspx>, consulté le 11 octobre 2016.

# ÉTAPES DU CHANGEMENT (KÜBLER ROSS)

MORAL  
&  
PRODUCTIVITÉ



@BLOCLUS

Du 3 au 7 juin 2024

Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec



UNIVERSITÉ  
LAVAL

# Plan de la présentation

- Définitions et concepts généraux en intelligence artificielle
- Limitations : Biais et Généralisation
- Champs d'application:
  - Vision
  - Langage
- Enjeux éthiques et régulation

Du 3 au 7 juin 2024

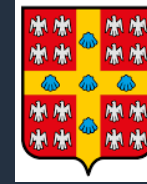
Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec



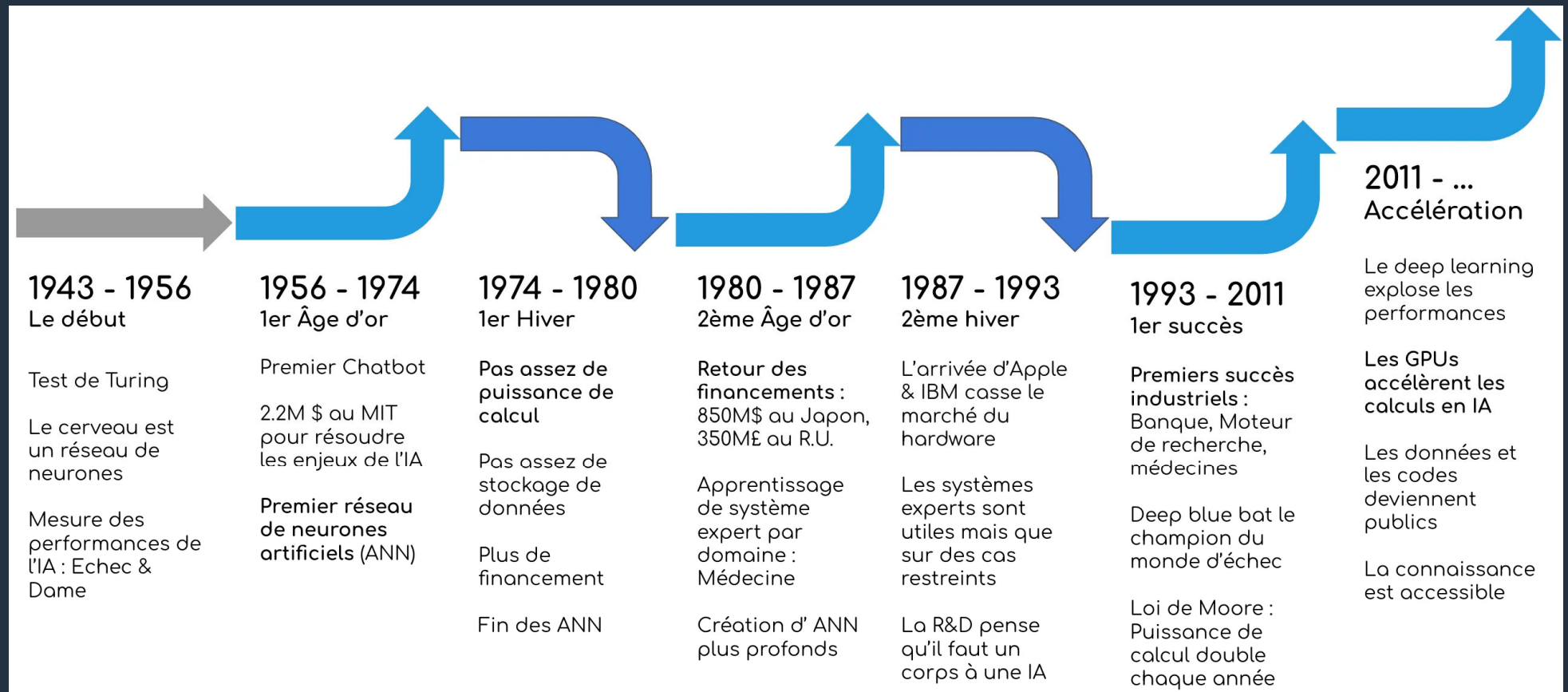
UNIVERSITÉ  
LAVAL

# INTELLIGENCE ARTIFICIELLE - DÉFINITION

- **L'intelligence artificielle (IA)** est un « ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine »



# Perspective historique - intelligence artificielle



**Intelligence artificielle**

**Apprentissage machine**

**Apprentissage par représentation**

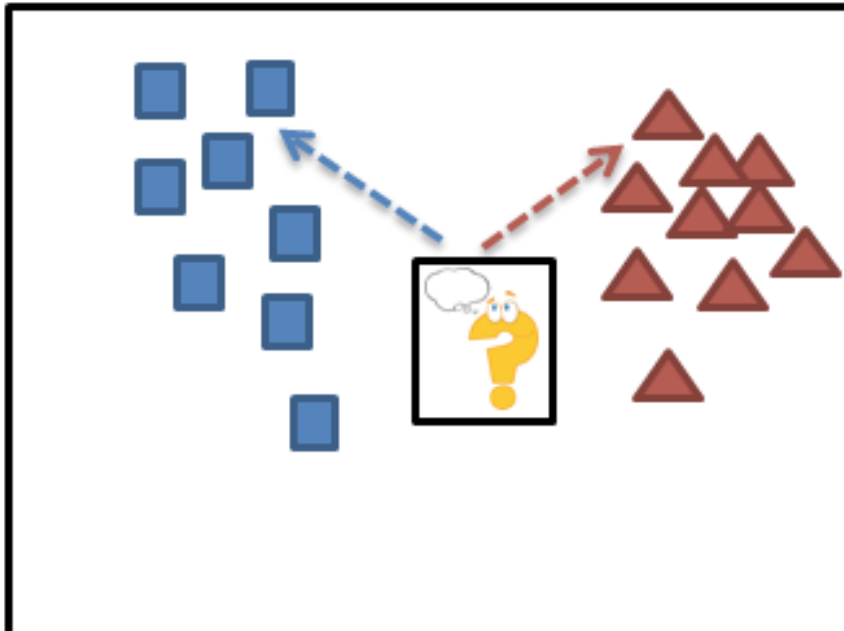
**Apprentissage profond**

Adapté de Deep Learning, Goodfellow et al.

# Apprentissage machine

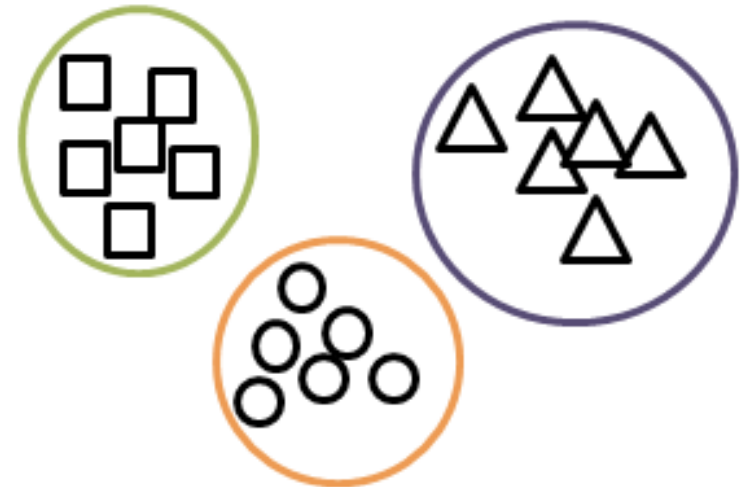


# Apprentissage supervisé vs non-supervisé



**Apprentissage supervisé**

Orienté par une tâche

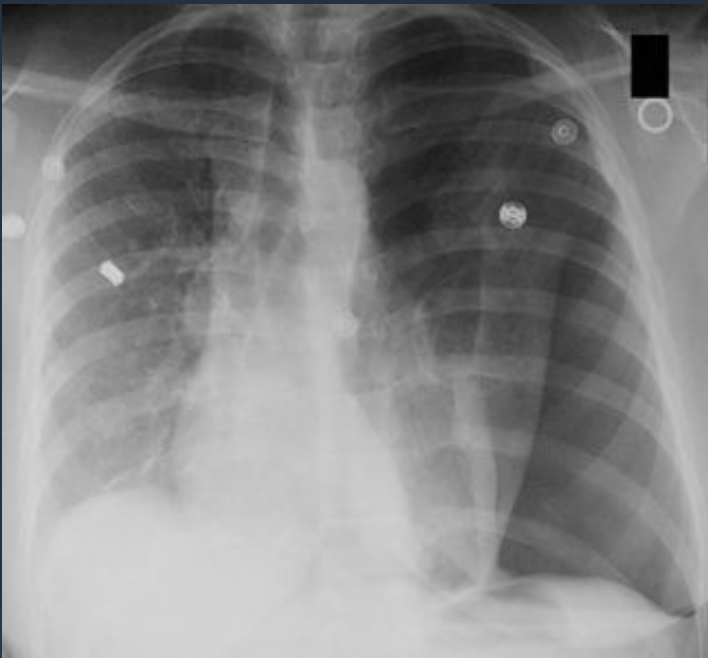


**Apprentissage non-supervisé**

Orienté par les données

# Tâches en radiologie: Vision et Langage

Image



Vision

Rapport

Renseignements : détresse respiratoire

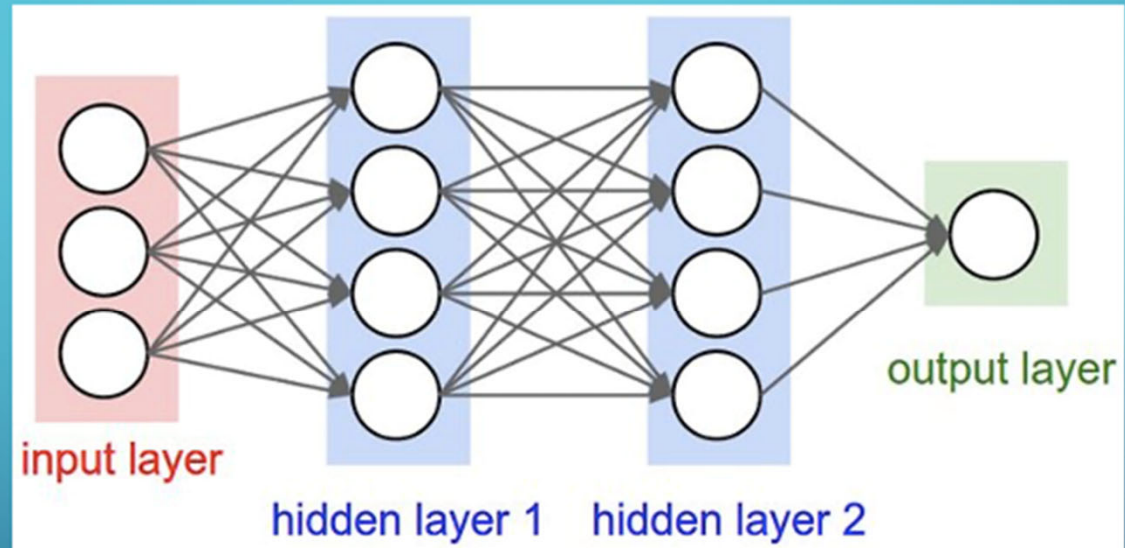
Constatations : Important pneumothorax gauche avec déplacement significatif du coeur et de la trachée vers la droite. Pas d'emphysème sous-cutané.

Impression : Pneumothorax gauche sous-tension. Médecin traitant avisé pour prise en charge immédiate.

Langage

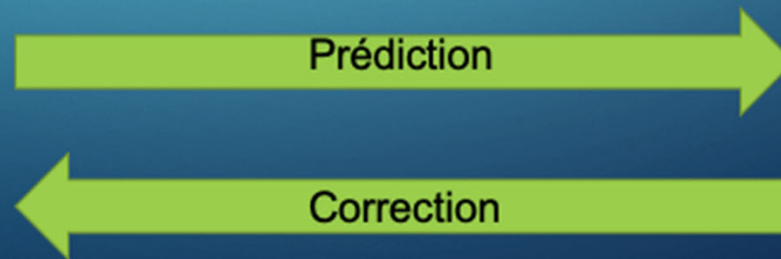
# Réseau de neurone

X



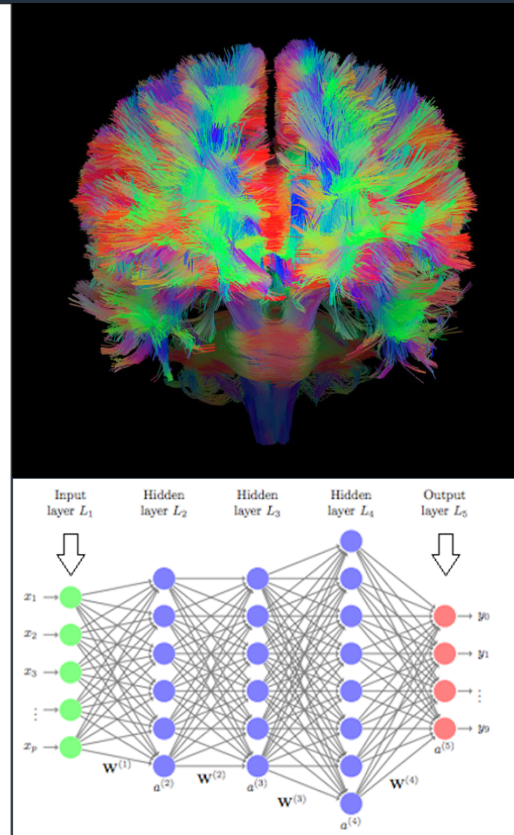
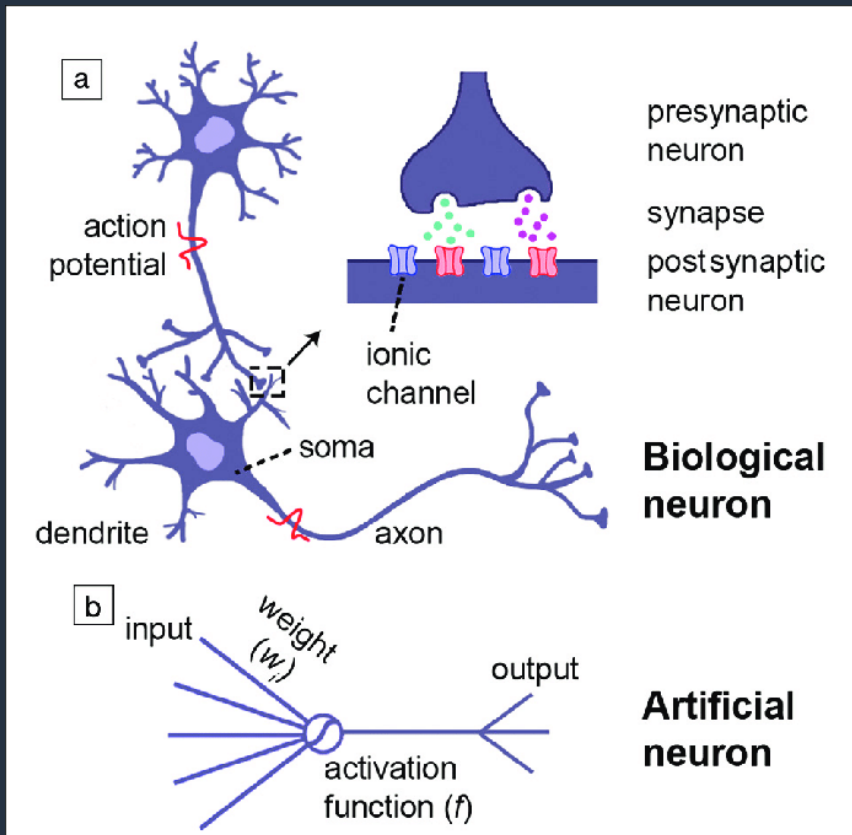
Y

Apprentissage



Erreur ?

# Comparaison biologique et artificielle



1000 trillions de synapses

2 trillions de paramètres

# A mostly complete chart of Neural Networks

©2016 Fjodor van Veen - asimovinstitute.org

-  Backfed Input Cell
-  Input Cell
-  Noisy Input Cell
-  Hidden Cell
-  Probablistic Hidden Cell
-  Spiking Hidden Cell
-  Output Cell
-  Match Input Output Cell
-  Recurrent Cell
-  Memory Cell
-  Different Memory Cell
-  Kernel
-  Convolution or Pool

Perceptron (P)



Feed Forward (FF)



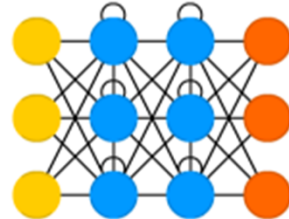
Radial Basis Network (RBF)



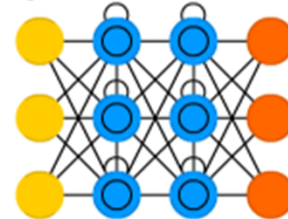
Deep Feed Forward (DFF)



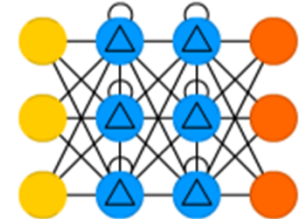
Recurrent Neural Network (RNN)



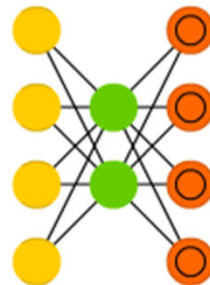
Long / Short Term Memory (LSTM)



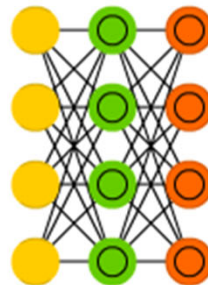
Gated Recurrent Unit (GRU)



Auto Encoder (AE)



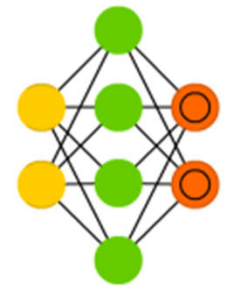
Variational AE (VAE)



Denosing AE (DAE)

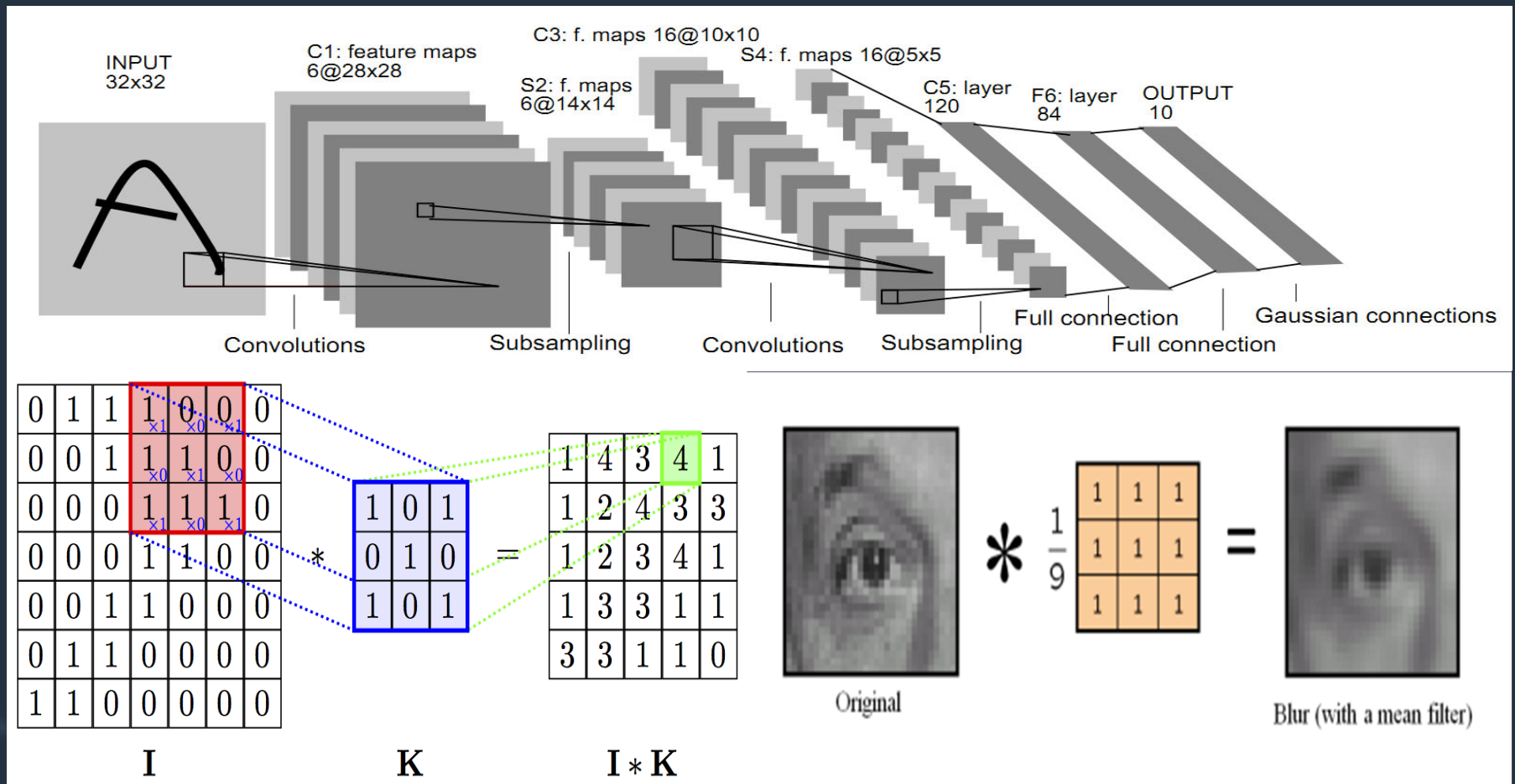


Sparse AE (SAE)

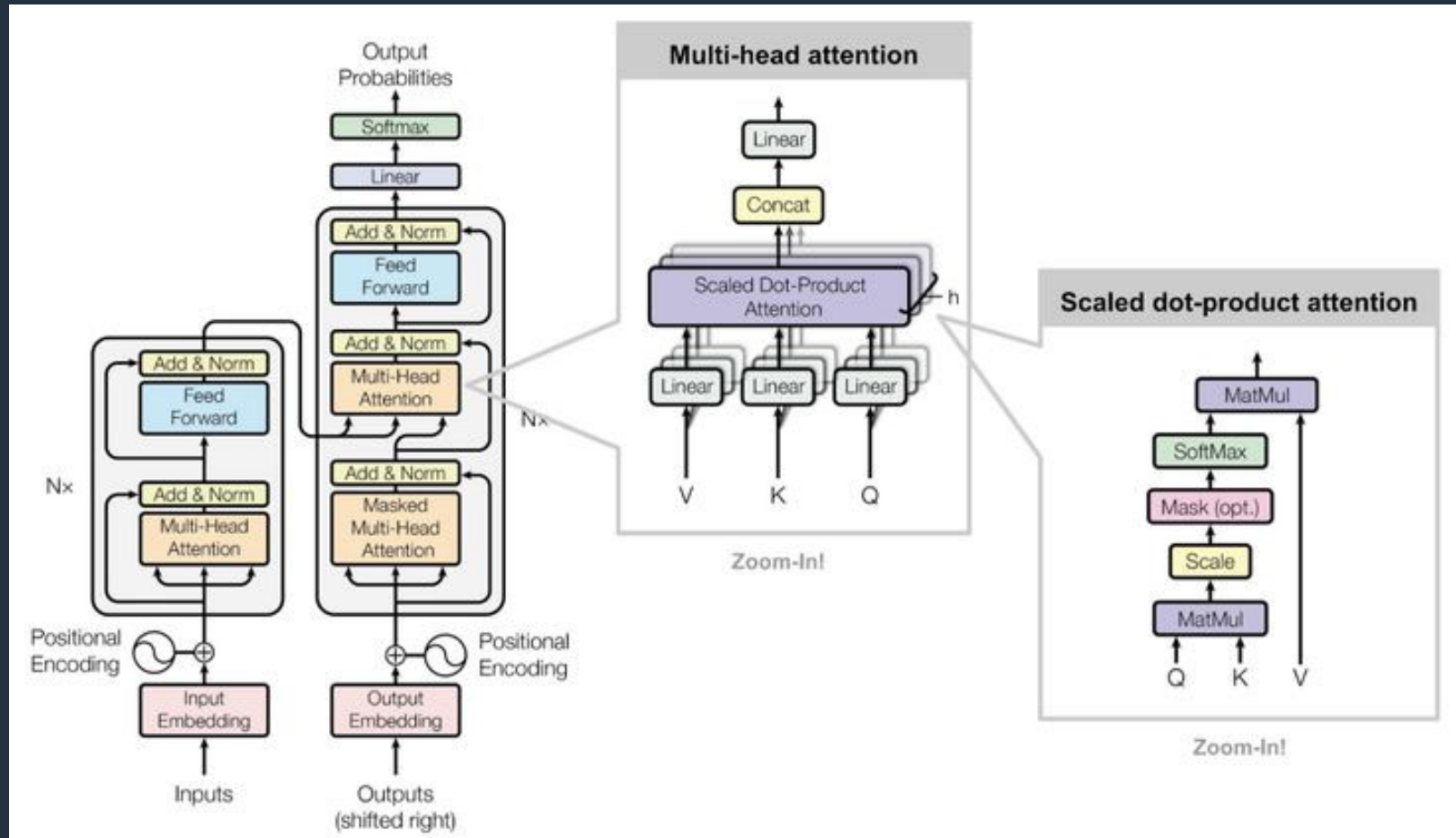




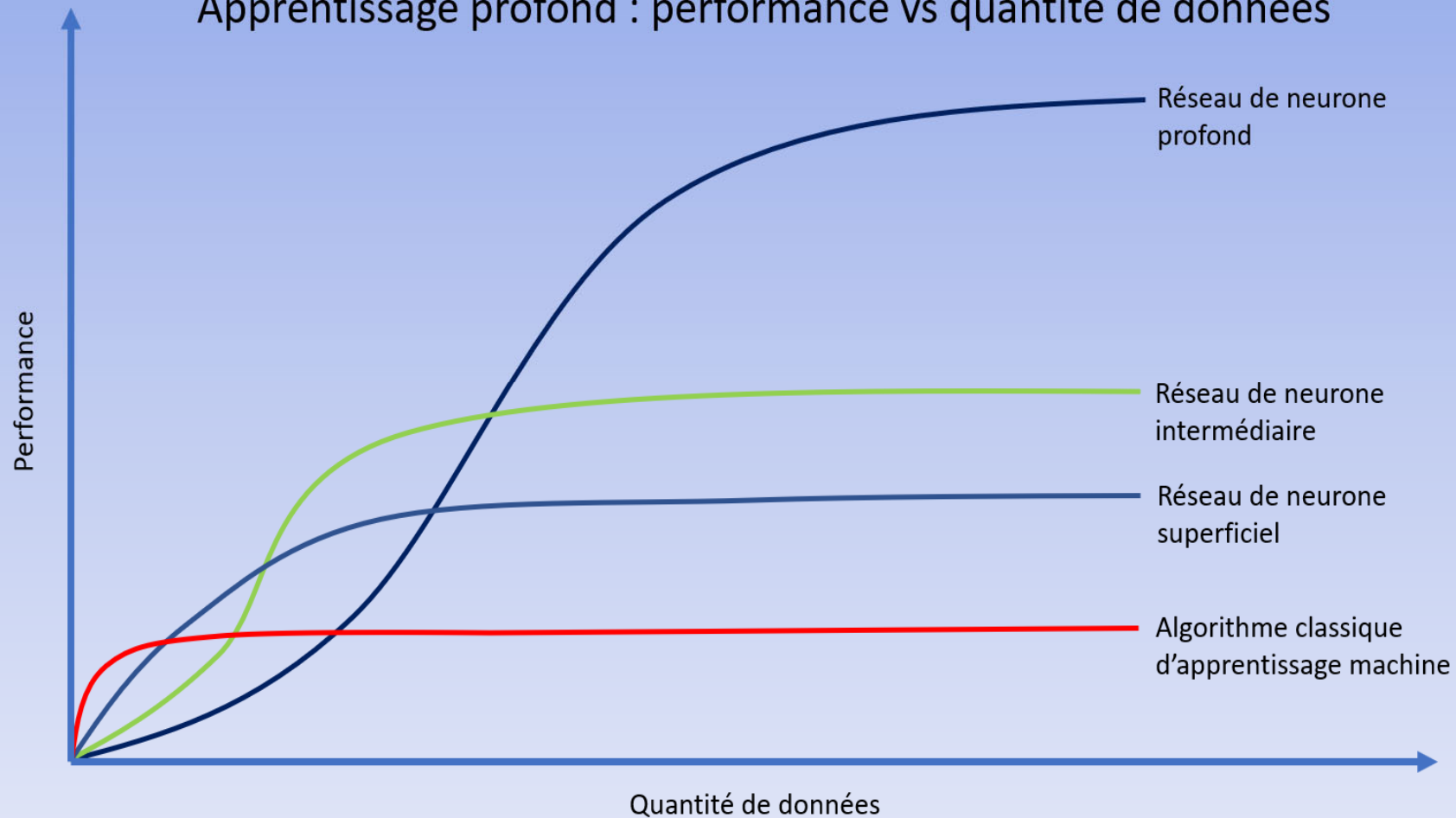
# Réseau de convolution - Vision



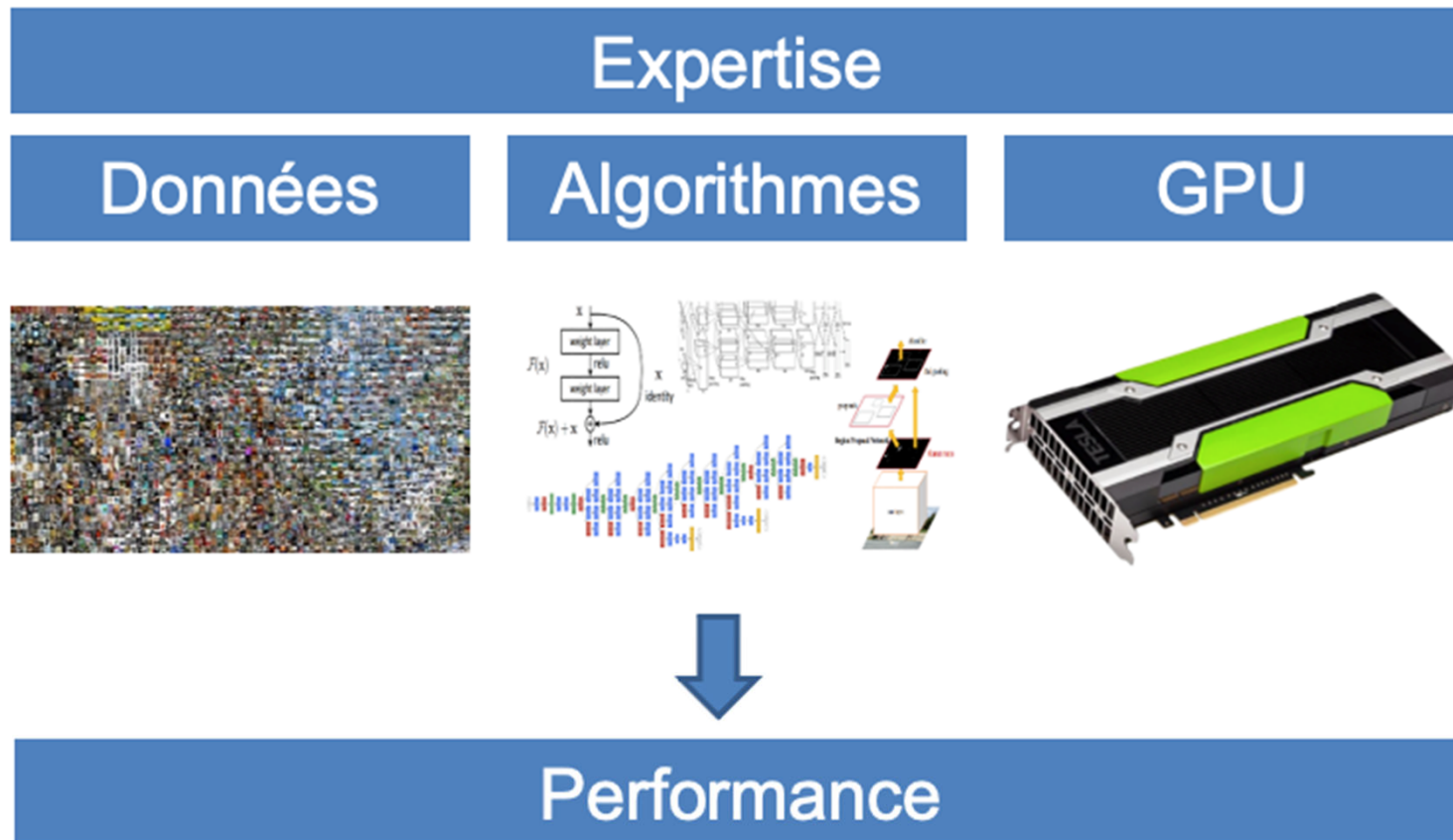
# Transformers - Langage



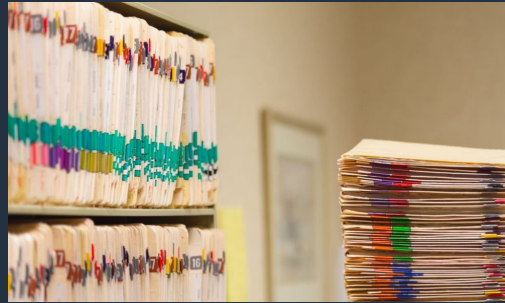
## Apprentissage profond : performance vs quantité de données



# Développement de l'apprentissage profond



# Types de données dans le domaine de la santé



Clinique



Laboratoire



Imagerie



Génétique

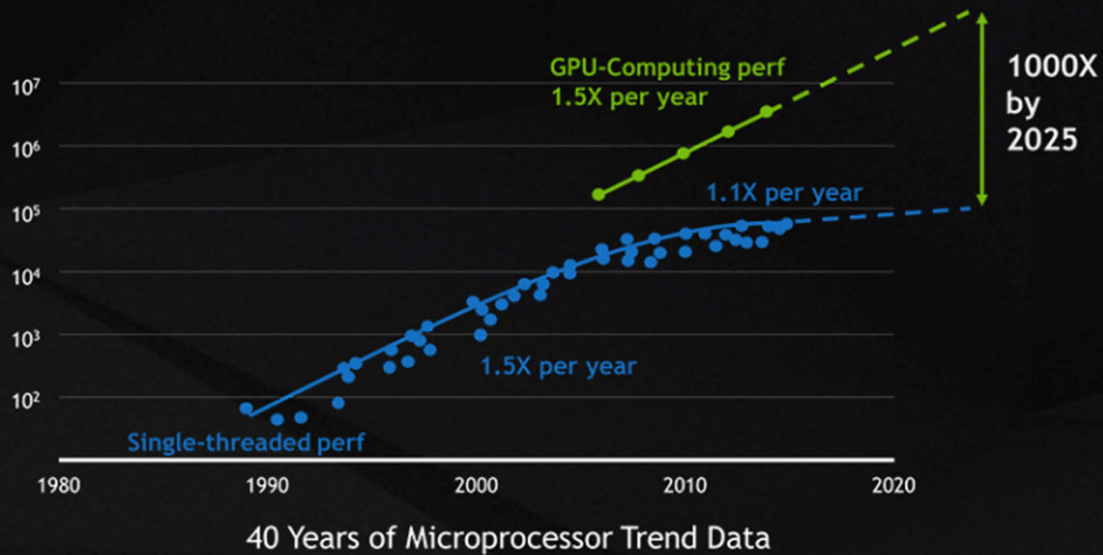


Pathologie



Pharmaceutique

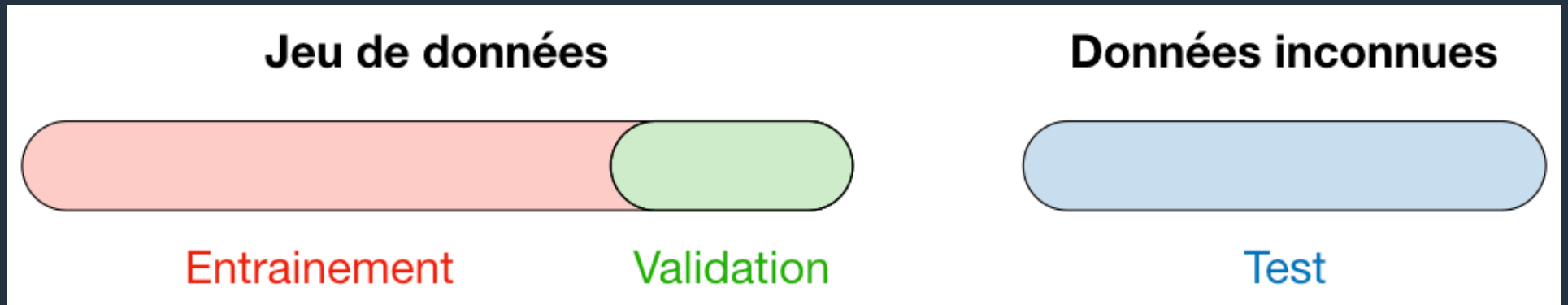
# Évolution de la capacité de calcul



Avènement des cartes graphiques

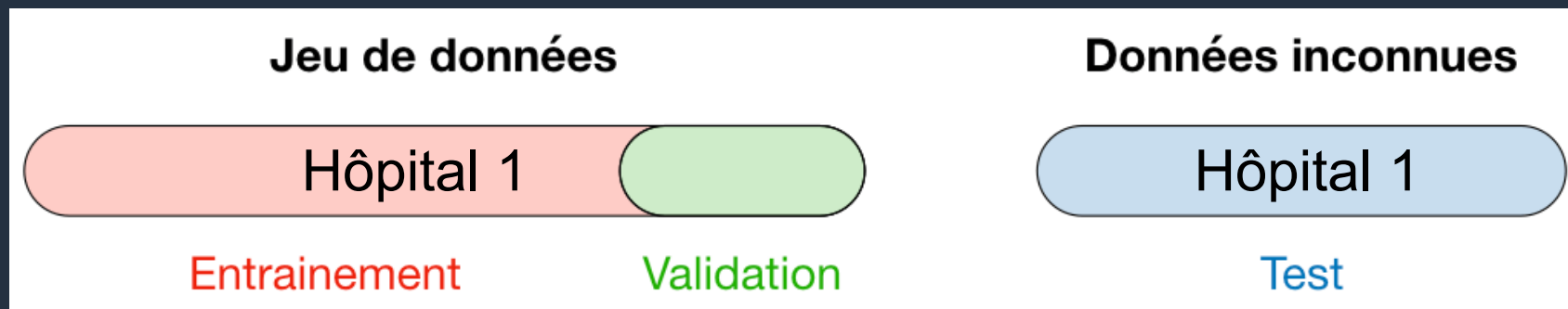
Progression des centres de données

# Limitations : Généralisation

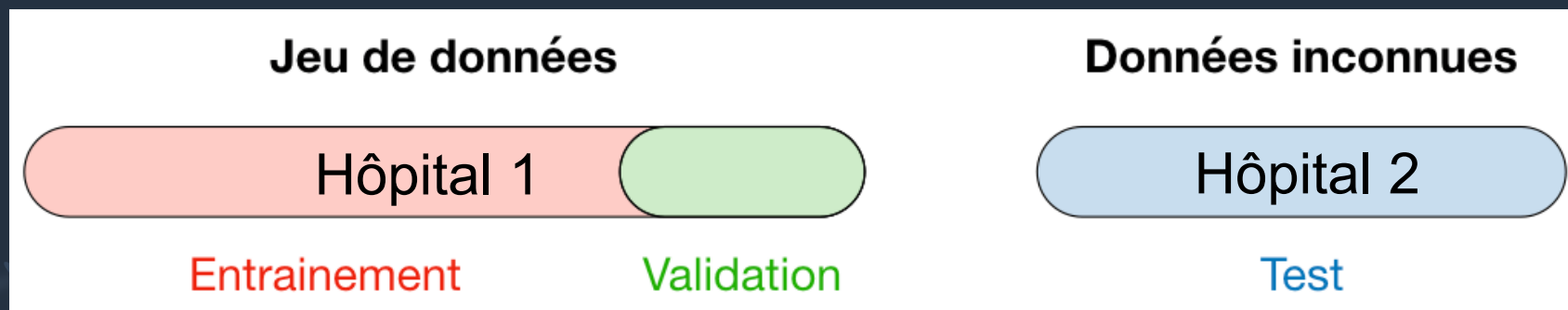


Généralisation de la performance

# Validation interne vs externe



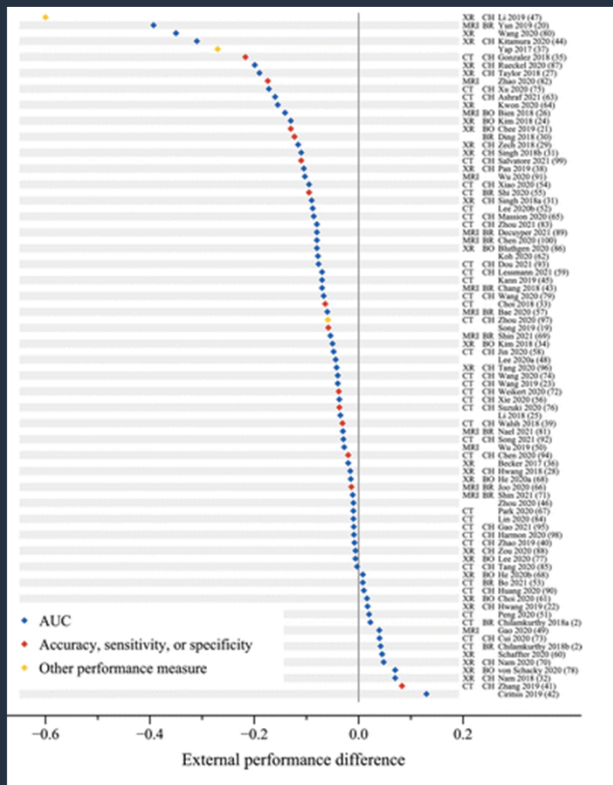
Validation interne



Validation externe



# Revue systématique - validation externe



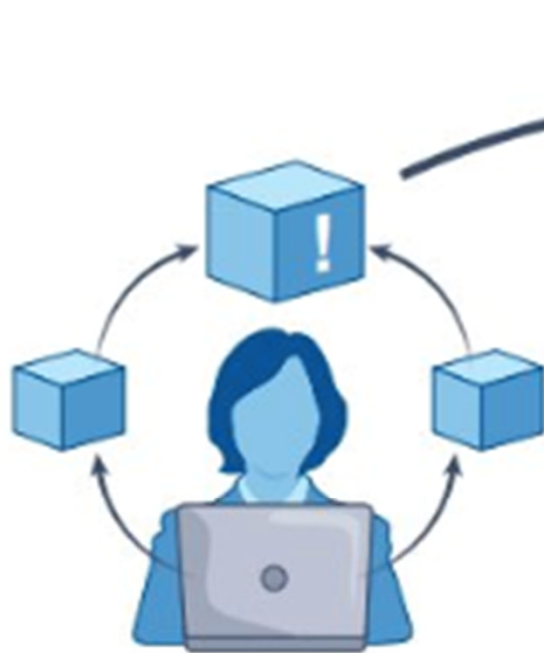
**Table 4: Algorithm Performance in External Dataset Relative to Development Dataset**

External Performance vs Internal	No. of Studies ( $n = 86$ )
Substantial decrease	21 (24.4)
Modest decrease	21 (24.4)
Little change	40 (46.5)
Modest increase	3 (3.5)
Substantial increase	1 (1.1)
<b>Total</b>	<b>86 (100)</b>

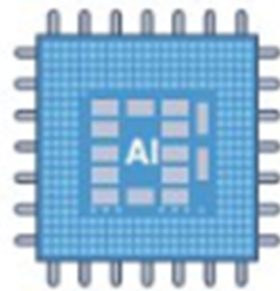
Note.—Data in parentheses are percentages.

Yu AC, Mohajer B, Eng J. External validation of deep learning algorithms for radiologic diagnosis: a systematic review. Radiology: Artificial Intelligence. 2022 May 4;4(3):e210064.

# Limitations : biais dans les données



Biais dans les données



Exemples de biais:

- Âge
- Sexe
- Race
- Taille, poids



Disparité résultats

Du 3 au 7 juin 2024

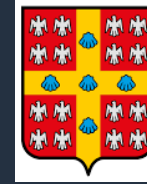
Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec

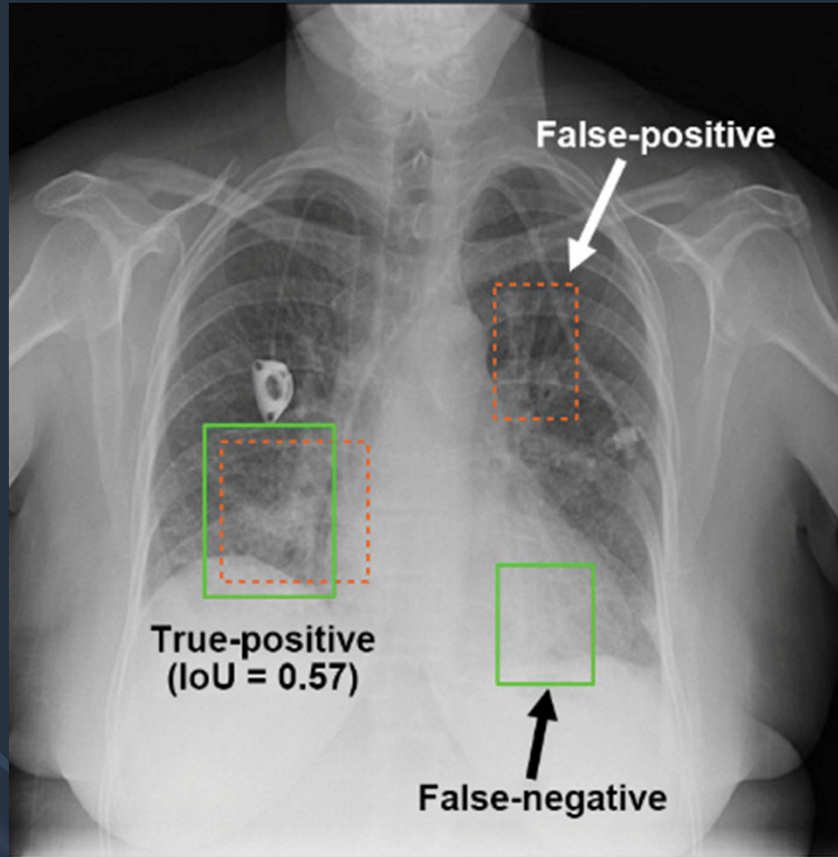


UNIVERSITÉ  
LAVAL

# Applications pratiques en santé

- Vision
- Langage

# Détection de pneumonies sur radiographies pulmonaires



Compétition internationale 2018 RSNA :

- Entraînement: 25500 images annotées
- Test : 4500 images annotées

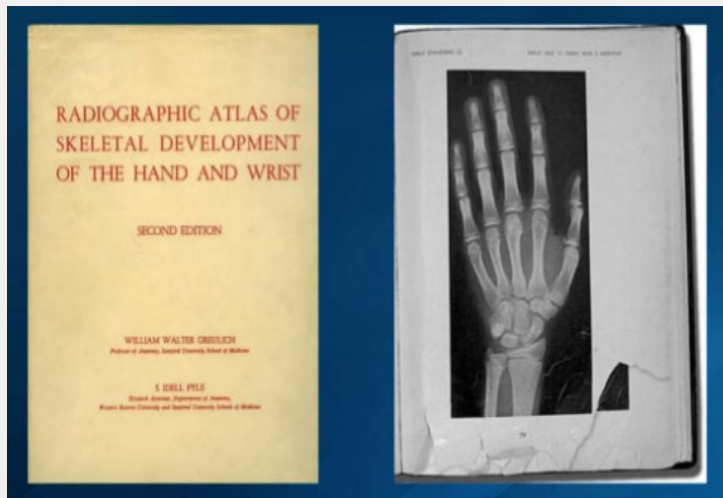
Résultats :

- 1ère position sur 1502 équipes
- Aire sous la source ROC : 0.894

# Âge osseux

## Radiologiste

Greulich-Pyle atlas (2<sup>nd</sup> edition, 1959)



## Automatisé

E.g. CE approved BoneXpert



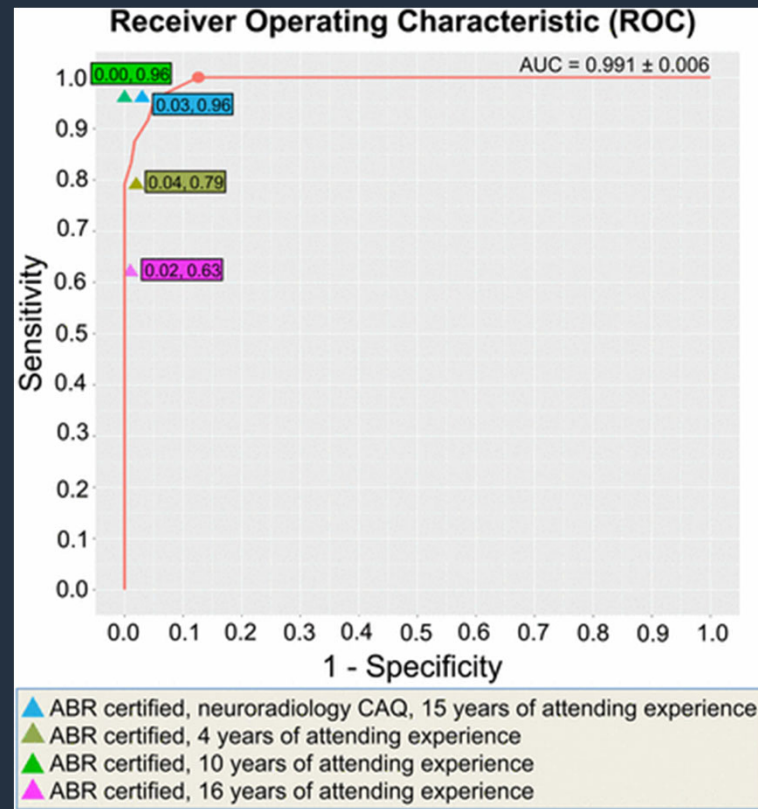
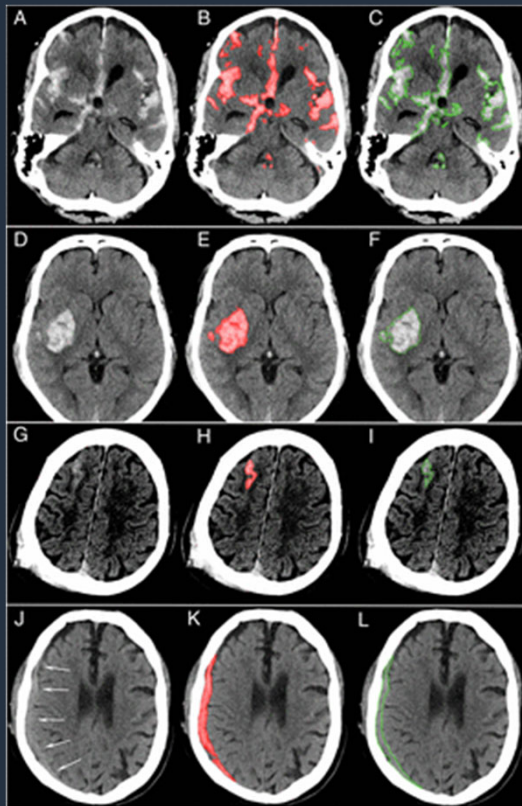
# Âge osseux

PHASE	LEADERBOARD	TEST
No images	1425	200
MEAN AD (BEST)	5.8	4.3
CCC (BEST)	0.979	0.991
MEAN AD (TOP 10)	5.8 – 6.4	4.3 – 4.9
MEAN AD (HUMAN)		6.1*
MEAN AD (PUBLISHED)		5.2*

- Best mean absolute distance of 4.3 months compared to ground-truth
- No confidence intervals reported during the competition
- Compared to 6.1 months for radiologists and 5.2 months for the best previous published automated model

\* Larson DB et al. Radiology 2018; 287(1)313-322.

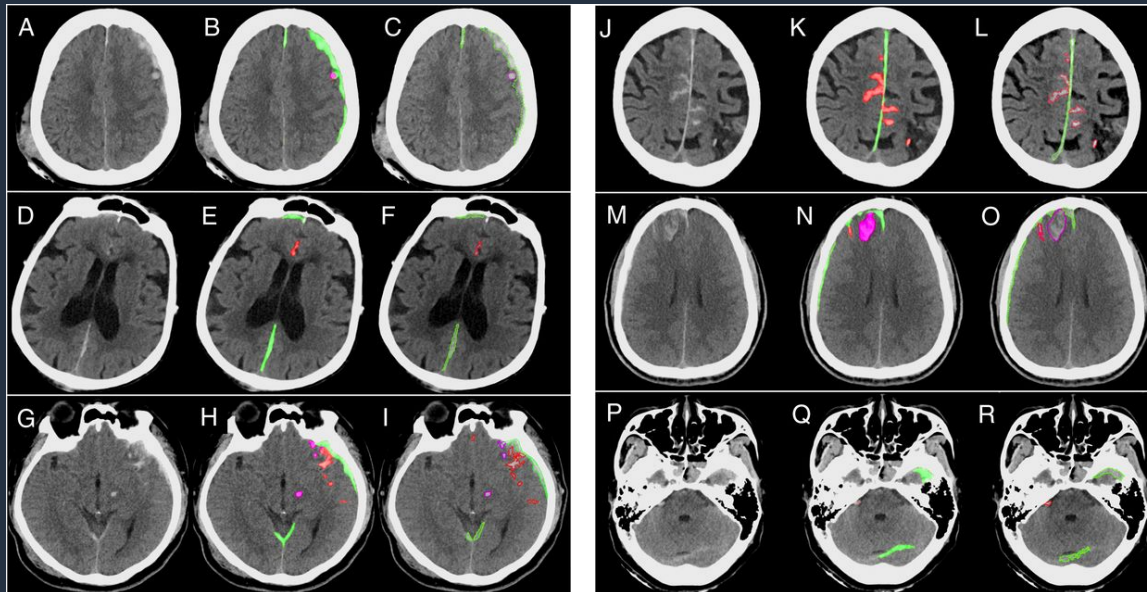
# Hémorragie intra-crânienne



Expert-level detection of acute intracranial hemorrhage on head computed tomography using deep learning

Weicheng Kuo, Christian Häne, Pratik Mukherjee, Jitendra Malik, Esther L. Yuh  
PNAS November 5, 2019 116 (45)

# Hémorragie intra-crânienne



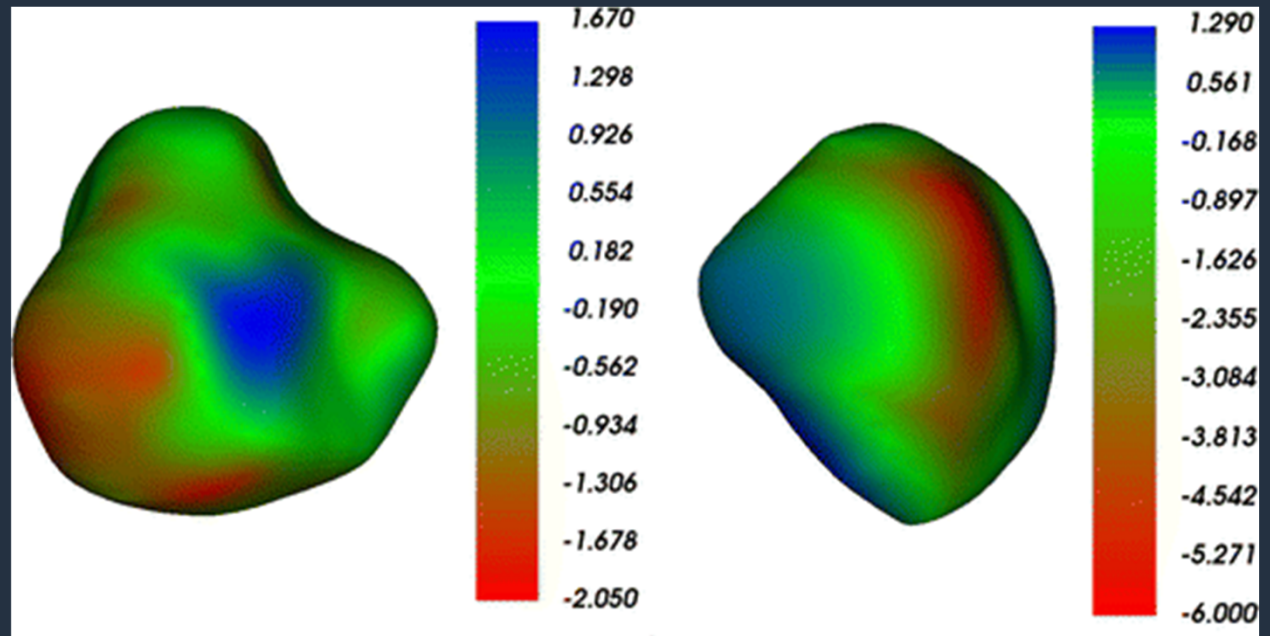
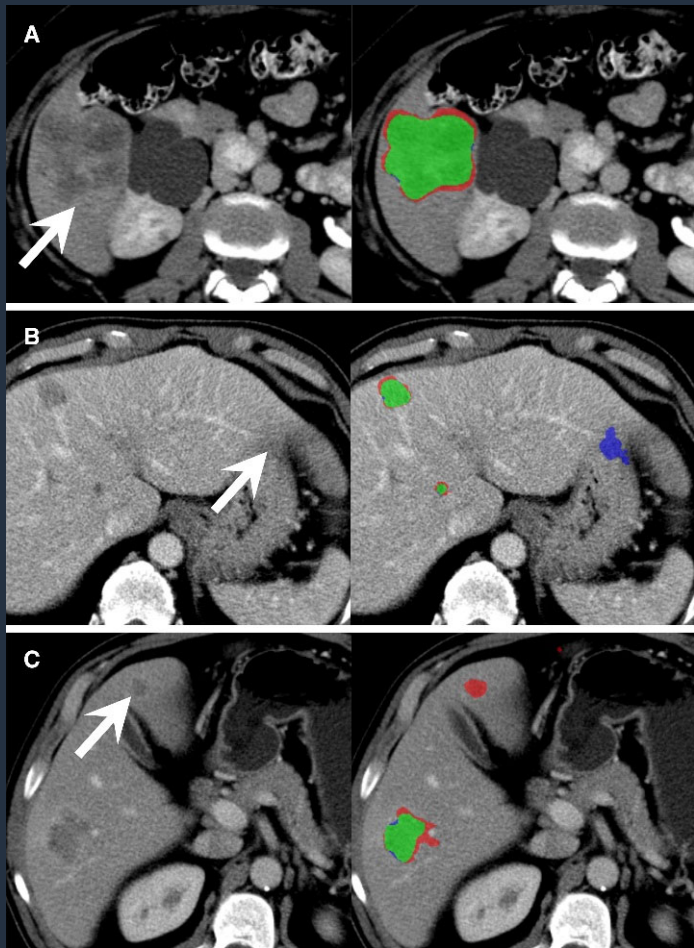
## Classification Multi-classes

Expert-level detection of acute intracranial hemorrhage on head computed tomography using deep learning  
 Weicheng Kuo, Christian Häne, Pratik Mukherjee, Jitendra Malik, Esther L. Yuh  
 PNAS November 5, 2019 116 (45)

Class	1	2	3	4	Combined
Hemorrhage types	SDH	EDH	Contusion, ICH, TAI	SAH, IVH	All types
AUC of ROC	$0.954 \pm 0.010$	$0.940 \pm 0.016$	$0.934 \pm 0.007$	$0.956 \pm 0.006$	$0.982 \pm 0.004$



# Segmentation des métastases hépatiques au CT



E. Vorontsov, M. Cerny, P. Regnier, L. Di Jorio, C. J. Pal, R. Lapointe, F. Vandebroucke-Menu, S. Turcotte, S. Kadoury, and A. Tang, "Deep learning for automated segmentation of liver lesions at ct in patients with colorectal cancer liver metastases," *Radiology: Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 2, p. 180014, Mar 2019

# Segmentation des métastases hépatiques au CT

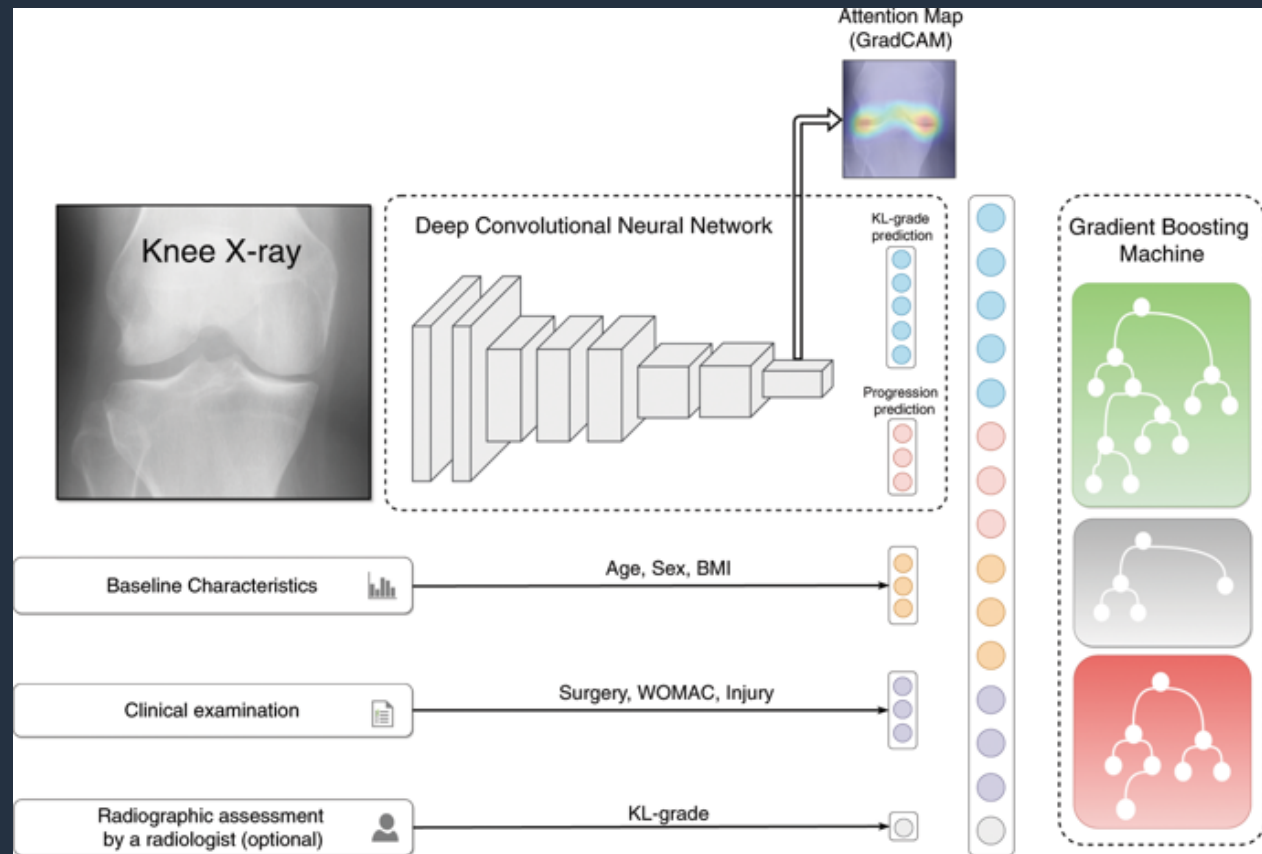
Method	Users	Dice Similarity Coefficient per Detected Lesion			Maximum Symmetric Surface Distance (mm)			Average Symmetric Surface Distance (mm)		
		<10 mm	10–20 mm	>20 mm	<10 mm	10–20 mm	>20 mm	<10 mm	10–20 mm	>20 mm
Manual	M <sup>1</sup>	0.64 (0.60, 0.74 0.69)	0.74 (0.72, 0.76)	0.81 (0.79, 0.83)	3.28 (2.92, 3.63)	4.49 (4.10, 4.87)	6.44 (5.70, 7.04)	0.68 (0.55, 0.80)	0.73 (0.65, 0.81)	0.89 (0.75, 1.01)
	M <sup>2</sup>	0.65 (0.60, 0.69)	0.74 (0.72, 0.76)	0.82 (0.81, 0.84)	3.07 (2.65, 3.45)	4.77 (4.25, 5.23)	6.09 (5.66, 6.52)	0.66 (0.52, 0.79)	0.76 (0.64, 0.86)	0.80 (0.73, 0.87)
User-corrected	C <sup>1</sup>	0.64 (0.58, 0.70)	0.62 (0.58, 0.66)	0.76 (0.73, 0.79)	2.98 (2.52, 3.40)	5.47 (4.98, 5.94)	7.13 (6.51, 7.71)	0.65 (0.45, 0.82)	1.19 (1.04, 1.34)	1.20 (1.04, 1.34)
	C <sup>2</sup>	0.67 (0.63, 0.72)	0.65 (0.61, 0.68)	0.78 (0.76, 0.81)	3.62 (2.86, 4.22)	5.34 (4.91, 5.78)	6.96 (6.32, 7.54)	0.72 (0.51, 0.88)	1.08 (0.93, 1.23)	1.02 (0.90, 1.13)
Automated	A	0.14 (0.02, 0.28)	0.53 (0.44, 0.62)	0.68 (0.60, 0.77)	5.15 (4.53, 6.21)	6.00 (5.17, 6.79)	10.42 (6.24, 13.48)	2.65 (1.70, 3.60)	1.65 (1.23, 2.04)	2.82 (0.66, 4.30)

E. Vorontsov, M. Cerny, P. Regnier, L. Di Jorio, C. J. Pal, R. Lapointe, F. Vandenbroucke-Menu, S. Turcotte, S. Kadoury, and A. Tang, "Deep learning for automated segmentation of liver lesions at ct in patients with colorectal cancer liver metastases," *Radiology: Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 2, p. 180014, Mar 2019

# Arthrose genou

## Grade Kellgren-Lawrence (KL)

Grade	Radiologic Findings
0	No radiological findings of osteoarthritis
I	Doubtful narrowing of joint space and possible osteophytic lipping
II	Definite osteophytes and possible narrowing of joint space
III	Moderate multiple osteophytes, definite narrowing of joint space, small pseudocystic areas with sclerotic walls and possible deformity of bone contour
IV	Large osteophytes, marked narrowing of joint space, severe sclerosis and definite deformity of bone contour



Tiulpin, A., Klein, S., Bierma-Zeinstra, S., Thevenot, J., Rahtu, E., van Meurs, J., Oei, E.H., Saarakkala, S.: Multimodal machine learning-based knee osteoarthritis progression prediction from plain radiographs and clinical data, *Scientific Reports* volume 9, Article number: 20038 (2019)

# Arthrose genou

## Groupes KL 0 et 1

### Prédiction de la progression

Model #	Model	AUC	AP
2	Age, Sex, BMI, Injury, Surgery, WOMAC, KL-grade (LR)	0.73 (0.70–0.75)	0.52 (0.49–0.55)
4	Age, Sex, BMI, Injury, Surgery, WOMAC, KL-grade (GBM)	0.75 (0.72–0.77)	0.54 (0.51–0.58)
5	CNN	0.78 (0.76–0.80)	0.58 (0.55–0.61)
6	CNN + Age, Sex, BMI, Injury, Surgery, WOMAC (GBM-based fusion)	0.78 (0.76–0.80)	0.58 (0.55–0.62)
7	CNN + Age, Sex, BMI, Injury, Surgery, WOMAC, KL-grade (GBM-based fusion)	<u>0.80 (0.78–0.82)</u>	<u>0.62 (0.58–0.65)</u>

Tiulpin, A., Klein, S., Bierma-Zeinstra, S., Thevenot, J., Rahtu, E., van Meurs, J., Oei, E.H., Saarakkala, S.: Multimodal machine learning-based knee osteoarthritis progression prediction from plain radiographs and clinical data, *Scientific Reports* volume 9, Article number: 20038 (2019)

# Détection filtre VCI sur radiographie

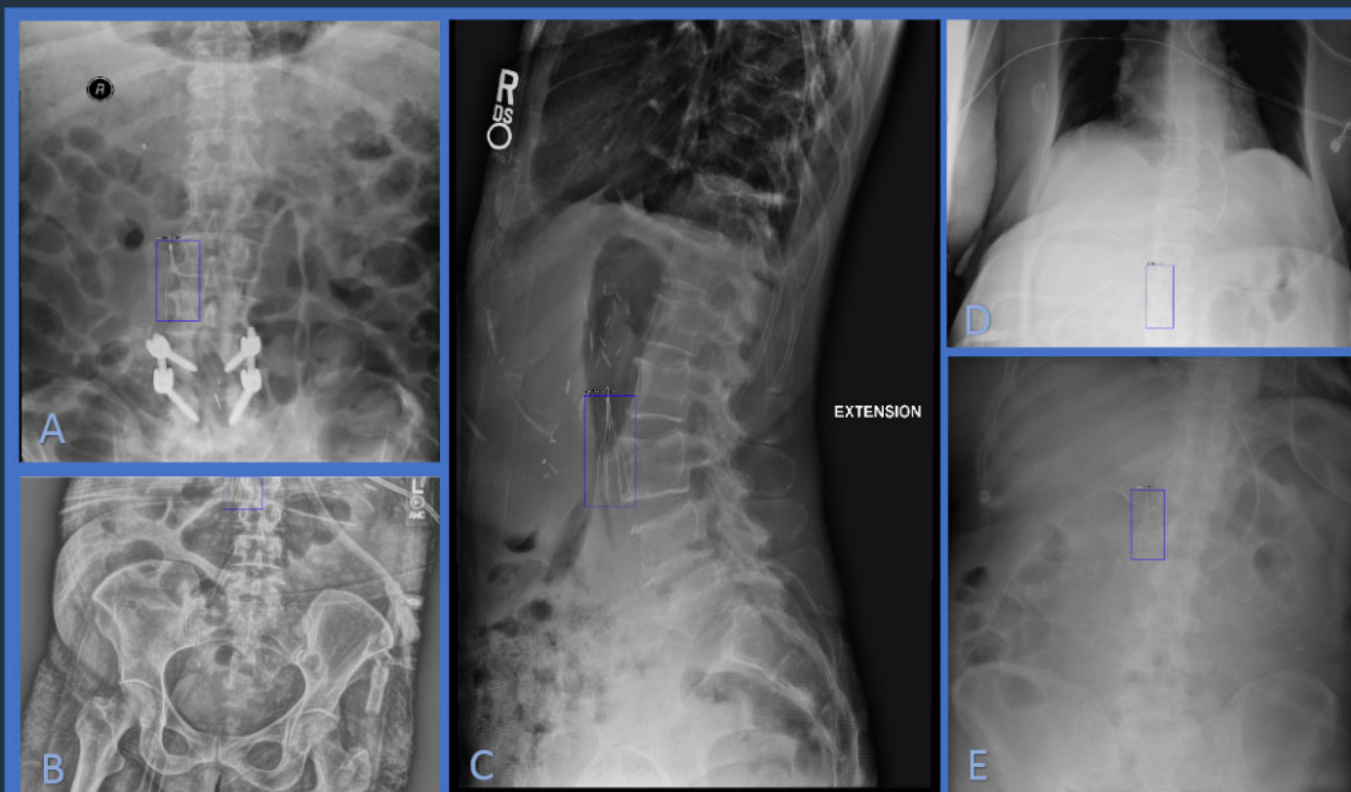


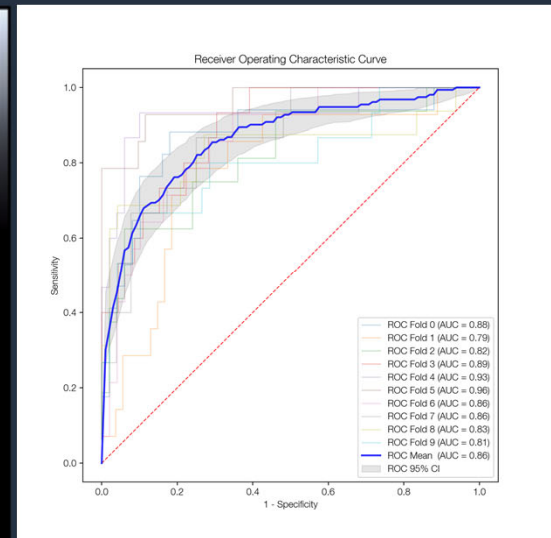
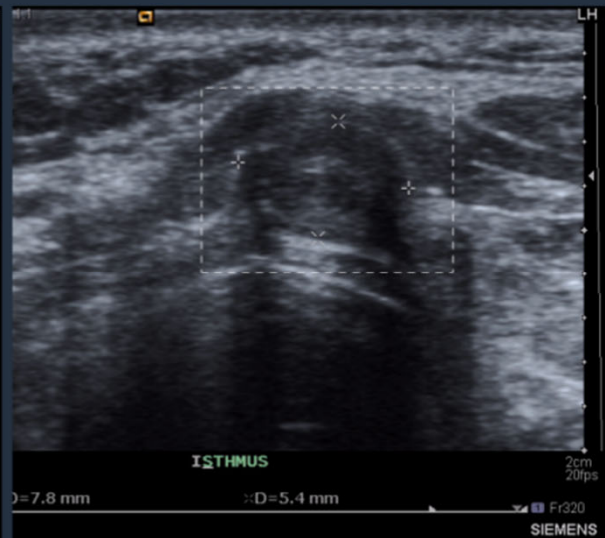
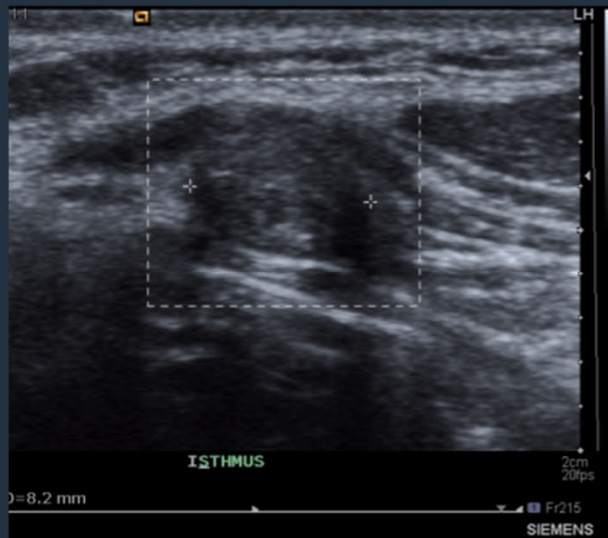
Figure 1 : Robustness of localization (blue bounding box) on various types views and protocols (A : frontal lumbar, B : frontal pelvis, C : lateral lumbar, D : upright diaphragmatic view, E : supine abdomen)

[CMIMI 2019 : Focal Loss for Classification and Localization of Retrievable IVC filter on Radiographs](#)

Judy W. Gichoya, MD, MS, Emory University; Alexandre Cadrin-Chênevert, MD; Adam Prater, MD, MPH; Mohammad Elsayed, MD

# Nodule thyroïdien en échographie

- 571 patients : 500 bénins, 151 malins
- 2 vues : transverse et longitudinale



AUC = 0.88 distinction bénin vs malin

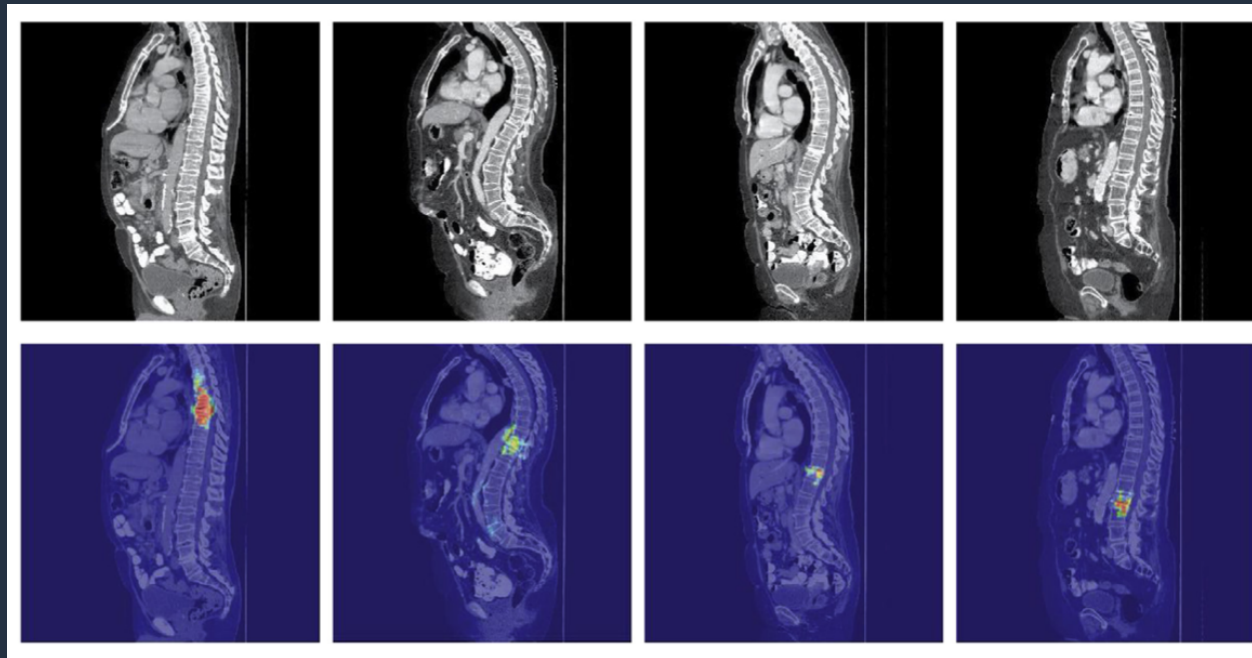
Predicting Thyroid Nodule Malignancy with Efficient Convolutional Neural Networks

Ian Pan, MA; Matthew T. Stib, MD; William D Middleton, MD;

Derek Merck, PhD; Michael D. Beland, MD

RSNA 2018 scientific presentation - AI subsection

# Fracture vertébrale sur CT



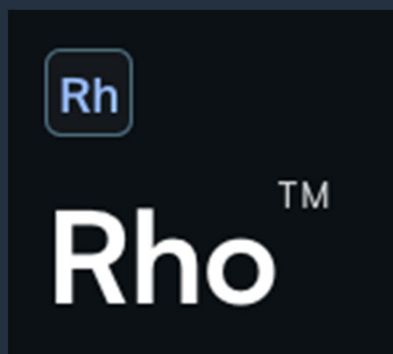
Model	Accuracy (%) (TP + TN)/ (TP + FP + FN + TN)	Precision (%) TP/ (TP + FP)	Sensitivity (%) TP/ (TP + FN)	Specificity (%) TN/ (TN + FP)	F1 score (%) 2TP/ (2 TP + FP + FN)
Radiologist diagnosis on report	88.4 (81.5–93.3)	<b>100.0</b> (97.2–100)	81.5 (73.6–87.7)	<b>100.0</b> (97.2–100)	89.8 (83.4–94.5)
CNN/Max	81.4 (73.6–87.7)	83.5 (76.2–89.6)	<b>87.7</b> (80.6–92.7)	70.8 (61.9–78.2)	85.5 (78.0–90.9)
CNN/Avg	87.6 (80.6–92.7)	95.8 (91.2–98.7)	84.0 (76.2–89.6)	93.7 (88.1–97.3)	89.5 (82.5–93.9)
CNN/Vote	88.4 (81.5–93.3)	97.1 (92.3–99.1)	84.0 (76.2–89.6)	95.8 (91.2–98.7)	90.1 (83.4–94.5)
CNN/LSTM	<b>89.2</b> (82.5–93.9)	97.2 (92.3–99.1)	85.2 (78.0–90.9)	95.8 (91.2–98.7)	<b>90.8</b> (84.3–95.1)

# Dépistage opportuniste ostéoporose

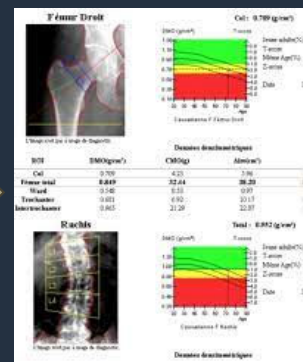
- Par un processus innovant, améliorer significativement l'accès au dépistage et au traitement de l'ostéoporose, à un faible coût, pour diminuer le risque de fractures dans notre population.



Radiographie faite à l'urgence



Score Rho  
approuvé Santé  
Canada

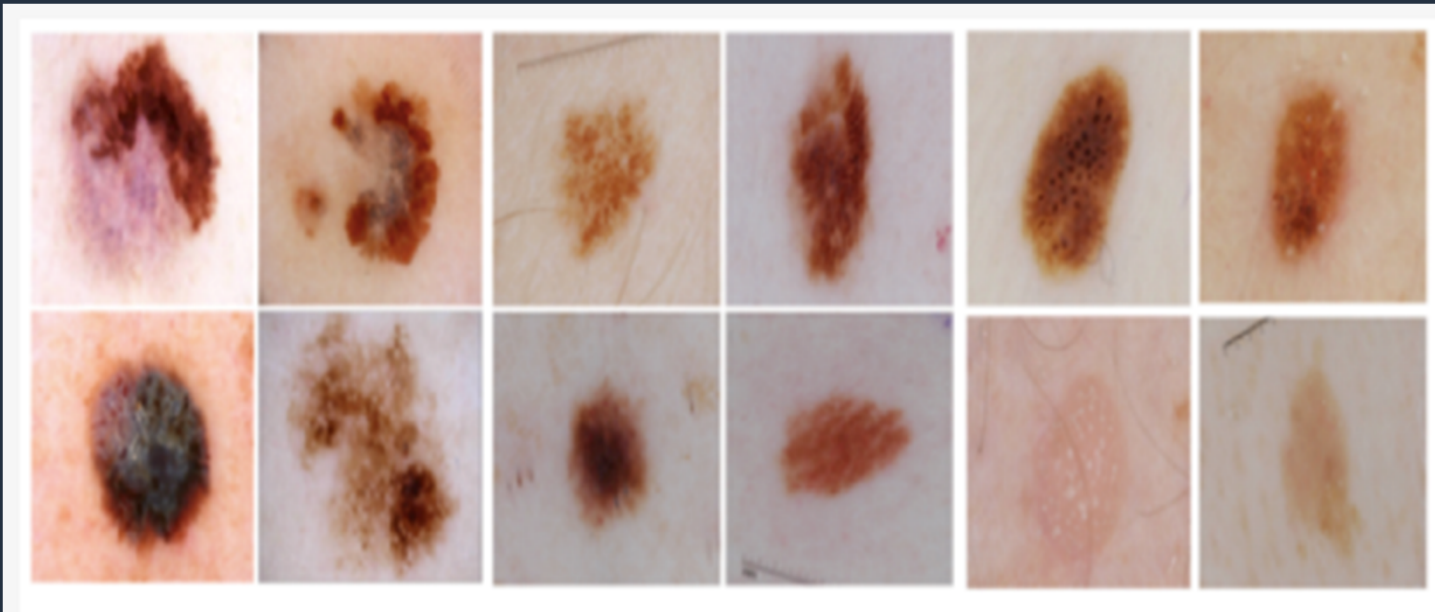


Ostéodensitométrie

Traitement



# Dermatologie: classification lésions



Revue systématique 53 articles:  
Précision, sensibilité et spécificité  
similaire aux dermatologues

Mélanome

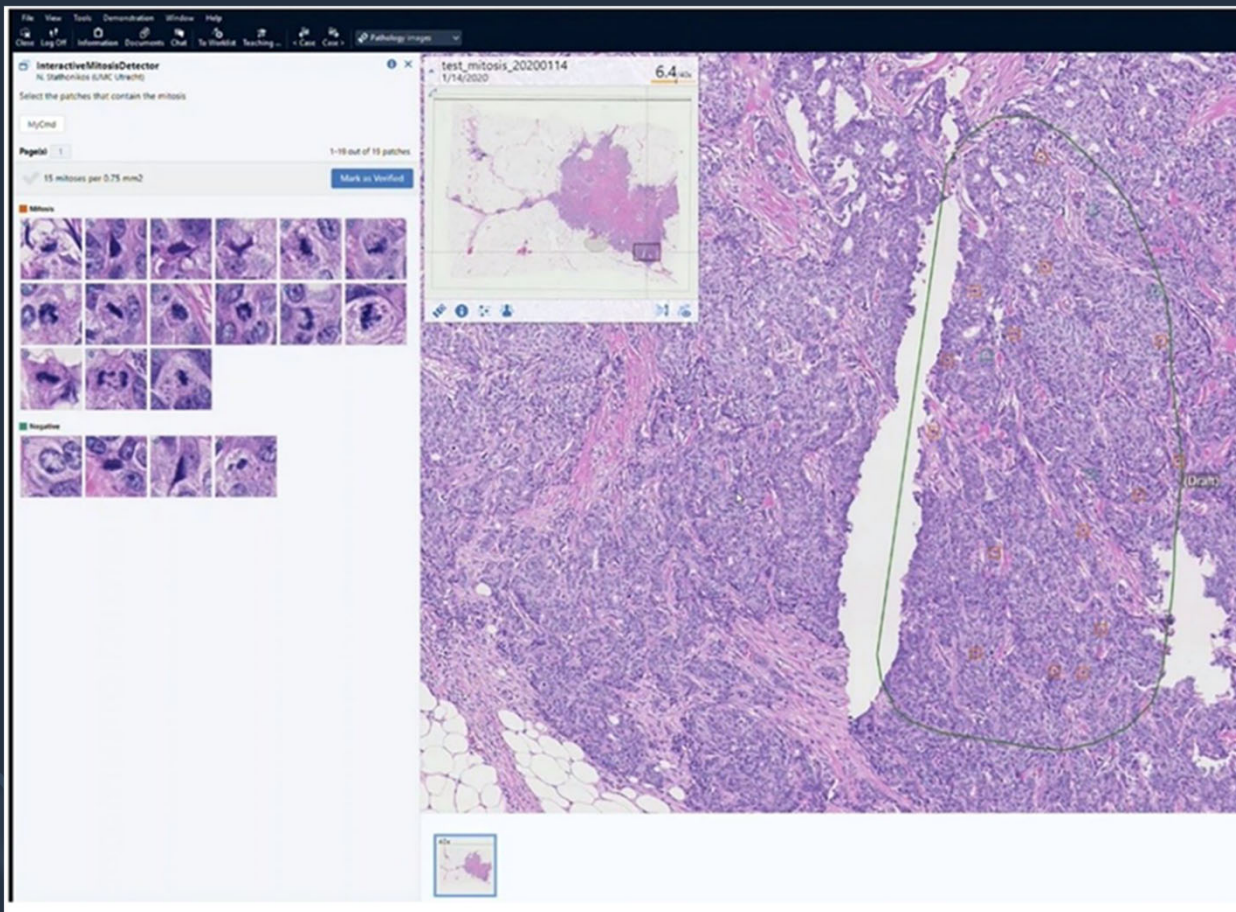
Nevus

Kératose

séborrhéique

M. A. Kassem, K. M. Hosny, R. Damaševičius and M. M. Eloukhy, "Machine learning and deep learning methods for skin lesion classification and diagnosis: A systematic review", *Diagnostics*, vol. 11, no. 8, pp. 1390, Jul. 2021.

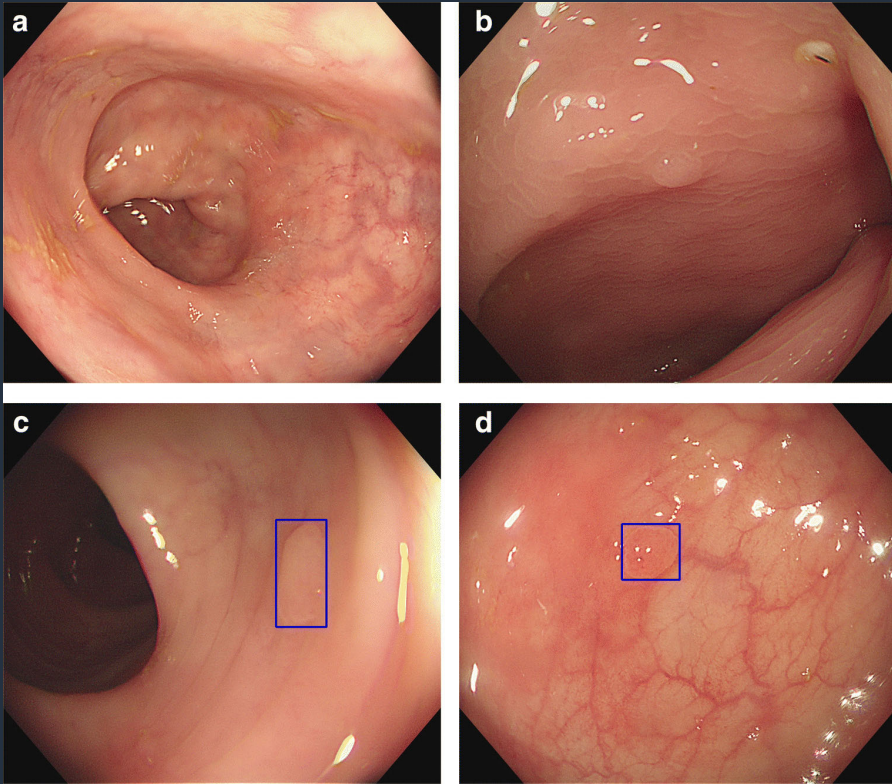
# Pathologie : détections des mitoses



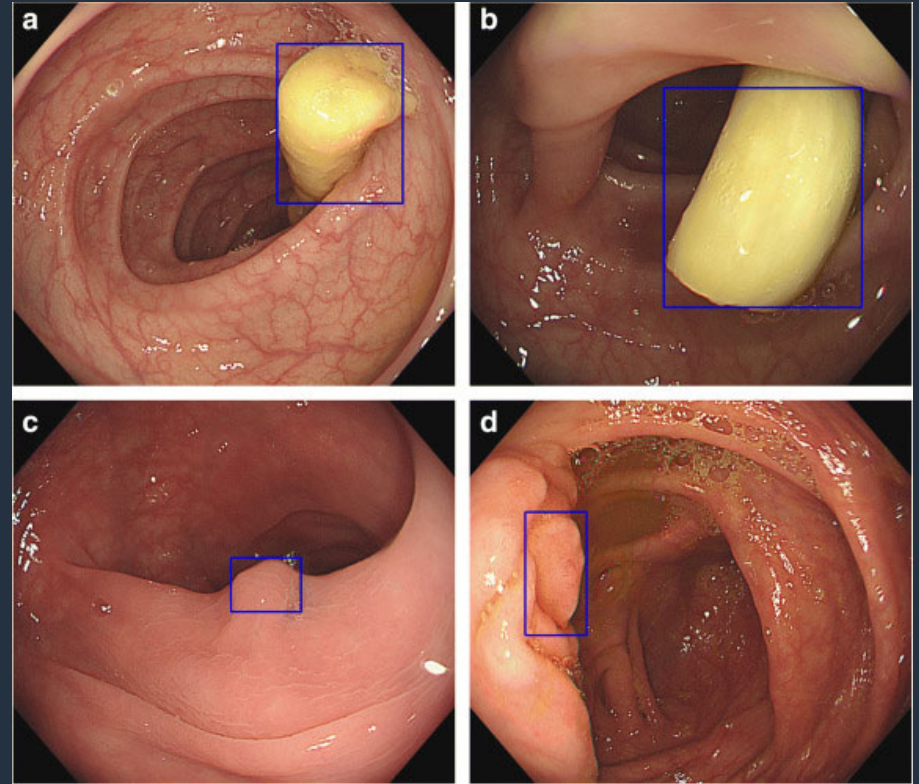
- Signe important pour classification des cancers
- En support au pathologiste, améliore la corrélation inter-observateur sur la classification du nombre de mitoses

van Bergeijk SA, Stathonikos N, Ter Hoeve ND, Lafarge MW, Nguyen TQ, van Diest PJ, Veta M. Deep learning supported mitoses counting on whole slide images: a pilot study for validating breast cancer grading in the clinical workflow. *Journal of pathology informatics*. 2023 Jan 1;14:100316.

# Colonoscopie : détection des polypes



Standard vs détection automatisée



Faux positifs

Luo Y, Zhang Y, Liu M, Lai Y, Liu P, Wang Z, Xing T, Huang Y, Li Y, Li A, Wang Y. Artificial intelligence-assisted colonoscopy for detection of colon polyps: a prospective, randomized cohort study. *Journal of Gastrointestinal Surgery*. 2021 Aug 1;25(8):2011-8.

# Étude randomisée prospective (n=150)

Variable	Traditional colonoscopy (n = 150)	AI-assisted colonoscopy (n = 150)	p value
Patients with at least one polyp, n (PDR)	51 (34.0%)	58 (38.7%)	< 0.001
Patients with at least one diminutive polyp, n (%)	45 (30.0%)	52 (34.7%)	< 0.001
Patients with at least one Paris type 0-IIa polyp, n (%)	39 (26.0%)	48 (32.0%)	< 0.001
Polyps detected, n	80	105	0.020
Polyps detected, by dimension			
< 6 mm, n	69	91	< 0.001
≥ 6 mm, n	11	14	0.319
Polyps detected, by type <sup>a</sup>			
0-IIa, n	61	87	0.010
0-Is, n	8	5	0.181
0-Ip, n	11	13	0.319

- Augmente le nombre de patients avec au moins un polype
- Augmente la sensibilité des petits polypes (< 6 mm)

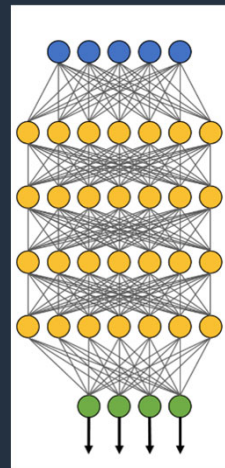
Luo Y, Zhang Y, Liu M, Lai Y, Liu P, Wang Z, Xing T, Huang Y, Li Y, Li A, Wang Y. Artificial intelligence-assisted colonoscopy for detection of colon polyps: a prospective, randomized cohort study. *Journal of Gastrointestinal Surgery*. 2021 Aug 1;25(8):2011-8.

# Larges Modèles de Langage (ex. ChatGPT)

## 1) Prédiction du prochain mot

Contexte

Le	patient	a	des	frissons,	l'infirmière	prend	sa
----	---------	---	-----	-----------	--------------	-------	----



Probabilité du prochain mot

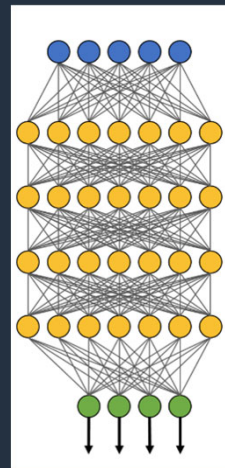
température	pression	main	carte	pause
90%	9%	0.5%	0.4%	0.1%

# Larges Modèles de Langage (ex. ChatGPT)

## 2) Renforcement selon l'évaluation humaine

Contexte

Le	patient	a	des	frissons,	l'infirmière	prend	sa
----	---------	---	-----	-----------	--------------	-------	----



Probabilité du prochain mot

température	pression	main	carte	pause
95%	5%	0%	0%	0%

# Larges Modèles de Langage (ex. ChatGPT)

Entraînement (quantité immense de données et de calcul)

- Presque toutes les données disponibles sur Internet (2-15 Trillions de mots)
  - Dizaine de milliers de GPUs
  - Plusieurs semaines à plusieurs mois d'entraînement
  - Multiple langages
- Permet une représentation et une compréhension du monde en terme de langage



# Limitations des Grandes Modèles de Langage

- 1) Hallucinations : Génère des réponses crédibles mais erronées
- 2) Plagiat : Génère des réponses identiques à des articles sans citer la source
- 3) Droits d'auteurs sur les données d'entraînement



# Limitations des Grandes Modèles de Langage

## Hallucinations et Plagiat

- 24 mai 2024 - Recherche Google AI:  
Q : Comment faire coller le fromage sur la pizza ?  
R : Il faut utiliser de la colle pour mieux faire coller le fromage.
- Donnée d'entraînement : Blague d'un utilisateur sur le site web Reddit il y a 11

Source : <https://www.businessinsider.com/google-ai-glue-pizza-i-tried-it-2024-5>

# Langage: applications en santé

## Industrie

- Information aux patients et clients
- Documentation essais cliniques
- Soumission régulation des produits

## Soins aux patients

- Support à la décision
- Support au patient
- Plans de traitement
- Traduction et reconnaissance vocale
- Génération et synthèse des notes écrites
- Résumé des dossiers

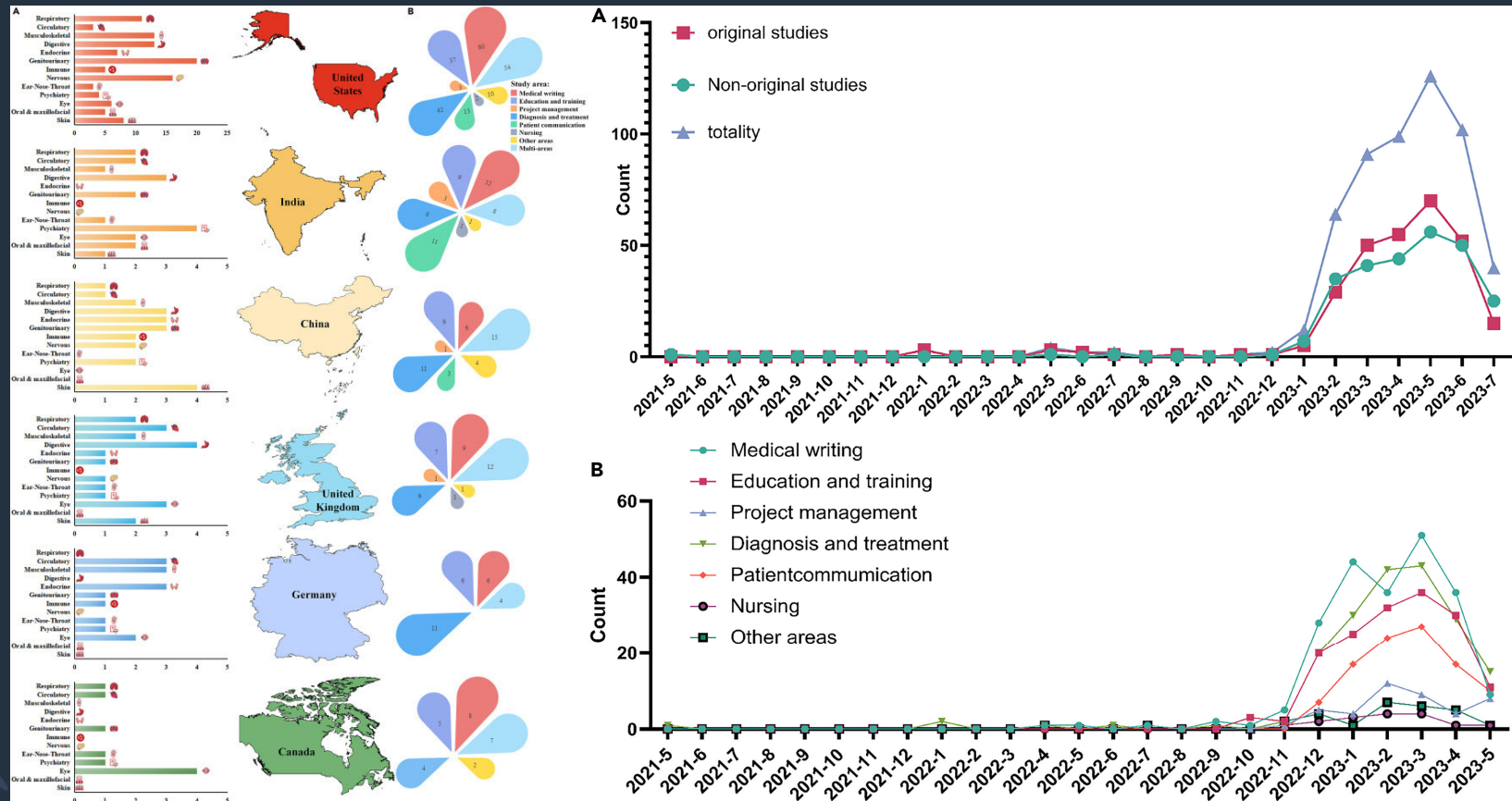
- Création de matériel d'éducation
- Assistants virtuels
- Création de questions/réponses

## Éducation

- Assistant à la recherche
- Support aux publications scientifiques
- Recherche dans bases de données
- Extraction de données
- Sommaire et synthèse de données

## Recherche

# Langage : explosion de publications depuis 2022



Meng X, Yan X, Zhang K, Liu D, Cui X, Yang Y, Zhang M, Cao C, Wang J, Wang X, Ji JM. The application of large language models in medicine: A scoping review. *Iscience*. 2024 Apr 23.

# Langage : Résumé d'informations cliniques

Données	Tâche
Rapport de radiologie	Résumer les trouvailles dans une conclusion avec le minimum de texte.
Raison de consultation de patients	Résumer la demande d'un patient en une question clinique de 15 mots ou moins.
Résumé de dossier	Basé sur le dossier clinique, générer une liste de 3-7 problèmes cliniques ordonnés par niveau de priorité.
Dialogue médecin-patient	Résumer le dialogue en une évaluation et un plan

Résultats favorables à GPT-4 vs médecin sur l'évaluation de:

Complet, Exactitude, Concision

Van Veen D, Van Uden C, Blankemeier L, Delbrouck JB, Aali A, Bluethgen C, Pareek A, Polacin M, Reis EP, Seehofnerová A, Rohatgi N. Adapted large language models can outperform medical experts in clinical text summarization. Nature Medicine. 2024 Feb 27:1-9.

# Langage : Information aux patients

- Passage d'une recherche Google vers une discussion interactive personnalisée (ex. ChatGPT)
- Information qui semble crédible mais pas toujours fiable
- Les régulateurs exigent des barrières de sécurité qui orientent vers une évaluation par des professionnels.



# Langage : Information aux patients GPT4o

J'ai mal au ventre à la fosse iliaque droite et je fais de la fièvre, quel est mon diagnostic ?



La douleur dans la fosse iliaque droite accompagnée de fièvre peut indiquer plusieurs conditions possibles. L'une des causes les plus courantes est l'appendicite aiguë, qui est une inflammation de l'appendice. Voici quelques signes et symptômes courants de l'appendicite :

- Douleur abdominale qui commence souvent autour du nombril et se déplace ensuite vers la fosse iliaque droite.
- Fièvre légère à modérée.
- Nausées et vomissements.
- Perte d'appétit.
- Sensibilité à la palpation dans la région de la fosse iliaque droite.

Cependant, d'autres conditions peuvent également causer des douleurs dans cette région, comme :

- Infection intestinale (gastro-entérite).
- Maladie inflammatoire de l'intestin (par exemple, maladie de Crohn).
- Infection urinaire.
- Pathologies gynécologiques chez les femmes (par exemple, kyste ovarien, torsion ovarienne).

Il est essentiel de consulter un médecin rapidement pour une évaluation clinique approfondie et des tests diagnostiques appropriés, comme une échographie ou un scanner abdominal, pour déterminer la cause exacte de vos symptômes.

- Considère une appendicite et les symptômes associés
- Propose un diagnostic différentiel raisonnable
- Suggère une consultation médicale

# Modèles multimodales larges (LMM)

Intègre plusieurs modalités de données en même temps:

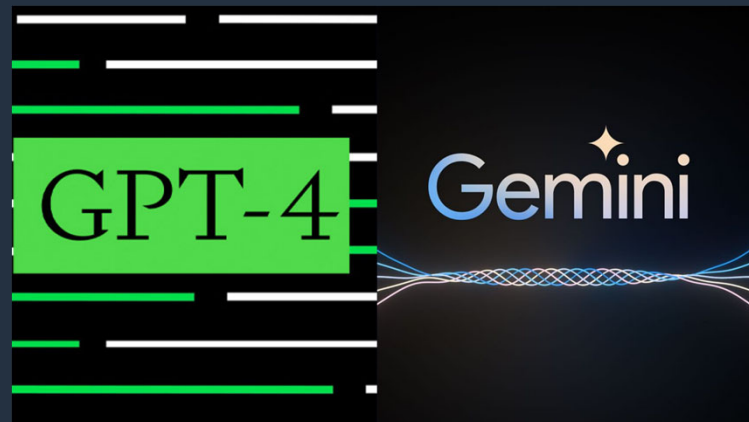
- Voix
- Vision (vidéos, photos)
- Texte

GPT4-Omni (OpenAI)

- Annoncé mai 2024
- Déploiement progressif

Google Gemini Ultra

- Annoncé février 2024



# Langage : Reconnaissance vocale

- Transfert de la voix vers du texte mais avec une compréhension du contexte.
- Transcription automatisée des rapports avec faible niveau d'erreurs
- Transcription structurée des discussions entre les professionnels et les patients dans un dossier médical électronique
- Éviter la surcharge de documentation écrite pour maximiser le temps avec les patients.

Yuan D, Rastogi E, Nalk G, Chintagunta J, Rajagopal SP, Zhao F, Goyal S, Ward J. A Continued Pretrained LLM Approach for Automatic Medical Note Generation. arXiv preprint arXiv:2403.09057. 2024 Mar 14.



# Langage : Traduction automatisée (GPT-4o)

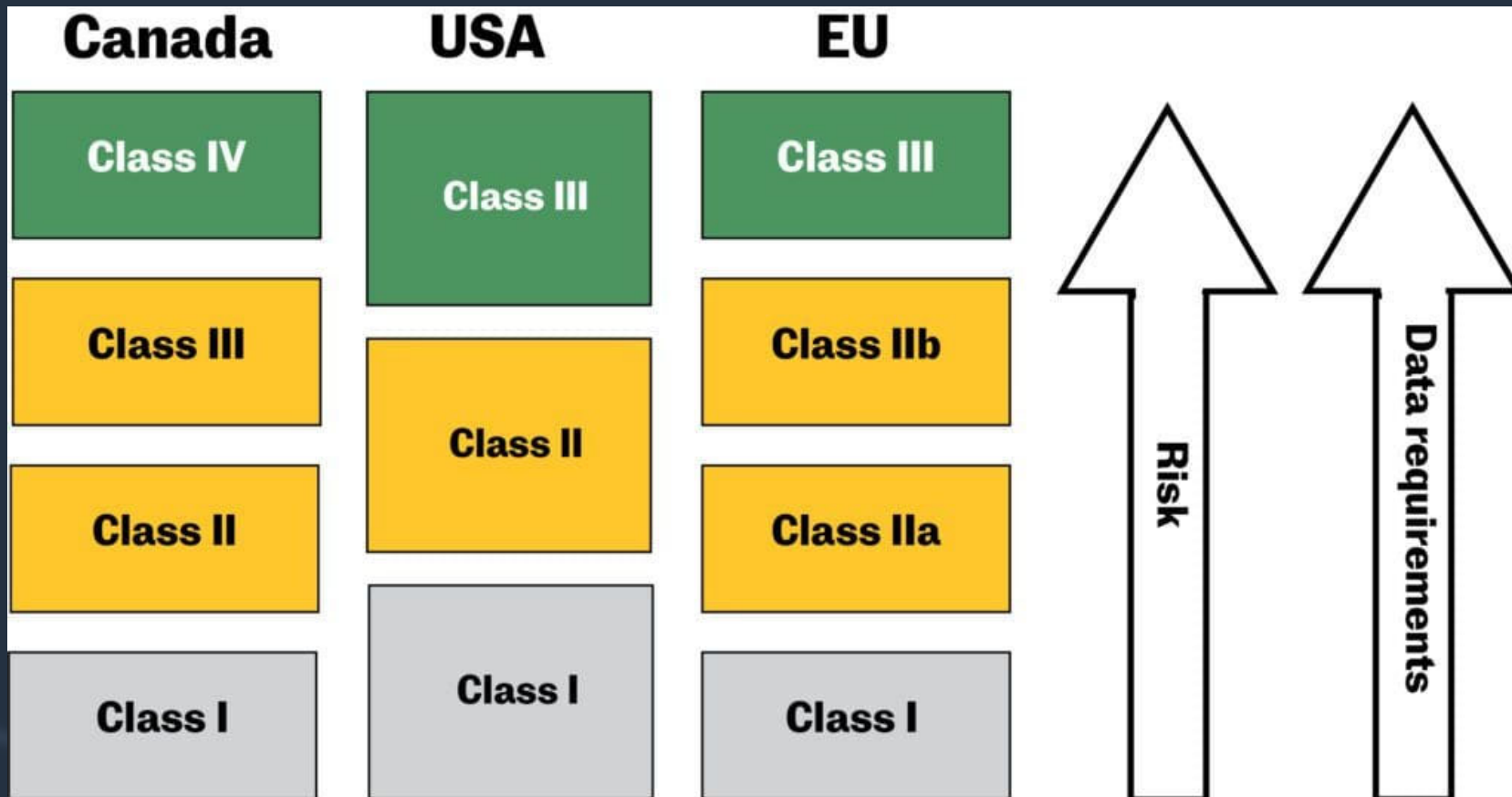
- Traduction automatisée en temps réel des discussions avec les patients
  - Améliore la communication et les soins
  - Peut adapter le niveau de langage au contexte
  - Pourra supporter près de 50 langages

• Source : <https://openai.com/index/hello-gpt-4o/>

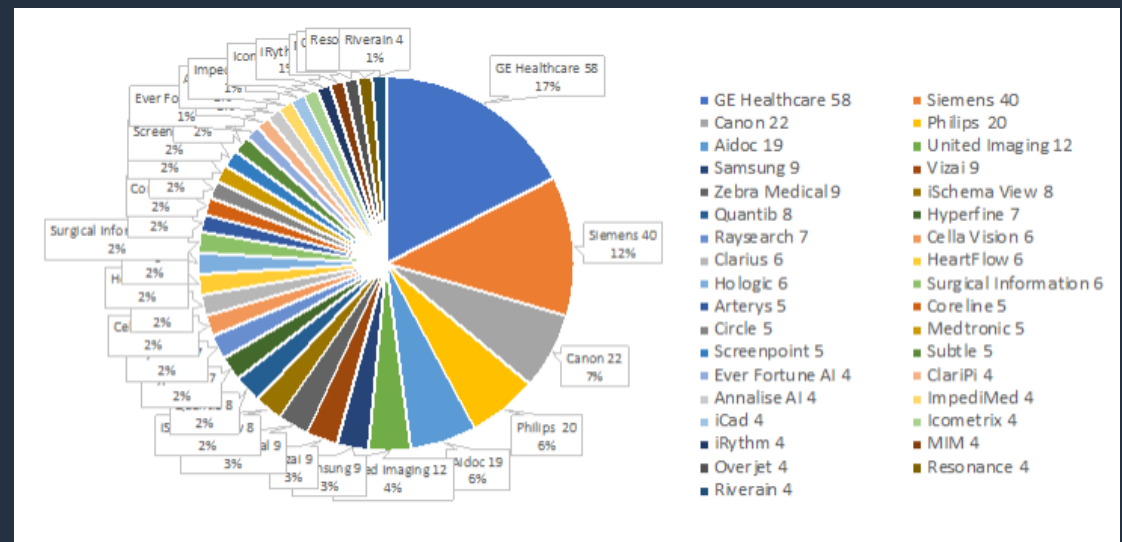
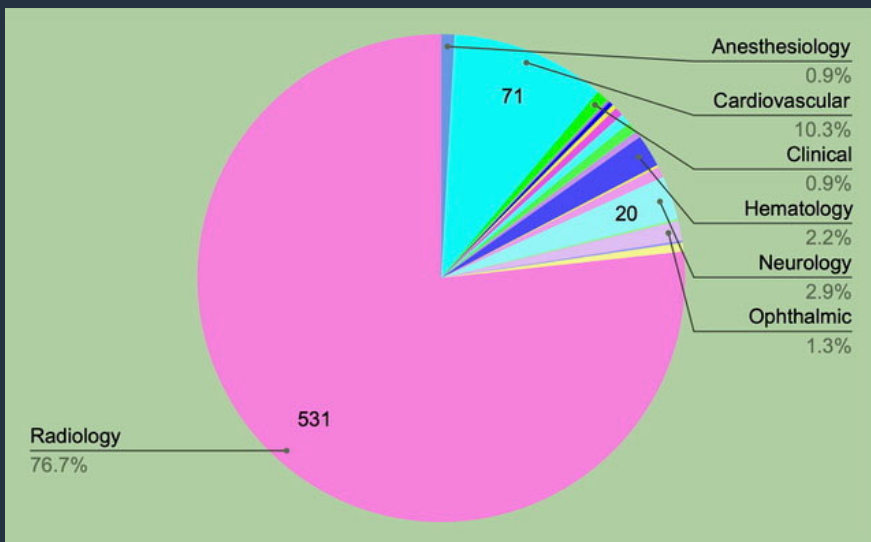
# Enjeux éthiques en santé

- Confidentialité des données de patients
- Consentement des patients dans l'utilisation de leurs données
  - Entraînement modèles vs services cliniques
- Sécurité des patients
- Équité et universalité des outils face aux biais

# Régulation des dispositifs médicaux



# FDA - Nombre d'outils IA 2023 - 692



Applications en radiologie 76.7%

Pas d'application approuvée Larges Modèles de Langage (type ChatGPT)

Du 3 au 7 juin 2024

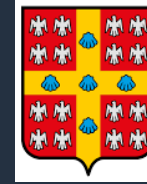
Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec



UNIVERSITÉ  
LAVAL

# Message clés – Intelligence artificielle

01

Vaste quantité  
d'applications en  
vision et langage

02

Humain + IA  
facilite:  
Qualité, sécurité  
et productivité

03

Attitude face au  
changement :  
exploration >  
peur

Du 3 au 7 juin 2024

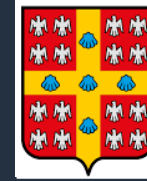
Semaine de la mission académique  
et de la recherche

2<sup>e</sup> édition



Centre intégré  
de santé  
et de services sociaux  
de Lanaudière

Québec



UNIVERSITÉ  
LAVAL

# Questions



Courriel : [alexandre.cadrin-chenevert.med@ssss.gouv.qc.ca](mailto:alexandre.cadrin-chenevert.med@ssss.gouv.qc.ca)