



AVC
Normandie

Apport de l'IA dans le pronostic fonctionnel post-AVC

18 juin 2026

Dr Alexis RUET



A quoi peut servir la prédiction de la fonction post AVC?

- AVC 140 000 nouveaux cas par an
- Impact fonctionnel très variable →
- Première cause de handicap acquis
 - Sévère (besoin d'un tiers dans les AVQ de base)
 - Complexe (combinaison de déficiences)





A quoi peut servir la prédiction de la fonction post AVC?

- La prédiction du devenir fonctionnel est actuellement très imprécise
- Si elle était plus fiable cela permettrait:
 - Une aide pour la décision de traitement curatif
 - Une annonce du pronostic plus précoce, plus précise
 - Une allocation des ressources de rééducation plus réaliste, plus efficiente
 - Une définition plus précoce du projet de vie
 - Une meilleure stratification de sévérité dans les protocoles de recherche

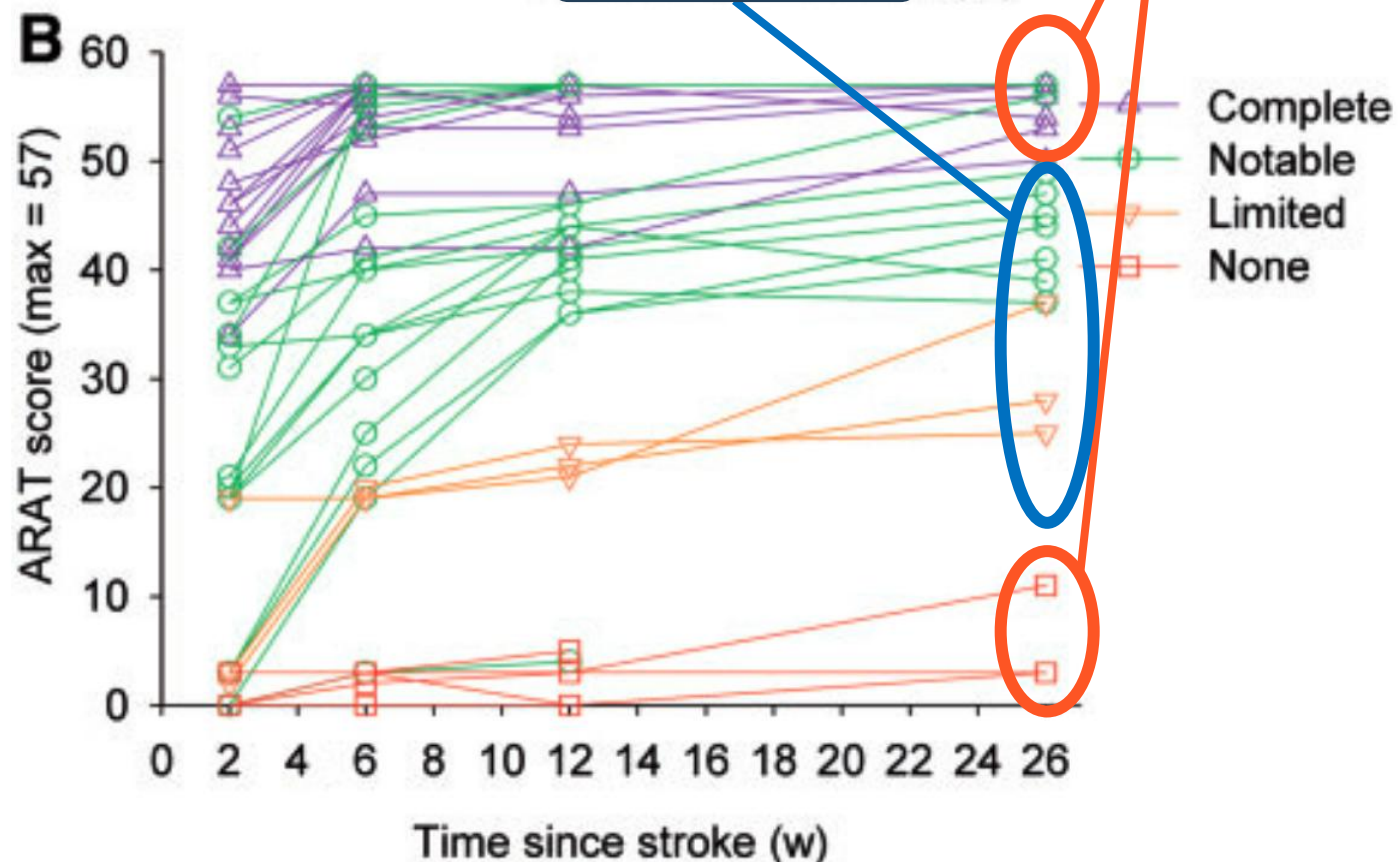
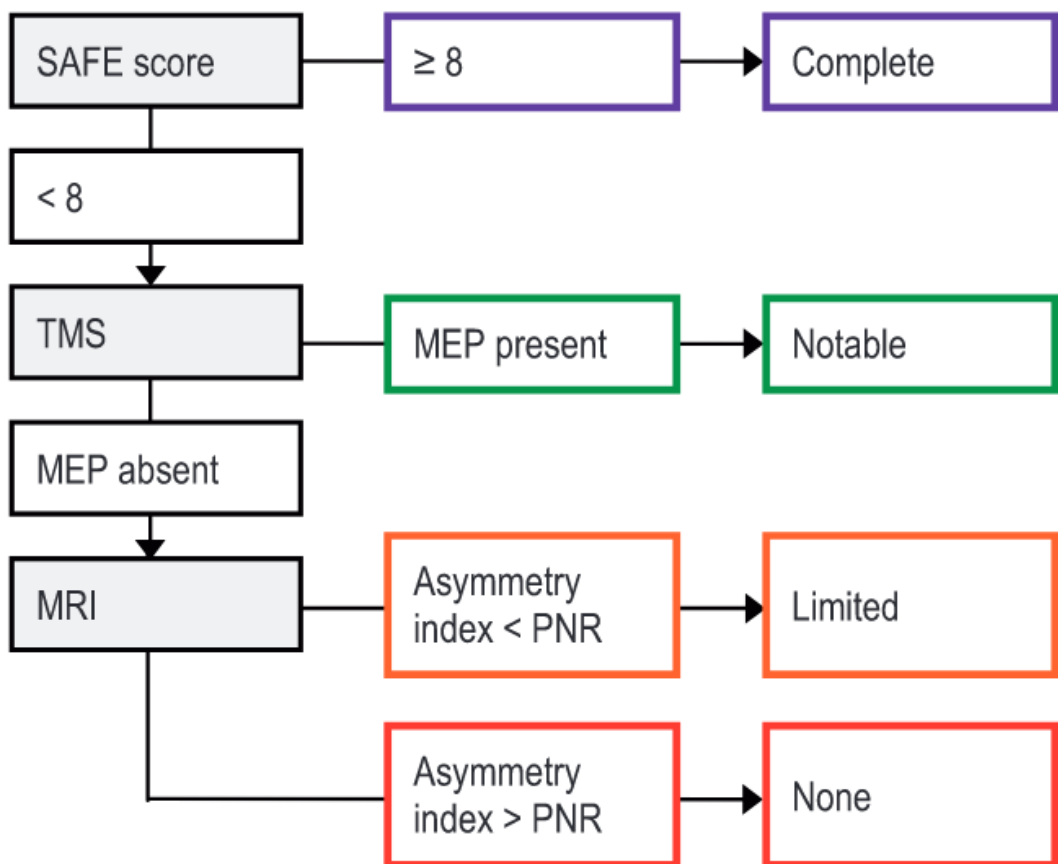


AVC
Normandie

Un exemple de l'intérêt d'un modèle (non IA)

SAFE = Σ force
abd épaule +
ext doigts à J3

Predicted potential for
upper limb recovery





Quelles sources de données pour la prédiction?

- Clinique
 - Variables démographiques (âge, sexe, cat socio-pro, activités pré AVC...)
 - Antécédents
 - Etat clinique des premiers jours
 - Fournit des informations de sévérité, de récupération précoce
- Imagerie
 - Localisation des lésions, étendue, état du parenchyme autour de l'AVC
 - Au mieux sur des données de « routine »
- Biologie ?
 - Marqueurs de sévérité ? De plasticité cérébrale? Génétique ?

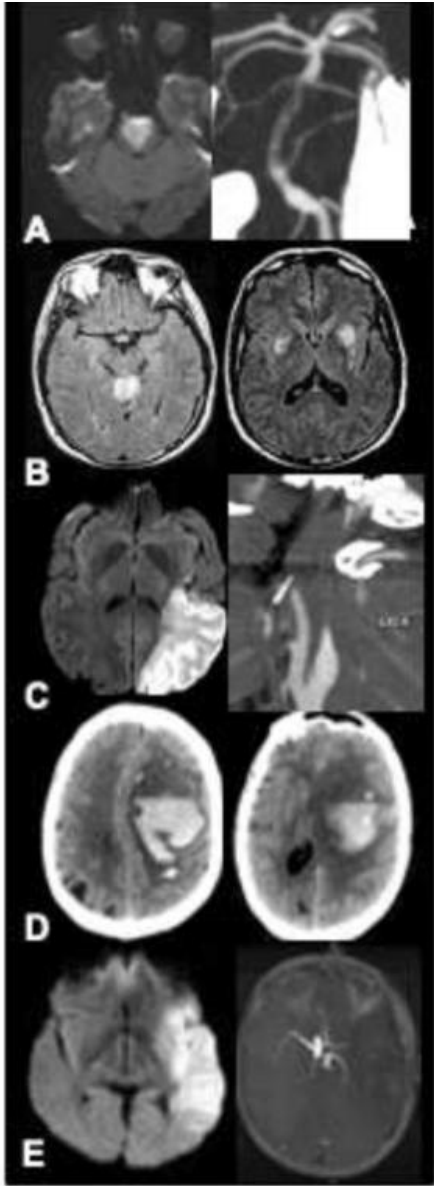
Que vaut la prédiction des professionnels?

- 5 cas présentés à 120 médecins enseignants et étudiants, urgences neuro Massachusetts General Hospital, Boston
- Données cliniques et imagerie fournies
- Objectif: deviner le mRS à 90j

Sloane KL et al.. Prognostication in Acute Neurological Emergencies. J Stroke Cerebrovasc Dis. 2022 Mar;31(3):106277.

Que vaut la prédiction des professionnels?

- A. AVCi du tronc sur thrombus basilaire
- B. AVCi vermis et putamens
- C. AVCi sylvien G, dissection CIG
- D. AVC hémorragique
- E. AVCi ACM G étendu, occlusion ACM

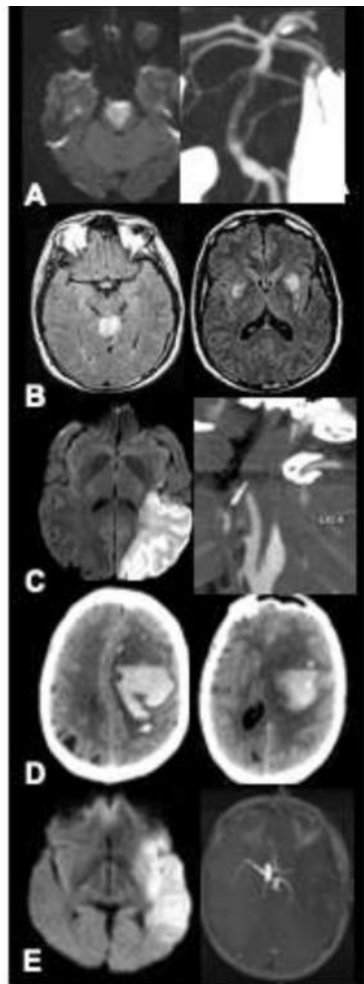


Sloane KL et al.. Prognostication in Acute Neurological Emergencies. J Stroke Cerebrovasc Dis. 2022 Mar;31(3):106277.

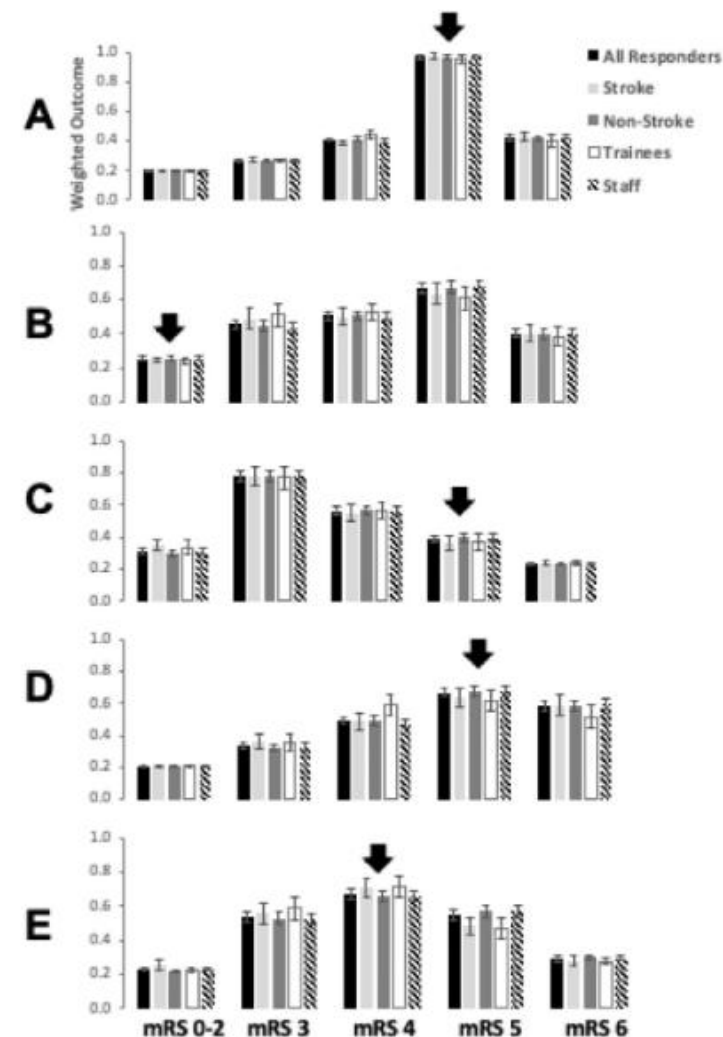


AVC
Normandie

Que vaut la prédiction des professionnels?



- Flèche noire: état réel à J90
 - Prédiction bonne pour la majorité dans 3 des 5 cas
 - ... Mais beaucoup d'erreurs
 - Complètement fausses dans 2/5
 - Peu de supériorité des praticiens experts en AVC
- Prédiction sur données et expérience peu fiable



Sloane KL et al.. Prognostication in Acute Neurological Emergencies. J Stroke Cerebrovasc Dis. 2022 Mar;31(3):106277.



AVC
Normandie

Que valent les modèles sans IA?

Clinical prediction models for mortality and functional outcome following ischemic stroke: A systematic review and meta-analysis

Marion Fahey*, Elise Crayton, Charles Wolfe, Abdel Douiri

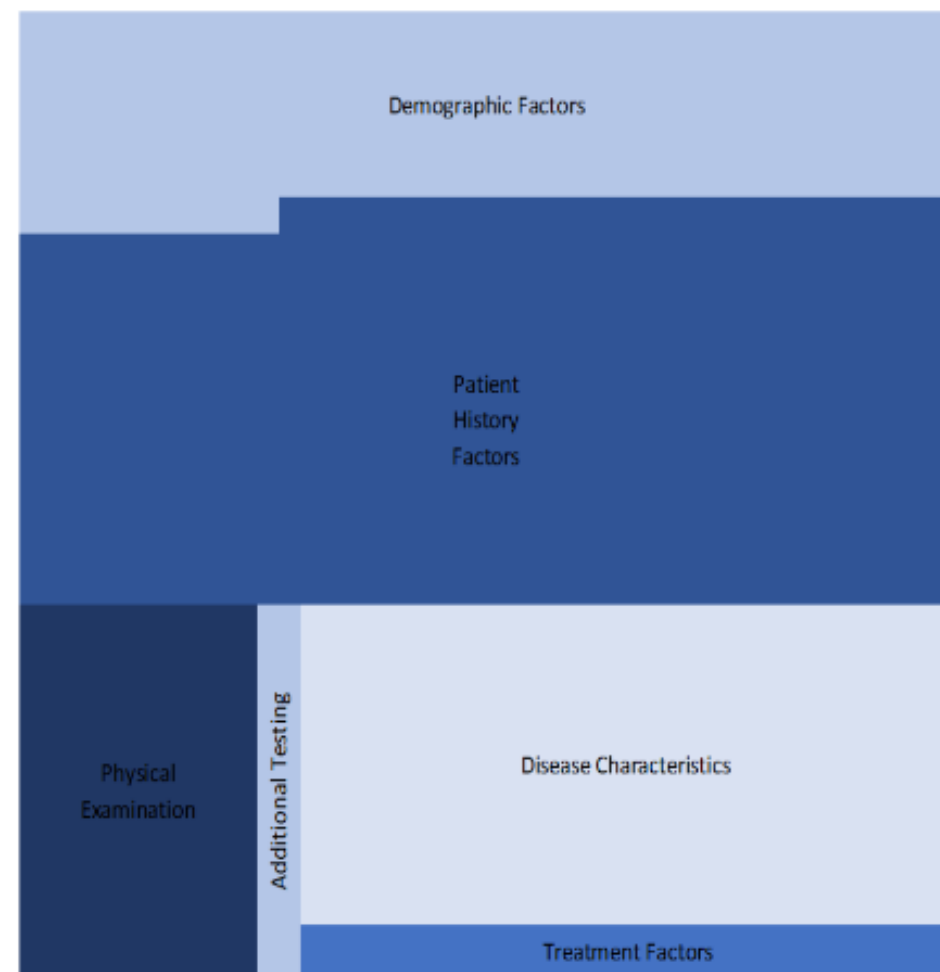
Division of Health and Social Care Research, Faculty of Life Sciences and Medicine, King's College London, London, United Kingdom

PLoS One. 2018 Jan 29;13(1):e0185402.



Que valent les modèles sans IA?

- 28 modèles identifiés pour la prédiction fonctionnelle
- En médiane pour une prédiction à 3 mois (7j à 10ans)
- 195 variables prédictives identifiées →



Fahey M, Crayton E, Wolfe C, Douiri A. Clinical prediction models for mortality and functional outcome following ischemic stroke: A systematic review and meta-analysis. PLoS One. 2018 Jan 29;13(1):e0185402.



Que valent les modèles sans IA?

- Quasi exclusivement des régressions logistiques (surtout $mRS \leq 2$)
 - Peu informatif dans le détail et délai fixe (3 mois)

- Discrimination plutôt bonne (AUC autour de 0,8)

- Nombreux biais

→ Peu utilisés en pratique courante car pas d'outils simple, qualité de la prédiction peu utile

Fahey M, Crayton E, Wolfe C, Douiri A. Clinical prediction models for mortality and functional outcome following ischemic stroke: A systematic review and meta-analysis. PLoS One. 2018 Jan 29;13(1):e0185402.



Principales données utilisées dans les modèles

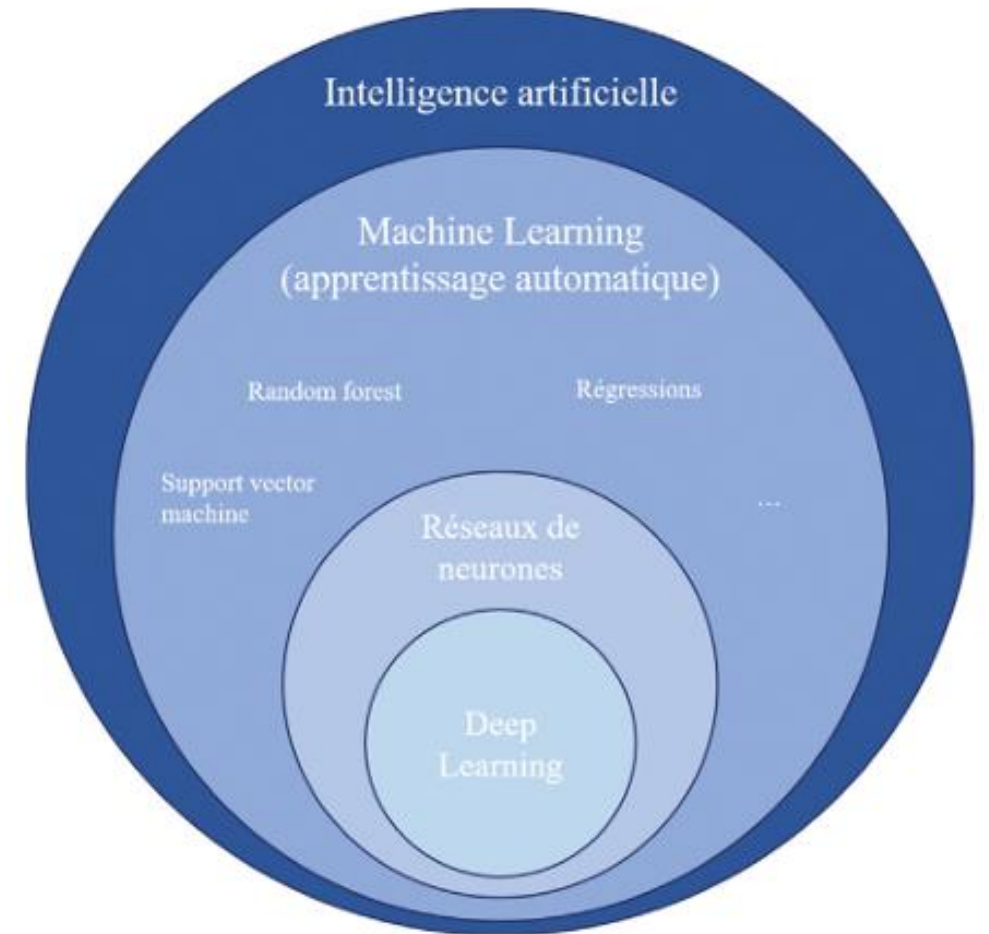
Scale	Age	Sex	Pre-stroke functional status	Comorbidity	Time from symptom onset	Acute physiology	Stroke severity	Stroke classification	Imaging findings	Treatment
Astral										
Dragon										
FSV										
iScore										
PLAN										
SNARL										
SOAR										
SPI										
S-TPI										
THRIVE										

Drozdowska BA, Singh S and Quinn TJ (2019) Thinking About the Future: A Review of Prognostic Scales Used in Acute Stroke. Front. Neurol. 10:274. doi: 10.3389/fneur.2019.00274



Comment fonctionne l'IA?

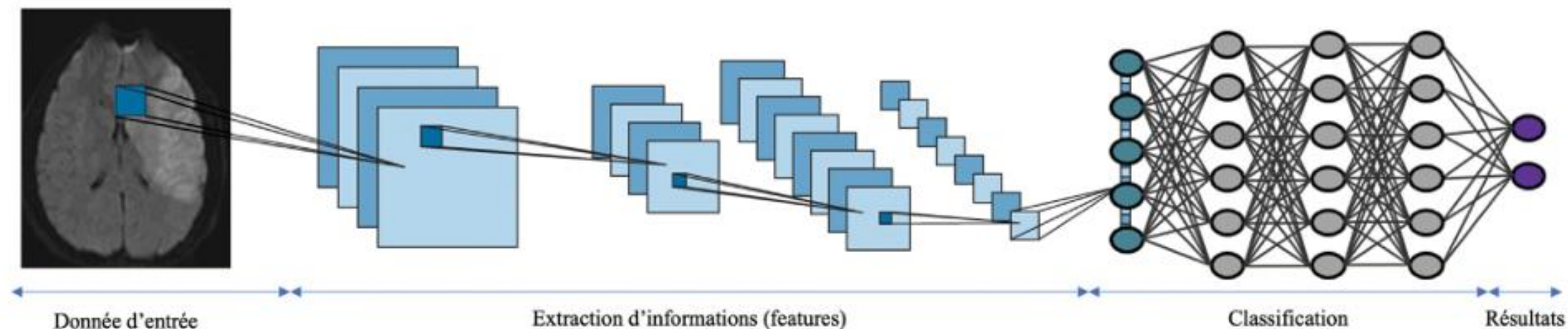
- Un ou plusieurs algorithmes complexes
- Données en signal d'entrée
- Génère un signal de sortie: la prédiction
- Essor récent avec augmentation des capacités de calcul, nouveaux algorithmes





Comment fonctionne l'IA?

Exemple imagerie et deep learning

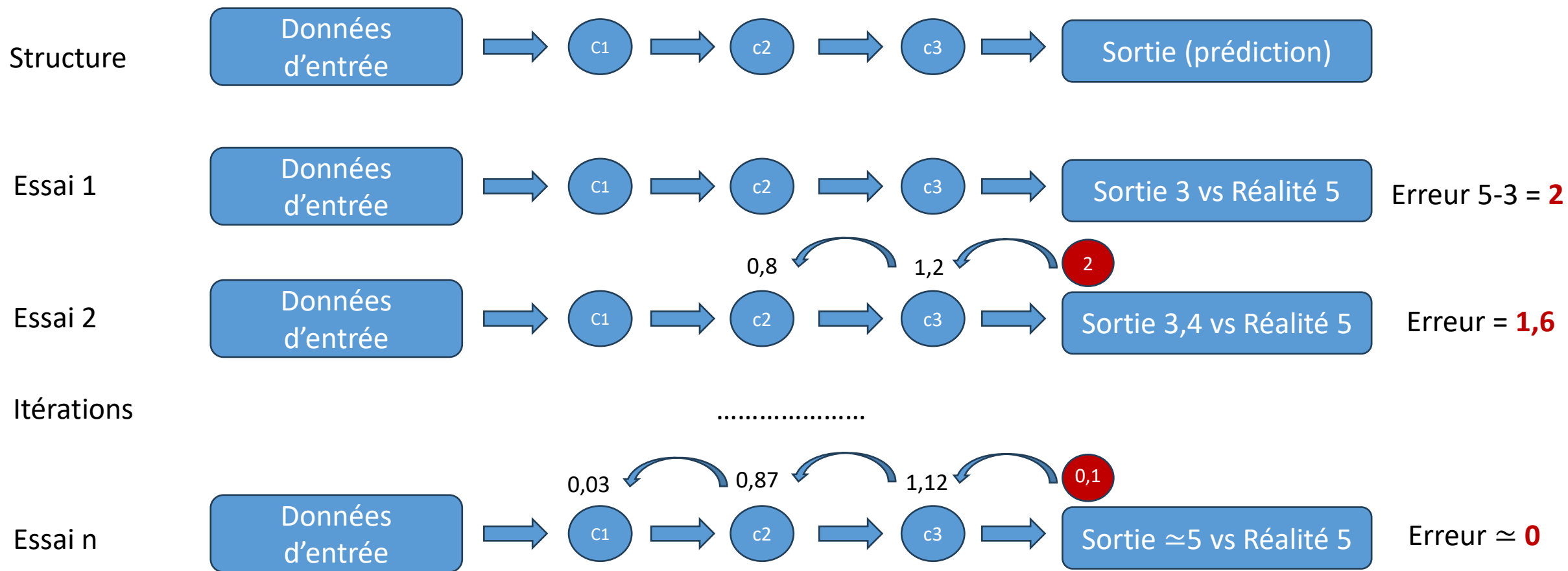


- Réseaux de « neurones » profonds
 - Traitent les données brutes (ex: imagerie)
 - Les décomposent et les croisent pour trouver celles qui ont le plus de poids (statistique) pour expliquer un résultat (l'état fonctionnel à distance)

L. Legris, O. Detante, B. Lemasson, Intérêt de l'intelligence artificielle pour la prédiction du pronostic post-AVC, Pratique Neurologique - FMC, Volume 16, Issue 1, 2025, Pages 56-61



L'arme de l'IA: Backpropagation



→ Le modèle « apprend » en répartissant l'erreur des dernières couches vers les premières

IA: nouvelles possibilités

- Pas gêné par quantité de données et leur absence de structure
- Possibilité de « nourrir » les algorithmes avec les données d'imagerie!
- Très peu de traitement des images nécessaire



IA vs le neurologue vasculaire!



- Patients post thrombectomie mécanique M1
- Modèle issu d'apprentissage profond vs 5 neurologues
- Objectif: déterminer le mRS (ordinal 0 à 6 et binaire $mRS \leq 2$) à 3 mois depuis données cliniques, IMR diffusion et perfusion

Herzog L, et al. Deep Learning Versus Neurologists: Functional Outcome Prediction in LVO Stroke Patients Undergoing Mechanical Thrombectomy. Stroke. 2023 Jul;54(7):1761-1769.



AVC
Normandie



→ L'IA gagne avec données cliniques et de diffusion AUROC 0.766 [0.727–0.803].
Performance IA (accuracy, 72% [67.8%–76%] versus 64% [59.8%–68.4%] with clinical and imaging data)).

Perf. hétérogènes dans le groupe de neurologues

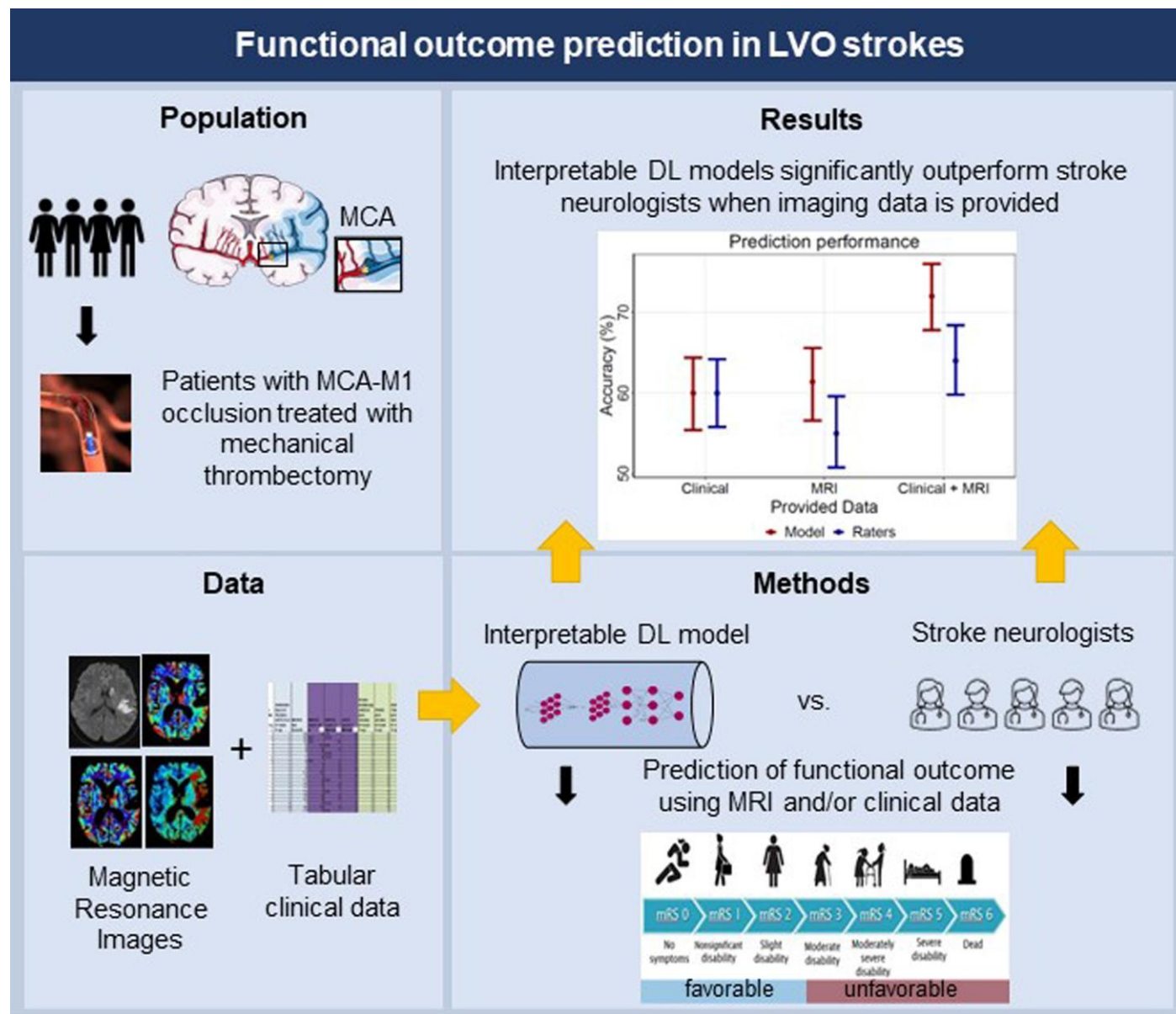


Tableau I. Revue des principaux articles de la littérature concernant l'utilisation d'algorithmes d'IA et le pronostic de récupération post-AVC aigu.

Référence	Population d'intérêt	Population (n)	Données en entrée	Meilleur modèle utilisé	Outcome utilisé	Performances
Heo et al., 2019 [7]	Infarctus avec TM	2604, monocentrique	Données cliniques	DL	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	AUC 0,888 (0,873–0,903)
Hilbert et al., 2019 [8]	Infarctus avec TM	1526, multicentrique	CT-angiographie J0	DL (RFNN-ResNet)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	AUC 0,71 (0,62–0,75)
Nishi et al., 2020 [9]	Infarctus avec TM	324, multicentrique	IRM J0 (DWI)	DL (CNN)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	AUC 0,81 ($\pm$ 0,06)
Brugnara et al., 2020 [10]	Infarctus	246, monocentrique	Caractéristiques extraites de CT J0 Données de TM Données cliniques	ML (<i>gradient boosting</i>)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	<i>Accuracy</i> 0,804 AUC 0,856 (0,850–0,861)
Bacchi et al., 2020 [11]	Infarctus avec TIV	204, bicentrique	Non-contrast CT J0 Données cliniques	DL (CNN + ANN)	mRS [0–1] à 3 mois	<i>Accuracy</i> 0,74 AUC 0,75
Jiang et al., 2021 [12]	Infarctus	1431, bicentrique	Caractéristiques extraites de CT Données cliniques	ML (extreme gradient boosting)	mRS 3 mois	<i>Accuracy</i> 0,728 AUC 0,80
Hamann et al., 2021 [13]	Infarctus avec TM	222, monocentrique	IRM J0 (DWI et PWI) Données cliniques	ML (<i>random forest</i>)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	AUC 0,675 (0,602, 0,748)
Moulton et al., 2022 [14]	Infarctus	322, multicentrique	IRM J1 (DWI)	DL (3D CNN)	mRS 3 mois	<i>Accuracy</i> 0,79 (0,74–0,83) AUC 0,83 (0,78–0,87)
Jo et al., 2023 [15]	Infarctus	4147, multicentrique	IRM J0 (DWI)	ML (<i>random forest</i> , régression logistique, <i>gradient boosting</i>) + DL (CNN)	mRS $\geq$ 3 mois	AUC 0,786 (0,757–0,814)
Wong et al., 2022 [16]	Infarctus	875, monocentrique	IRM J0 (DWI + ADC) Données cliniques	DL (U-Net)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	AUC 0,80 (0,76–0,83)
Herzog et al., 2023 [17]	Infarctus avec TM	222, monocentrique	IRM J0 (DWI et PWI) Données cliniques	DL (ONTRAMS)	mRS $\leq$ 2 à 3 mois	<i>Accuracy</i> 0,72 (0,678–0,76)
Park et al., 2024 [18]	Infarctus	1925, bicentrique	IRM J0 (DWI) Données cliniques	DL (nnUnet)	mRS $\geq$ 3 mois	AUC 0,808
Liu et al., 2024 [19]	Infarctus	1335, multicentrique	<i>Non-contrast</i> CT [J1-J7] Données cliniques	DL (ResNet) + support-vector machines	mRS > 2 à 3 mois	AUC 0,91 (0,89–0,92)

Accuracy : précision ((VP+VN)/total) ; ANN : *artificial neural network* ; AUC : aire sous la courbe ROC ; CNN : *convolutional neural network* ; CT : *computed tomography (scanner)* ; DL : *deep learning* ; DWI : *diffusion-weighted imaging* ; IRM : imagerie par résonance magnétique ; mRS : score de Rankin modifié ; mTICI : score de Thrombolysis In Cerebral Infarction (TICI) modifié ; ONTRAMS : *ordinal neural network transformation model* ; PWI : *perfusion weighted imaging* ; RFNN: *receptive field neural networks* ; ResNet : *Residual Networks* ; TIV : thrombolyse intra-veineuse ; TM : thrombectomie mécanique.



Limites des modèles

- Données sélectionnées (patients issus d'études, critères de sélection) → extrapolation?
- Issues de protocoles de recherches donc données issues de sources multiples (imagerie, observations...) déjà regroupées → faisable en routine?
- Actuellement concerne surtout les AVCi
- Sans doute nécessaire de séparer les différents types d'AVC (I,H,HSA...)



Problèmes pratiques

- Multiplicités des critères d'évaluation du fonctionnement
 - Autonomie Globale... mais à quoi cela correspond pour un patient donné?
 - Déplacement/mobilité (marche, transferts...)
 - Préhension
 - Toilette/Habillage
 - Continence
 - Cognition/communication
 - Sexualité
 - Participation sociale: loisirs, travail
 - Qualité de vie
- Dépendance aux jeux de données...
- Analyse confirmatoire. Analyse de sensibilité



Problèmes éthiques

- Boite noire des modèles IA
- Protection des données
- Prédiction autoréalisatrice
- Nécessité d'une valeur prédictive négative excellente si la prédiction sert à allouer les ressources de soins
- Risque de modèles qui « figent » la pratique
- Culture du résultat vs culture du Care



Conclusion

- IA = bond technologique → nouvelles opportunités
- Pas encore de solution utilisable et utile en pratique clinique
- Nombreuses recherches nécessaires pour modèles fiables
- Adaptation nécessaire des outils cliniques pour devenir utilisables (données d'entrée)
- Pas évident que l'IA améliore nos pratiques en termes de prédiction fonctionnelle dans les prochaines années... tant mieux?