

# L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN SANTÉ

**PR DELPHINE MAUCORT-BOULCH**

SERVICE DE BIOSTATISTIQUE, PÔLE SANTÉ PUBLIQUE DES HCL

UMR CNRS 5558 LABORATOIRE DE BIOMÉTRIE ET BIOLOGIE EVOLUTIVE

17/10/2024 -

Université Claude Bernard  Lyon 1

**HCL**  
HOSPICES CIVILS  
DE LYON

  
**LBBE**  
BIOMETRIE ET BIOLOGIE EVOLUTIVE

[www.chu-lyon.fr](http://www.chu-lyon.fr)

# OBJECTIFS DU COURS

- Comprendre les concepts fondamentaux de l'IA
  - Explorer les applications de l'IA en médecine
  - Discuter des enjeux éthiques et des défis
- 
- Aucun conflit d'intérêt à déclarer

# UNE BRÈVE HISTOIRE



# DÉFINITION

## UN CONTEXTE SOCIÉTAL

- Ensemble des théories et techniques permettant à des machines de réaliser des tâches en simulant une intelligence humaine
- Hétérogénéité des domaines couverts (finances, robotique, imagerie,...) et des méthodes (réseaux de neurones, forêts aléatoires, modèles,...)
- Résolution de tâches complexes par apprentissage
- Pas d'intelligence propre (intelligence faible)
- Grandes performances sur domaines très pointus (cf jeux)

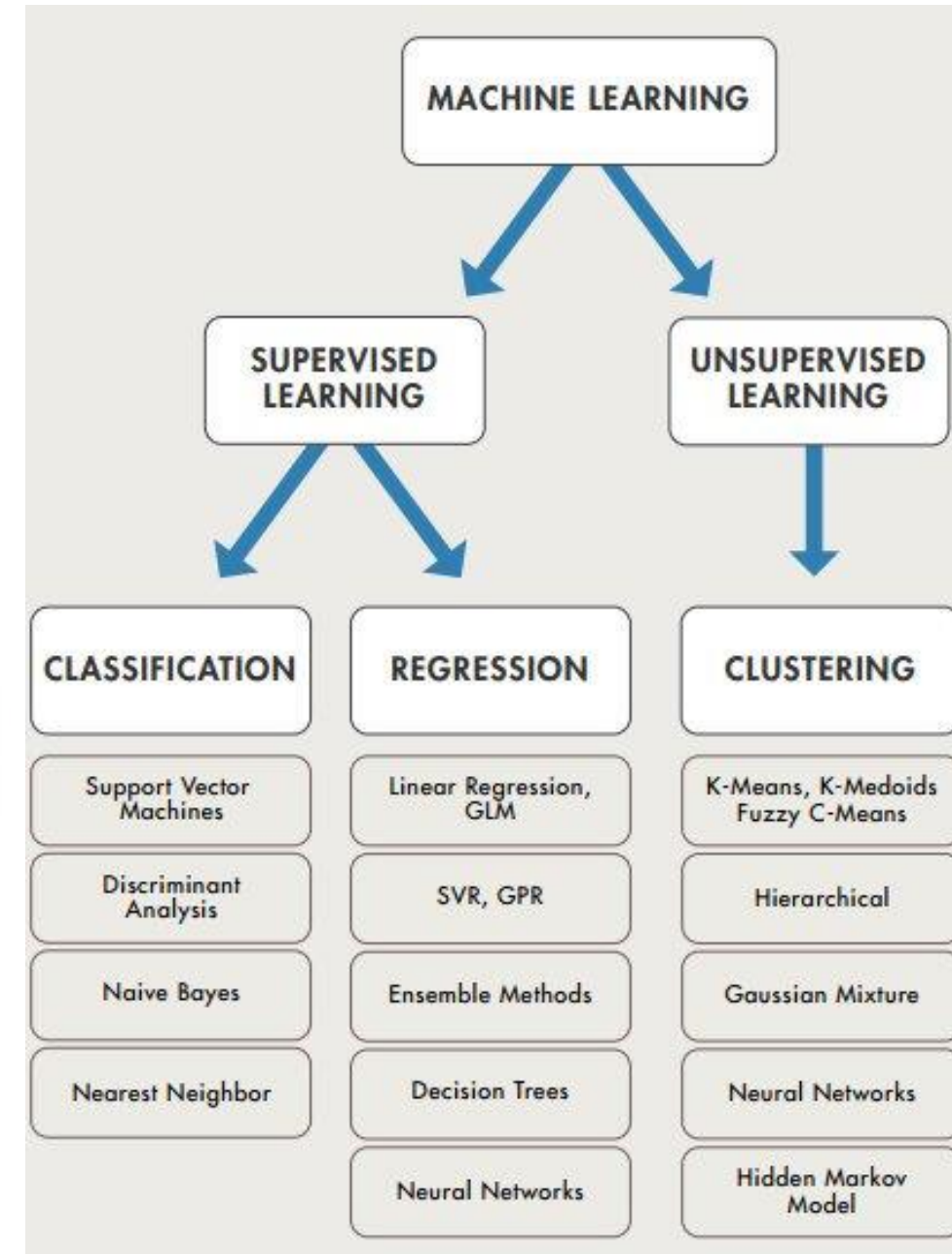
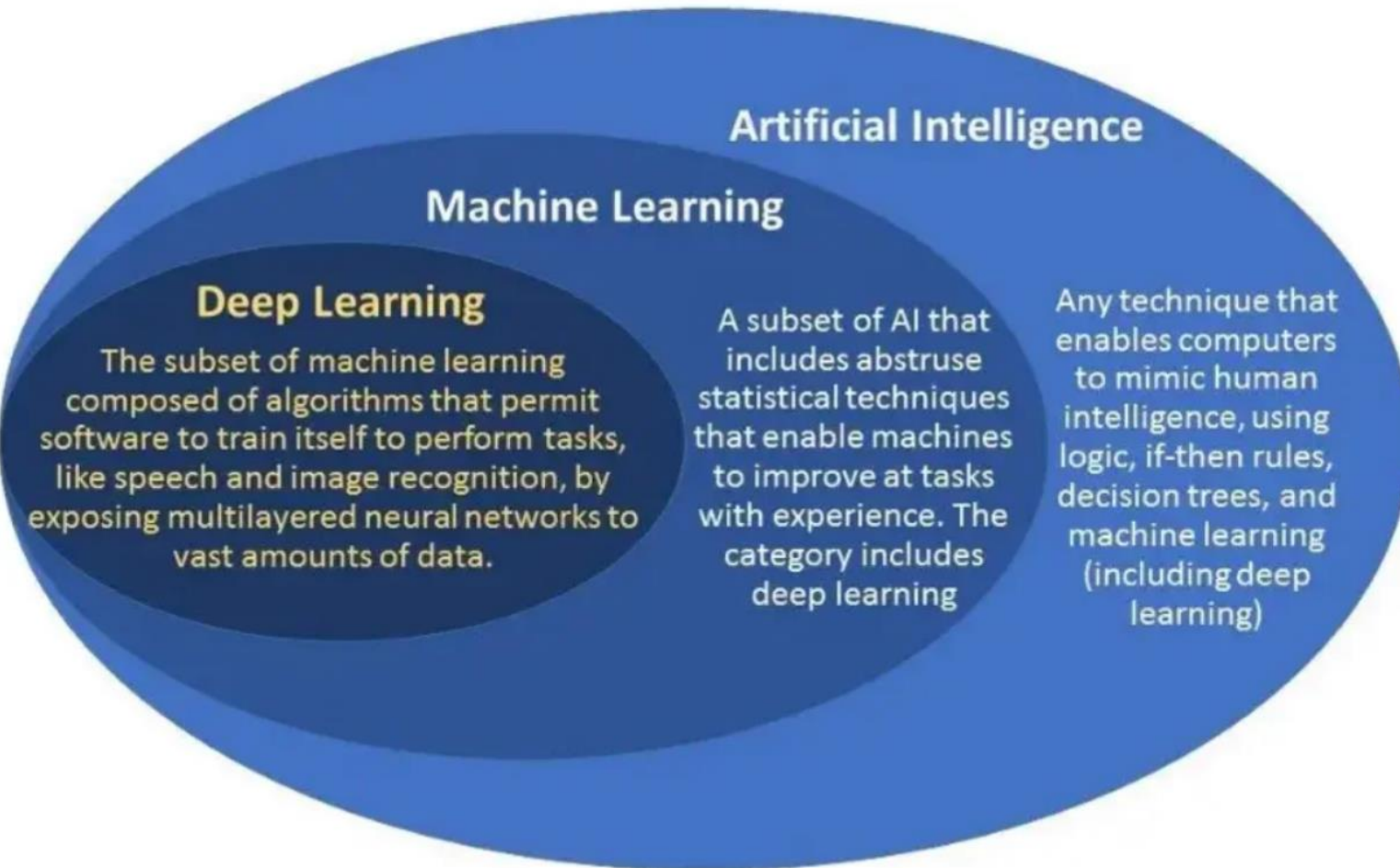
# DES PROGRÈS INTÉGRÉS

- Pas d'IA sans Big Data et pas de Big Data sans IA
- Requiert des données massives (imagerie, SNIIRAM, objets connectés,...)
- Explosion de la puissance de calcul (GPU, Graphics Processing Unit)
- Loi de Moore: évolution de la puissance de calcul des ordinateurs et de la complexité du matériel informatique





# AI, ML, DL



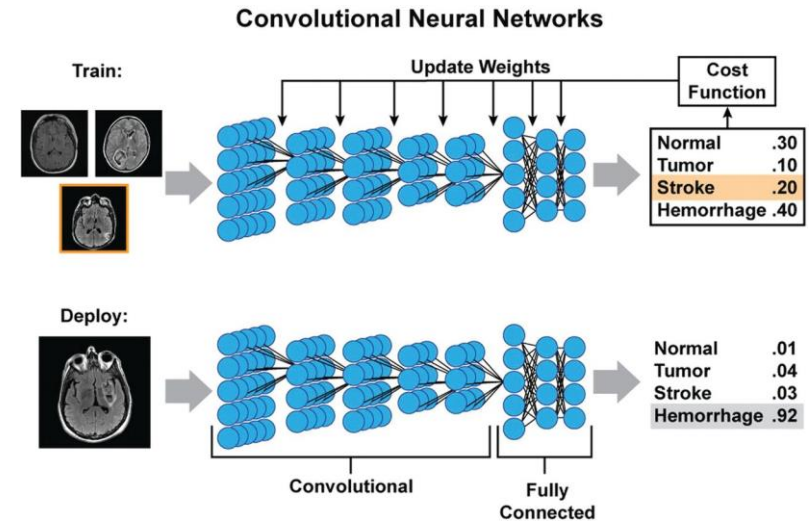
## CONTEXTE

- **Machine learning (apprentissage automatique)** construit des algorithmes qui peuvent apprendre des données
- **Apprentissage statistique** est une branche des statistiques appliquées qui émerge en réponse au machine learning, en mettant l'accent sur les modèles statistiques et l'évaluation de l'incertitude
- **Data science** est l'extraction de connaissances en utilisant des idées mathématiques, statistiques, du machine learning, des sciences informatiques, de l'ingénierie

Toutes ces approches sont très similaires avec différents focus

# ALGORITHMES ET MODÈLES

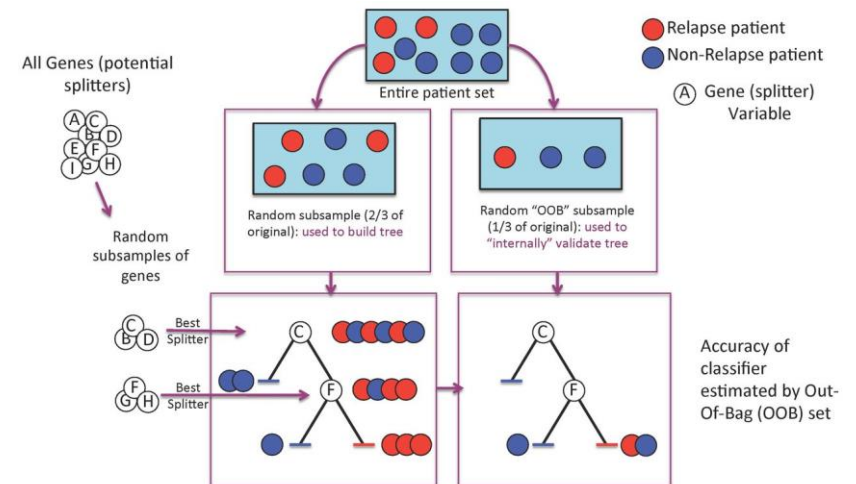
- Machine learning
- Classification
  - Réseaux de neurones (convolutionnels)
  - Vecteur support machine
  - Forêts aléatoires



- Régression

$$y_i = f(\alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots)$$

- Apprentissage non supervisé/supervisé





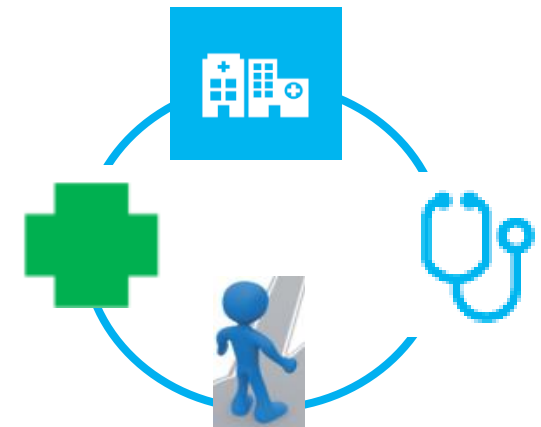
# LES DONNÉES

- “insufficient performance of predictive models, difficulties to interpret complex model predictions, and lack of validation via prospective clinical trials that demonstrate a clear benefit compared to the standard of care.”  
*Frohlich et al BMC medicine 2018*
- Data driven / overfitting / optimisme
  - Représentativité des données/échantillonnage
  - Nécessité de validation
  - Hétérogénéité de la nature des variables utilisées
  - Modalités d'évaluation des performances adaptées
  - Coûts des erreurs de prédiction/décision médicale
  - Question de l'inférence et de la causalité
- Partage et confidentialité des données (partage élargi, RGPD)
- Volonté politique (AMI 3IA, Health Data Hub)

# LYON PRÉCURSEUR

10

- Dès 2004, déploiement généralisé sur 14 établissements (IPP, briques logiciels,...)
- Identification commune des patients en AURA (SISRA: partager des métadonnées cliniques → + de 6 millions de patients avec clé régionale commune)
- Dernière décennie, travail précoce sur un entrepôt de données efficient (conformité CNIL 2022)
  - Amélioration des usages
  - Accélération de la connaissance
- Des projets actifs
  - myHCL (interface patient-hôpital), myHCLpro
  - Oncoral: parcours de soins ville hôpital (Pr C.Rioufol)
  - ImmuCare (effets indésirables) (Pr PJ.Souquet, Pr S.Dalle, Dr Lopez)
  - Paradis (sondes glycémiques connectées) (Pr C.Thivolet)
  - Compilio (dossier partagé enfants en situation de handicap)
- AURAGEN France Génomique 2025 (Pr D.Sanlaville, Pr JY.Blay)



# IA EN SANTÉ

## AU SERVICE DE LA POPULATION ET DES INDIVIDUS

- Rapport Villani (<https://www.aiforhumanity.fr/>) : santé comme un des secteurs prometteurs d'application
- Impacte tous les domaines de la santé
  - La qualité des soins par
    - Une prise en charge personnalisée et prédictive affectant ainsi sécurité et coût
    - L'aide à la décision, la gestion des risques
  - le parcours de soins (orientation, optimisation, dispositifs de pré-diag.)
  - la gestion du patient par lui-même (objets connectés, réseau ville-hôpital)
- Au service de la médecine 5P (prédictive, préventive, personnalisée, participative, fondée sur les preuves)

# IA EN SANTÉ

## AU SERVICE DE LA POPULATION ET DES INDIVIDUS

- Objectif
  - diagnostique, pronostique, thérapeutique
  - Optimisation, pertinence (sécuriser) de la prise en charge
- 3 missions du CHU
  - Soins (diagnostic, pronostic, réponse thérapeutique)
  - Recherche
  - Formation

**INNOVATION**

# REDONNER DU TEMPS MÉDICAL

13

## PRIVILEGIER LA RELATION HUMAINE

- Utiliser l'IA pour toutes les tâches techniques à faible valeur ajoutée humaine
  - Dictée vocale
  - Analyse du texte
  - Classement
  - Synthèse
- Soulager la charge mentale (documentation secondaire)

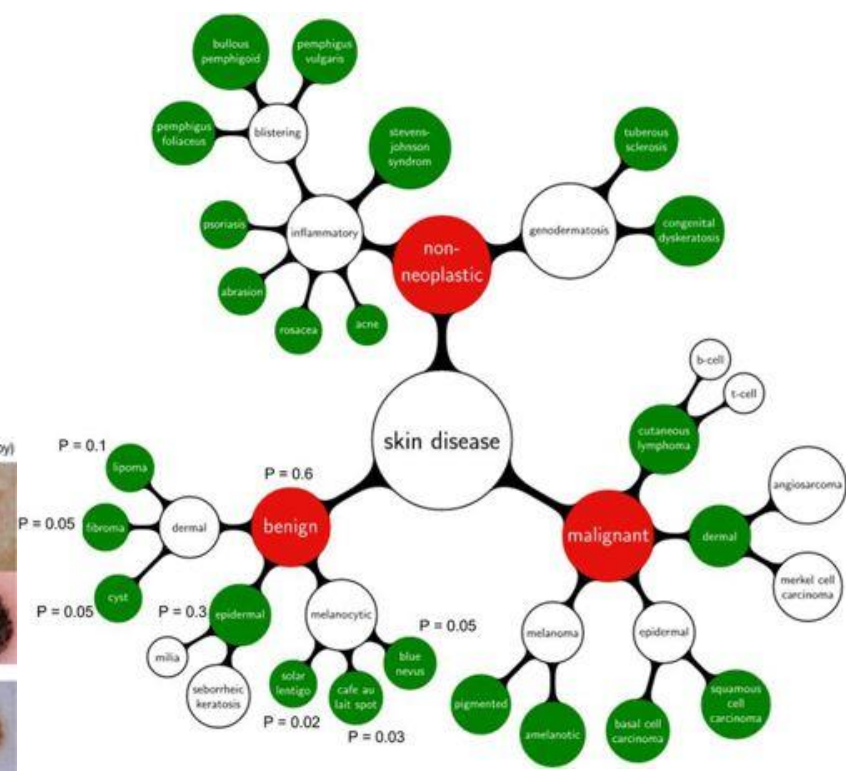
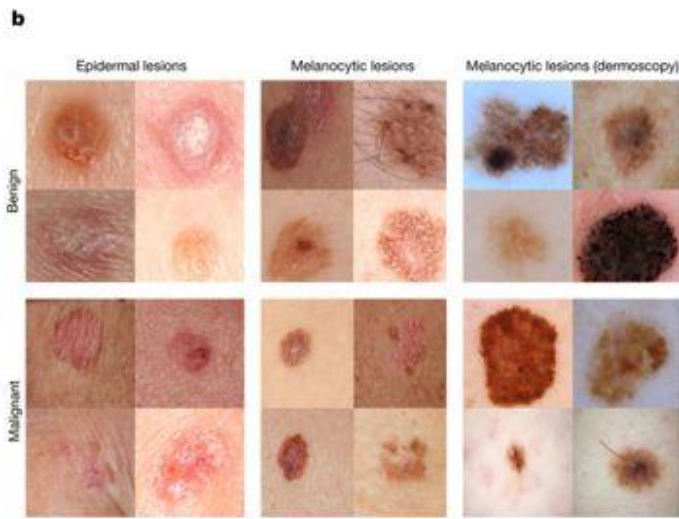
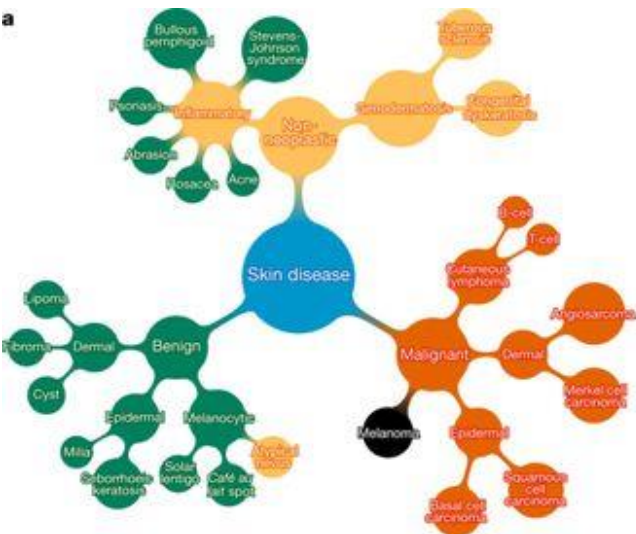
- Consultation assistée

<https://www.youtube.com/watch?v=jnGI0CBK3kM&feature=youtu.be>

# ORIENTER LE DIAGNOSTIC

- Inception (Stanford)
  - 130 000 images de peau
  - 2000 malades

$$P[u] = \sum_{v \in C(u)} P[v]$$



● Training Classes  
● Inference Classes



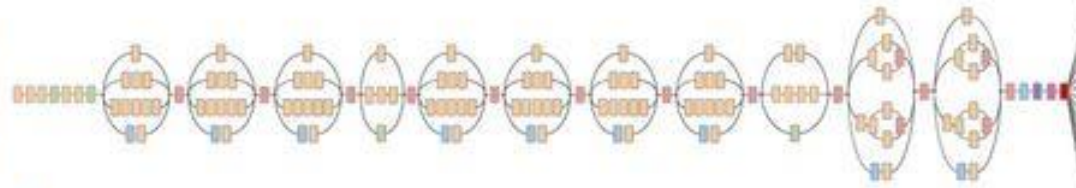
# INCEPTION (STANFORD)

Skin lesion image

Deep convolutional neural network (Inception v3)

Training classes (757)

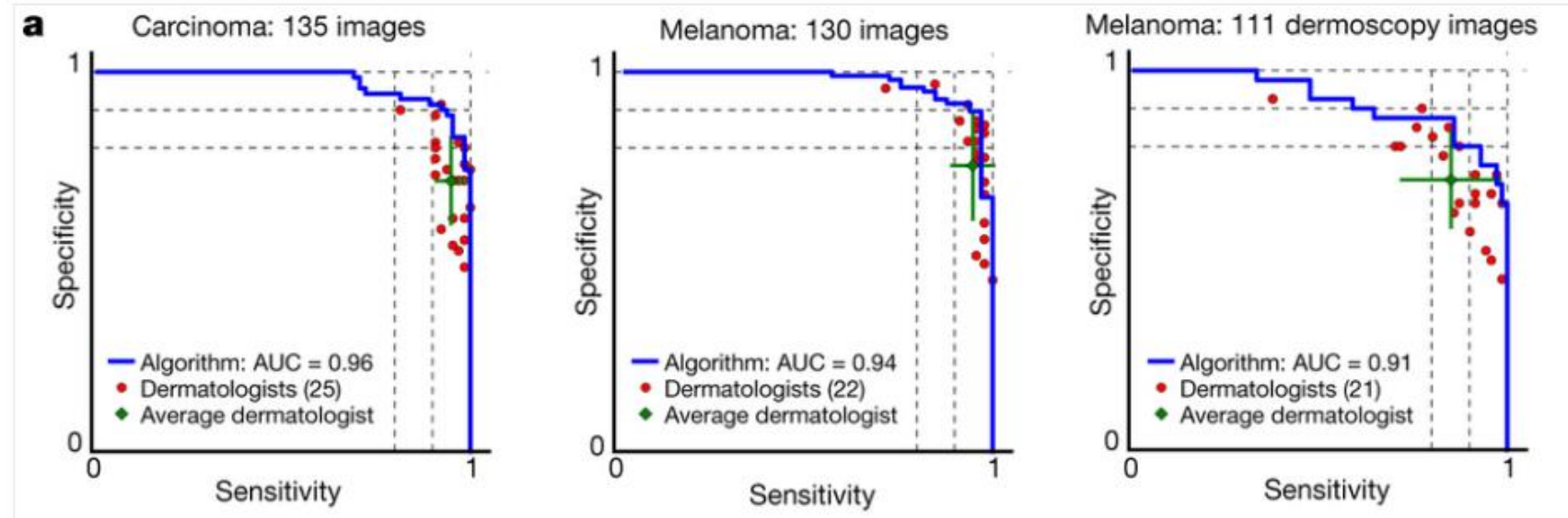
Inference classes (varies by task)



- Convolution
- AvgPool
- MaxPool
- Concat
- Dropout
- Fully connected
- Softmax

- Acral-lentiginous melanoma
- Amelanotic melanoma
- Lentigo melanoma
- ...
- Blue nevus
- Halo nevus
- Mongolian spot
- ...

- 92% malignant melanocytic lesion
- 8% benign melanocytic lesion



# ORIENTER LE DIAGNOSTIC DERMATOLOGIE, MELANOMES

## ORIGINAL RESEARCH

### Efficacy of smartphone applications in high-risk pigmented lesions

Alexander Ngoo,<sup>1</sup> Anna Finnane,<sup>1</sup> Erin McMeniman,<sup>1,2</sup> Jean-Marie Tan,<sup>1</sup> Monika Janda<sup>3</sup>

Department of Dermatology,  
Health and Biomedical  
Australia

**Conclusions:** None of the melanoma apps tested had high enough agreement with the dermatologist's clinical opinion to be considered to provide additional benefit to patients in assessing their skin for high-risk pigmented lesions. The low sensitivity in detecting lesions that are suspicious to a trained specialist may mean false reassurance is being given to patients. Development of highly sensitive and specific melanoma apps remains a work in progress.

**Key words:** dermatology, melanoma, smartphone, telehealth.

melanoma apps tested with the dermatologist's clinical opinion to provide additional benefit to patients in assessing their skin for high-risk pigmented lesions. The low sensitivity in detecting lesions that are suspicious to a trained specialist may mean false reassurance is being given to patients. Development of highly sensitive and specific melanoma apps remains a work in progress.

melanoma, smartphone,

#### DISCUSSION

Some applications, or apps, assess the risk of skin lesions developed by using apps (melanoma apps) to detect pigmented lesions using algorithms, without clinician input. Melanoma prevention and detection apps conducted in 2015 found 59 different apps that could be categorised as either educational apps, diary apps storing photos for comparison, store and forward teledermatology apps and melanoma apps.

In the absence of population-based screening for melanoma, the use of smartphone apps for skin assessment is a promising area for research.

mitted, respectively. Interrater agreement between dermatologists and apps was poor ( $\kappa = -0.01$ ;  $SE = 0.16$ ;  $P = 0.97$ ) to slight ( $\kappa = 0.16$ ;  $SE = 0.09$ ;  $P = 0.12$ ).



ESMO GOOD SCIENCE  
BETTER MEDICINE  
EVIDENCE-BASED PRACTICE

# ORIENTER LE DIAGNOSTIC MELANOMES

ORIGINAL ARTICLE

Annals of Oncology 0: 1–7, 2018  
doi:10.1093/annonc/mdy166

17

DERMATO

## Une intelli mélanome

Par Sciences et Avenir

## Une équipe de cher algorithme d'intelli performances surp

# Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists

H. A. Haenssle<sup>1\*,†</sup>, C. Fink<sup>1†</sup>, B. Schneiderbauer<sup>1</sup>, F. Toberer<sup>1</sup>, T. Buhl<sup>2</sup>, A. Blum<sup>3</sup>, A. Kalloo<sup>4</sup>,  
A. Ben Hadj Hassen<sup>5</sup>, L. Thomas<sup>6</sup>, A. Enk<sup>1</sup> & L. Uhlmann<sup>7</sup>

<sup>1</sup>Department of Dermatology, University of Heidelberg, Heidelberg; <sup>2</sup>Department of Dermatology, University of Göttingen, Göttingen; <sup>3</sup>Office Based Clinic of Dermatology, Konstanz, Germany; <sup>4</sup>Dermatology Service, Department of Medicine, Memorial Sloan Kettering Cancer Center, New York, USA; <sup>5</sup>Faculty of Computer Science and Mathematics, University of Passau, Passau, Germany; <sup>6</sup>Department of Dermatology, Lyons Cancer Research Center, Lyon 1 University, Lyon, France; <sup>7</sup>Institute of Medical Biometry and Informatics, University of Heidelberg, Heidelberg, Germany

\*Correspondence to: Prof. Dr med. Holger A. Haenssle, Department of Dermatology, University of Heidelberg, Im Neuenheimer Feld 440, 69120 Heidelberg, Germany. Tel: +49-6221-56-39555; Fax: +49-6221-56-4996; E-mail: Holger.Haenssle@med.uni-heidelberg.de

†Both authors contributed equally as co-first authors.

**Background:** Deep learning convolutional neural networks (CNN) may facilitate melanoma detection, but data comparing a CNN's diagnostic performance to larger groups of dermatologists are lacking.

**Methods:** Google's Inception v4 CNN architecture was trained and validated using dermoscopic images and corresponding diagnoses. In a comparative cross-sectional reader study a 100-image test-set was used (level-I: dermoscopy only; level-II: dermoscopy plus clinical information and images). Main outcome measures were sensitivity, specificity and area under the curve (AUC) of receiver operating characteristics (ROC) for diagnostic classification (dichotomous) of lesions by the CNN versus an international group of 58 dermatologists during level-I or -II of the reader study. Secondary end points included the

2018

# ORIENTER LE DIAGNOSTIC MELANOMES

## Test-set-300

We created a 300-image test-set including 20% melanomas (*in situ* and invasive) of all body sites and of all frequent histotypes, and 80% benign melanocytic nevi of different subtypes and body sites including the so-called ‘melanoma simulators’ (supplementary Table S1, available at *Annals of Oncology* online). As almost two-third of benign nevi were non-excised lesions validated by follow-up examinations, this dataset represented a spectrum of melanocytic lesions as typically encountered in daily clinical routine. Images of the test-set-300 were retrieved from the high-quality validated image library of the Department of Dermatology, University of Heidelberg, Germany. Various camera/dermoscope combinations were used for image acquisition. No overlap between datasets for training/validation and testing was allowed.

Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists

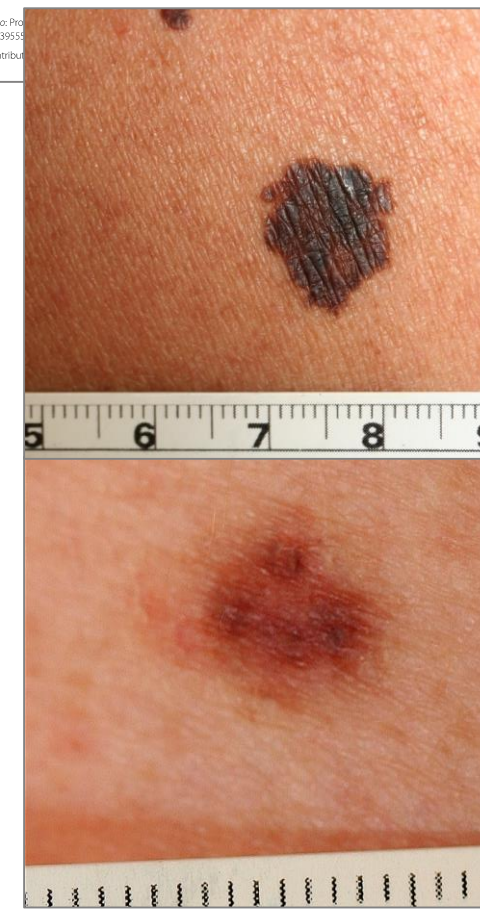
H. A. Haenssle<sup>1\*</sup>, C. Fink<sup>1†</sup>, R. Schneiderbauer<sup>1</sup>, F. Toberer<sup>1</sup>, T. Buhl<sup>2</sup>, A. Blum<sup>3</sup>, A. Kalloo<sup>4</sup>, A. Ben Hadj Hassen<sup>5</sup>, L. Thomas<sup>6</sup>, A. Enk<sup>1</sup> & L. Uhlmann<sup>7</sup>

<sup>1</sup>Department of Dermatology, University of Heidelberg, Heidelberg; <sup>2</sup>Department of Dermatology, University of Göttingen, Göttingen; <sup>3</sup>Office Based Clinic of Dermatology, Konstanz, Germany; <sup>4</sup>Dermatology Service, Department of Medicine, Memorial Sloan Kettering Cancer Center, New York, USA; <sup>5</sup>Faculty of Computer Science and Mathematics, University of Passau, Passau, Germany; <sup>6</sup>Department of Dermatology, Lyons Cancer Research Center, Lyon 1 University, Lyon, France; <sup>7</sup>Institute of Medical Biometry and Informatics, University of Heidelberg, Heidelberg, Germany

\*Correspondence to: Prof. Dr. H. A. Haenssle, Department of Dermatology, University of Heidelberg, Im Neuenheimer Feld 168, 69120 Heidelberg, Germany. Tel: +49-6221-56-39555

†Both authors contributed equally to this work.

© 2018 Haenssle et al. All rights reserved. For all other use, please see <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>





# ORIENTER LE DIAGNOSTIC

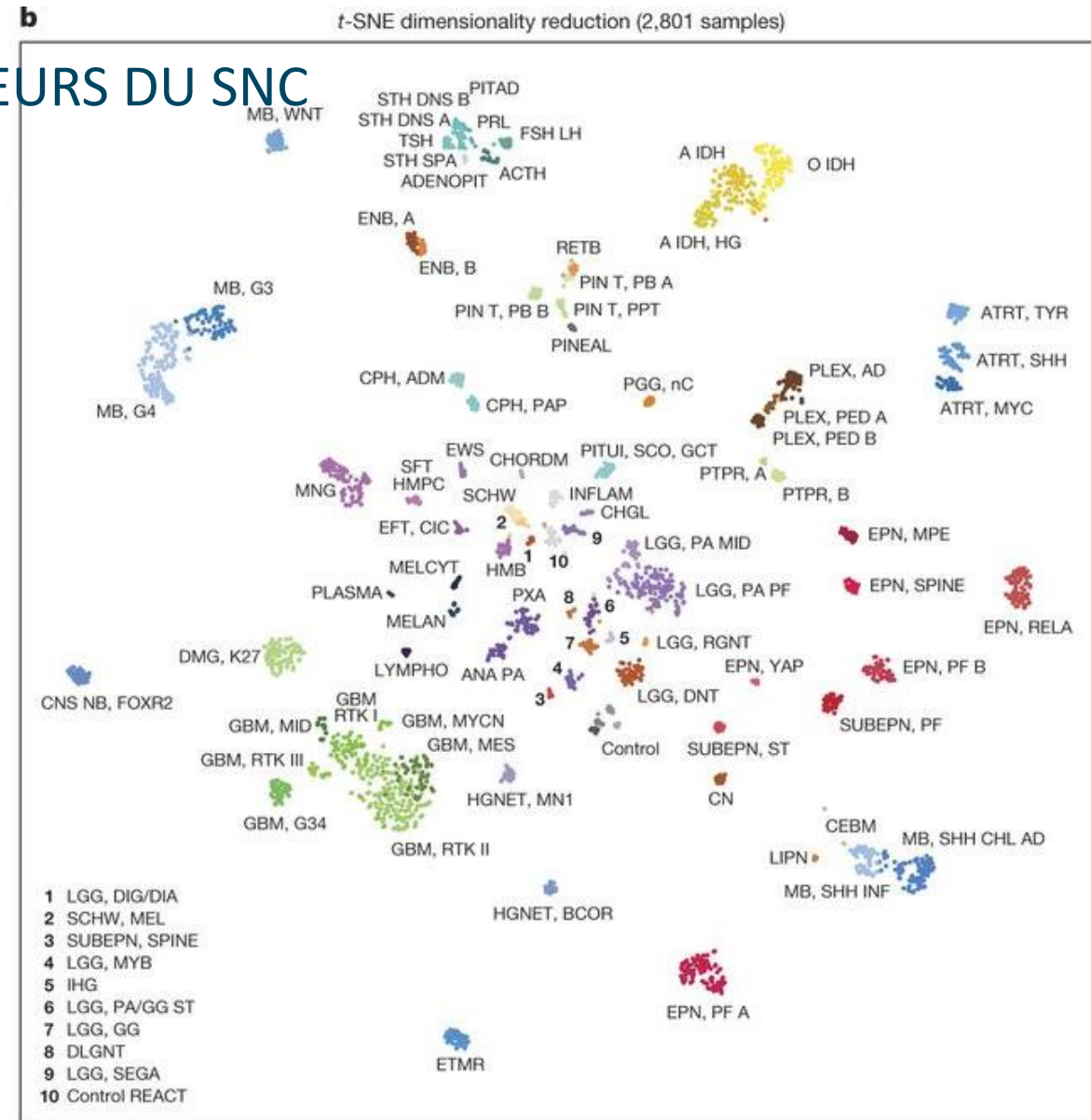
## CLASSIFICATION DIAGNOSTIQUE DE TUMEURS DU SNC

Hétérogénéité histologique et pronostique (astrocytomes, glioblastomes, gliomes, épendymomes, ...).

Classification OMS 76 entités anapath + 7 variants

La méthylation de l'ADN caractéristique de l'origine tumorale

Apprentissage: 2801 échantillons de 91 classes de méthylation



# ORIENTER LE DIAGNOSTIC

## CLASSIFICATION DIAGNOSTIQUE DE TUMEURS DU SNC

### Validation externe :

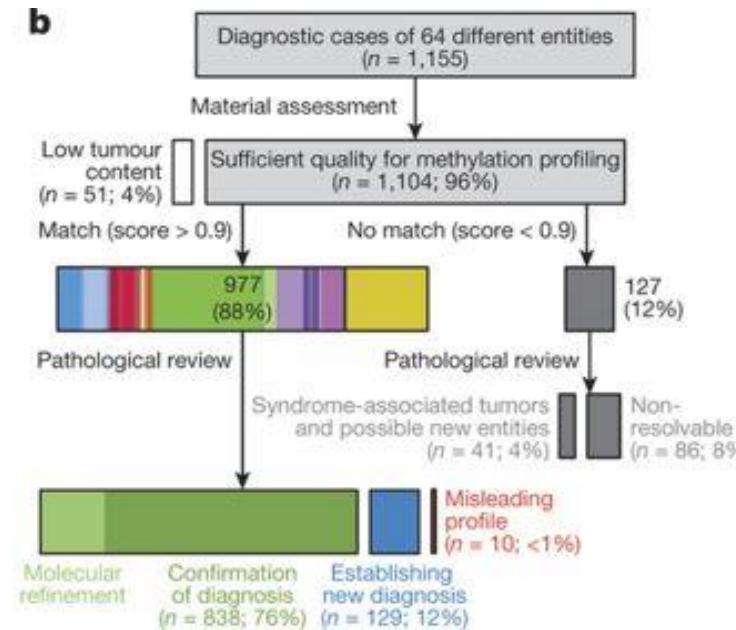
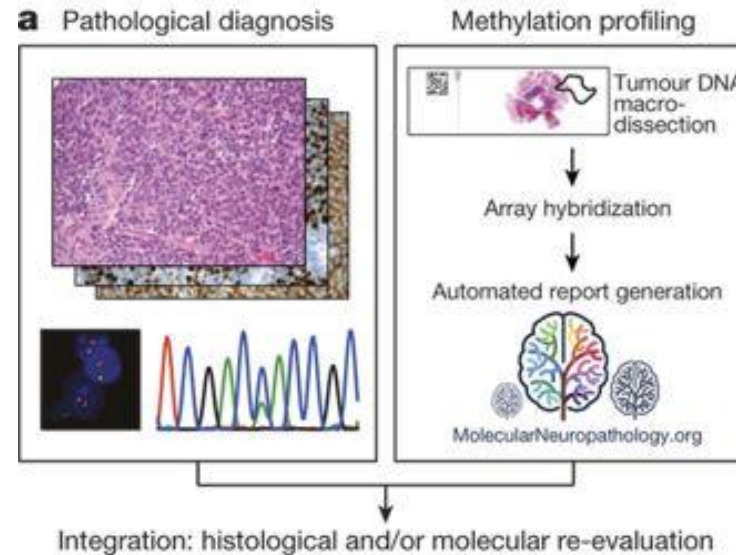
1155 échantillons

1104 analysables

977/1104 (88%) classés

838/977 (86%) concordants

139 désaccords dont 129 révisions en faveur de la classification méth





# IMAGERIE

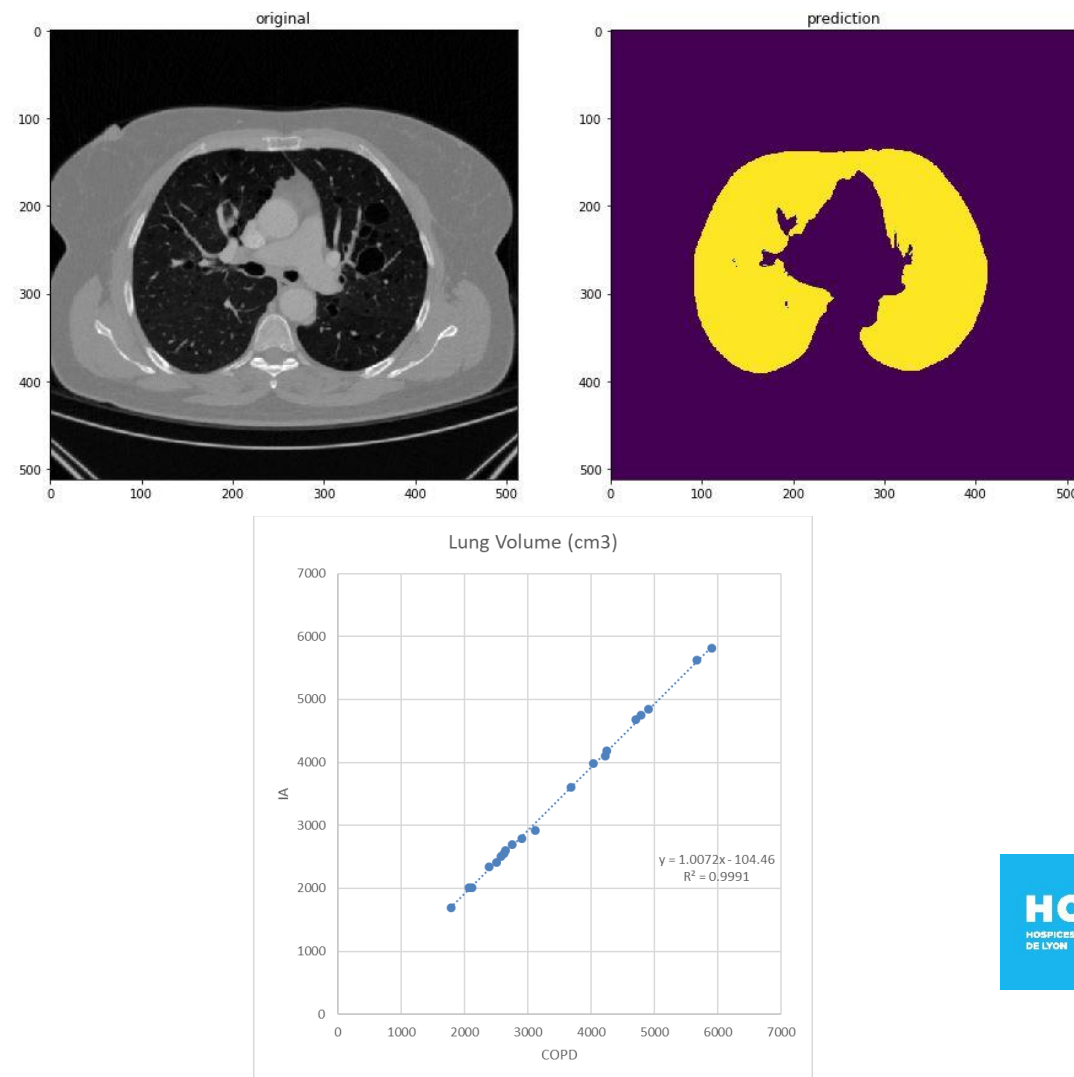
## UNE SUCCESS STORY

- Première discipline impactée avec l'intérêt majeur en vision assistée par ordinateur (computer vision)
- En routine clinique: mammographie, radio de thorax, fractures
- Répondre à une question clinique à laquelle on ne pouvait pas répondre avant
  - Analyse de gros volumes de données, études longitudinales de biomarqueurs radiologiques en corrélation avec l'évolution clinique, biologique...
  - Amélioration de la qualité des soins (ex: irradiation/scanner)
  - Segmentation complexe (poumon fibrose)
- Développer de nouvelles façons de créer des IA et d'analyser les résultats
  - Utilisation du scanner spectral (MICCAI 2019)
  - Développement d'outils rapides de segmentation et d'analyse des résultats

# ORIENTER LE PRONOSTIC

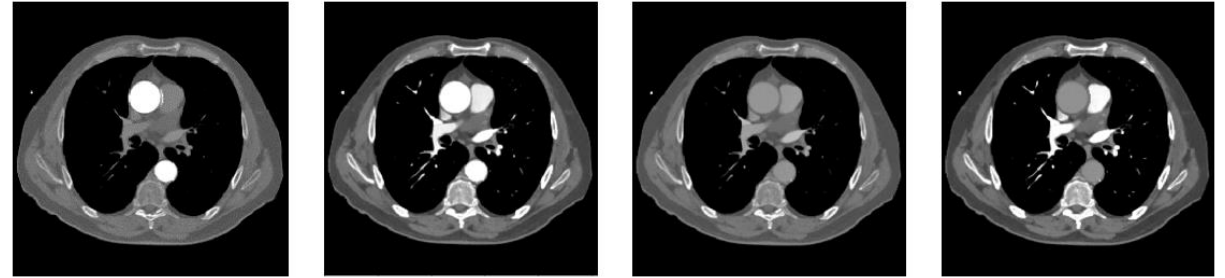
## PERTE DE VOLUME PULMONAIRE MOYENNE

- Evolution des volumes pulmonaires pneumopathies interstitielles diffuses dans les formes progressives idiopathiques (FPI) vs Non FPI
- 740 patients suivi sur 10 ans (4404 scanners)
- Corrélation avec les données de l'EFR + Perte Volume/an
- Perte de volume pulmonaire FPI/Non FPI = 650 vs 240 mm<sup>3</sup> / jour

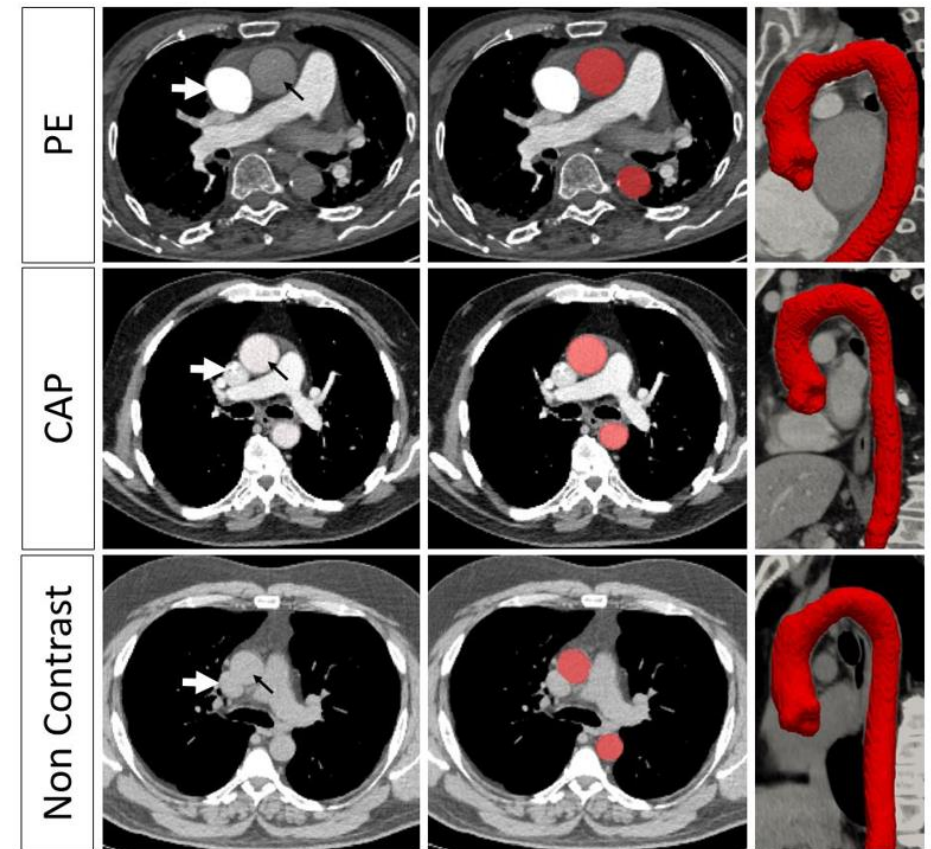


# PRÉDICTION

## SEGMENTATION DE L'AORTE

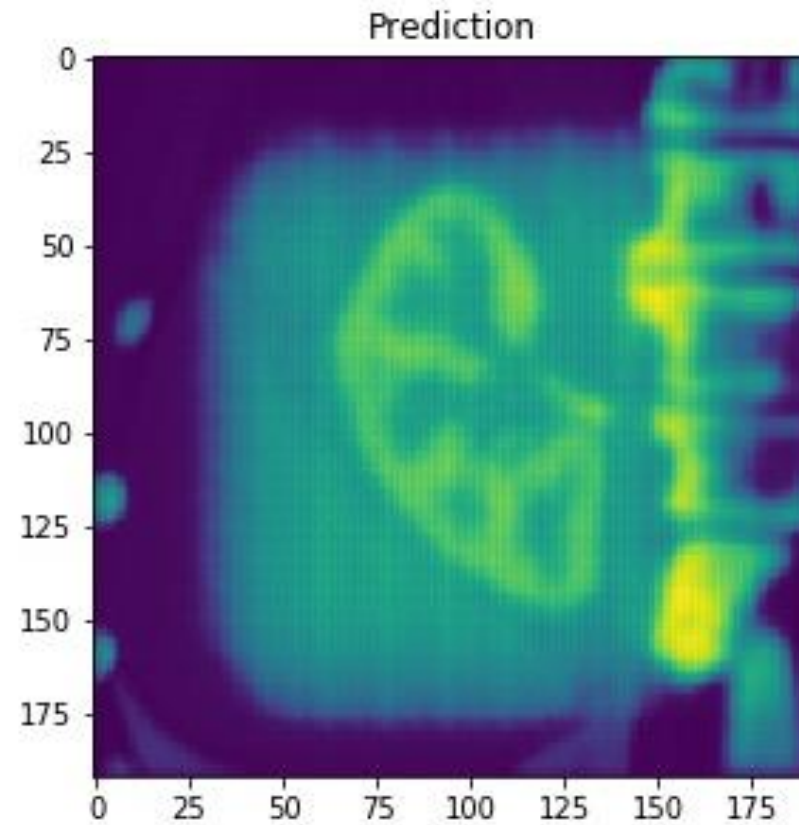
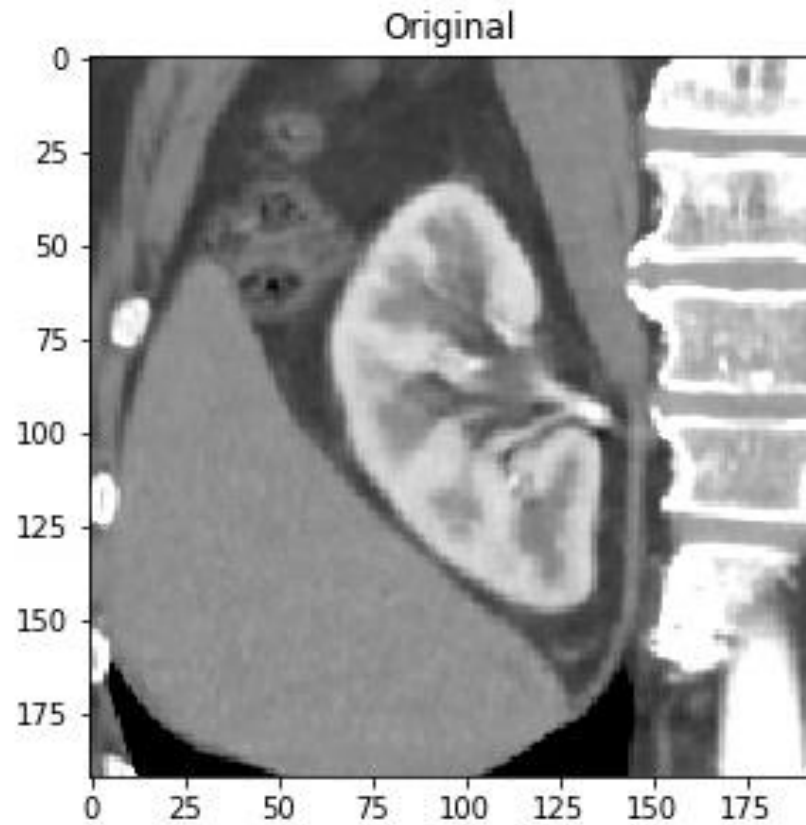


- Utiliser les images scanner double énergie pour apprendre le concept d'aorte indépendamment de l'injection de produit de contraste
- Entraînement/validation : 150 / 70 cas
- Collaboration Philips (bourse de thèse CIFRE)



# PREDICTION

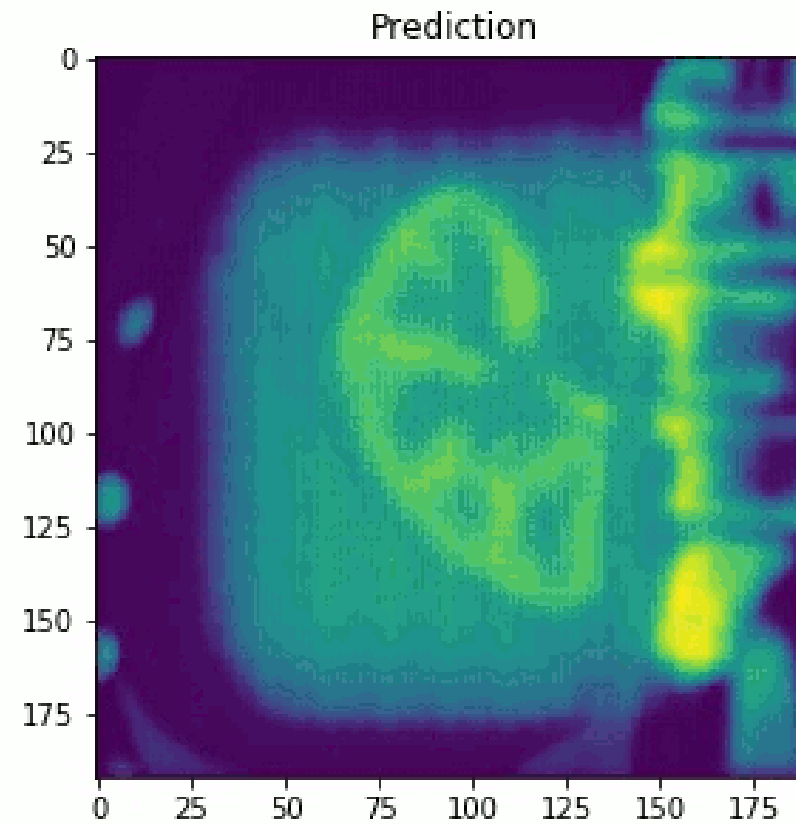
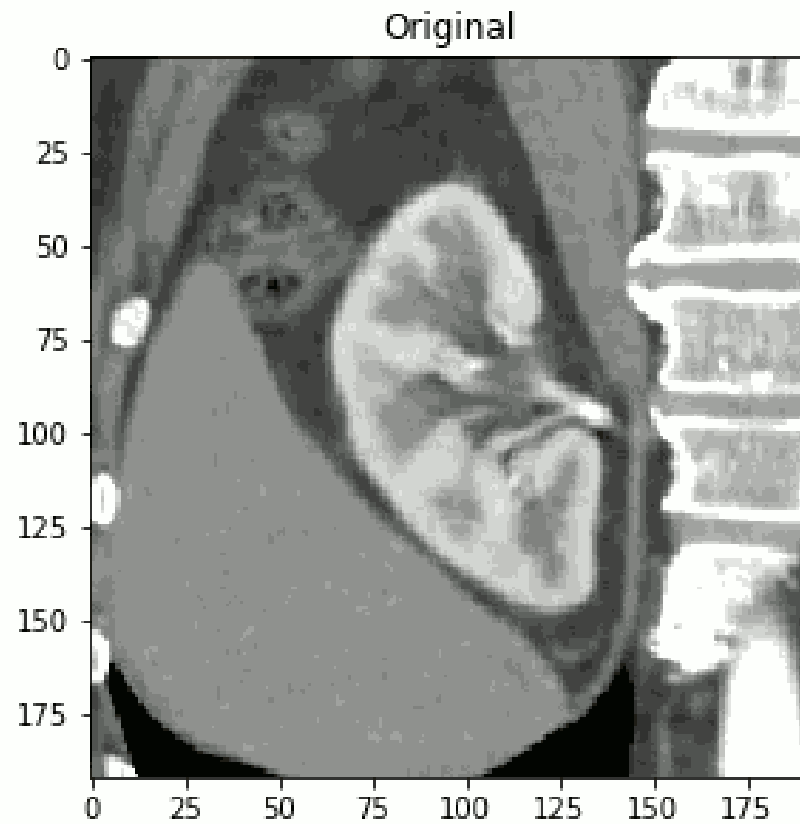
## SEGMENTER LE CORTEX RENAL



# PREDICTION

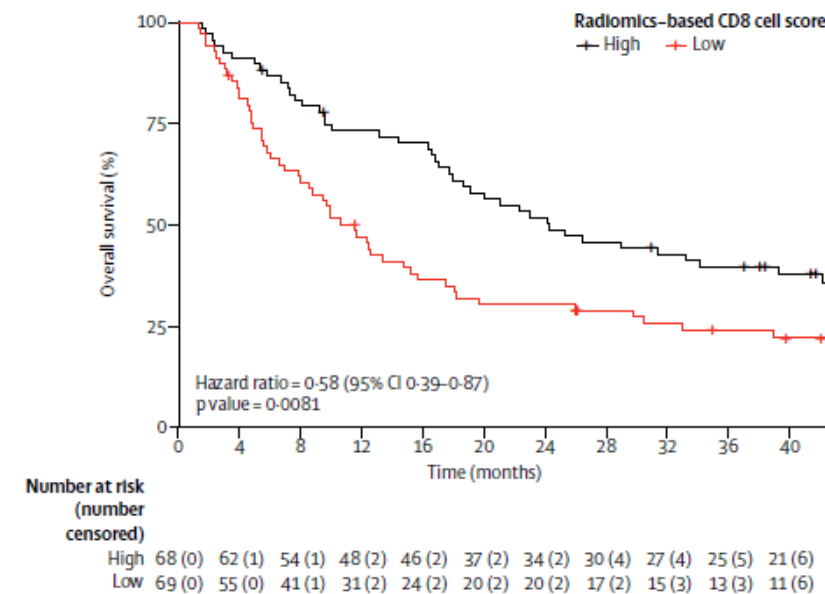
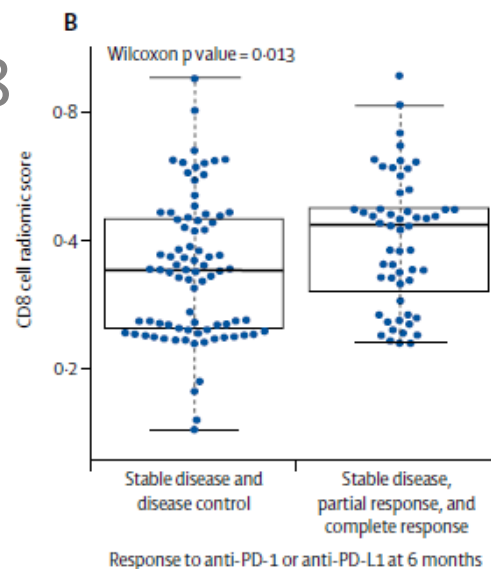
## SEGMENTER LE CORTEX RENAL

Réseau de neurones convolutionnel



# SCORE PRONOSTIQUE

- Signature radiomique de l'infiltration en lymphocytes T CD8 (marqueurs de la réponse à l'immunothérapie anti-PDL1)
- Apprentissage: 135 patients (étude MOSCATO)
- Scanner (78 features)
- Régression pénalisée (elastic net)
- Validation sur 3 sets de données



*Seuil du score radiomique=médiane*



# LIMITES IA

- Types de biais courants
  - **Biais de sélection** : Données non représentatives qui favorisent certains groupes
  - **Biais de confirmation** : Algorithmes qui renforcent des croyances préexistantes
  - **Biais d'interaction** : Réponses des utilisateurs influençant les résultats de manière inégale
- Explicabilité, phénomène boîte noire
- Frugalité: stockage + calcul
- Enfermant: IA apprend des données et choisit des éléments similaires (cf Netflix, Youtube, Facebook)
- Surapprentissage
  - Limite les conclusions aux patients de mêmes profils que ceux d'apprentissage
  - Problème d'inférence

# LES LIMITES DE L'IA

## A PARTIR D'UN EXEMPLE, COVID 19 – LE SURAPPRENTISSAGE

- Epidémie COVID19, forte mortalité en réanimation
- 485 patients dans la région de Wuhan
- Données cliniques, biologiques, démographiques
- Objectif: prédire la mortalité des patients
- Méthode d'analyse XGBoost (<https://blent.ai/blog/a/xgboost-tout-comprendre>), construction + évaluation

$$\text{Precision}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}$$

VPP

$$\text{Recall}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}$$

sensibilité

$$F1_i = \frac{2 \times \text{Precision}_i \times \text{Recall}_i}{\text{Precision}_i + \text{Recall}_i}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

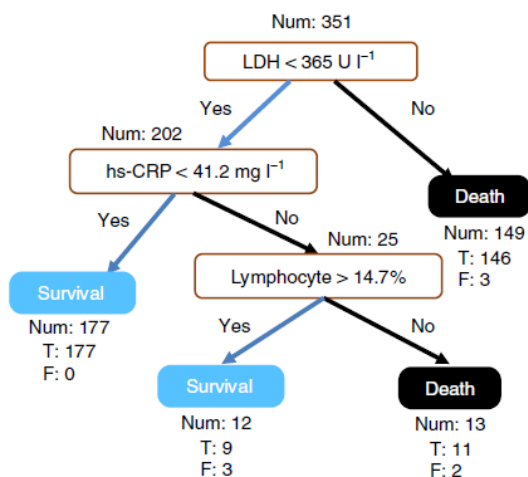
$$\text{Macro averages(score)} = \frac{1}{C} \sum_i \text{score}_i$$

$$\text{Weighted averages(score)} = \frac{1}{N} \sum_i N_i \cdot \text{score}_i$$

score  $\in$  {Precision, Recall, F1}

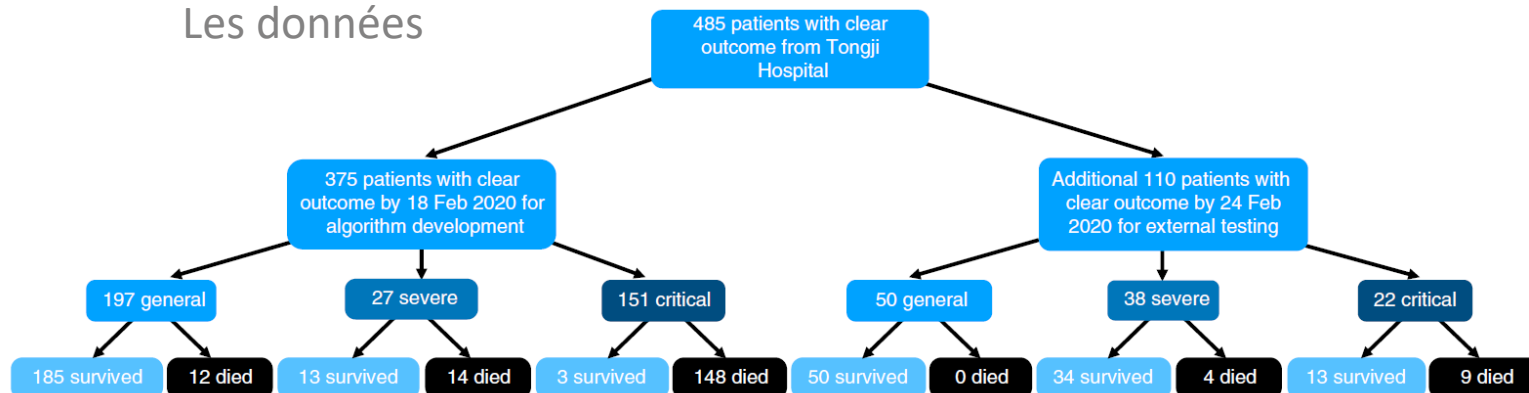
# DES PERFORMANCES CONVAINCANTES

## Arbre de décision



**Fig. 2 | A decision rule using three key features and their thresholds in absolute value.** Num, the number of patients in a class; T, the number of correctly classified; F, the number of misclassified patients.

## Les données



**Fig. 1 | A flowchart of patient enrolment.** Originally, 375 patients with a definite outcome before 18 February 2020 were used for model development, then an additional 110 patients with a definite outcome between 19 February 2020 and 24 February 2020 were used as an external test dataset.

## Performances sur données « externes »

**Table 4 | Performance of the proposed interpretable model on the external test dataset**

	Precision	Recall	F1 score	Support
Survival	1.00	0.97	0.98	97
Death	0.81	1.00	0.90	13
Accuracy			0.97	110
Macro avg	0.91	0.98	0.94	110
Weighted avg	0.98	0.97	0.97	110

# ET POURTANT UNE MAUVAISE REPRODUCTIBILITÉ

- En France
- Application à 178 patients admis en soins intensifs 1 mars 2020 - 1 June 2020

	Day 7			Day 14			Day 28		
	True label								
	Survival	Death	All	Survival	Death	All	Survival	Death	All
Predicted label									
Survival	23	0	23	20	3	23	19	4	23
Death	146	9	155	122	33	155	98	57	155
All	169	9	178	142	36	178	117	61	178

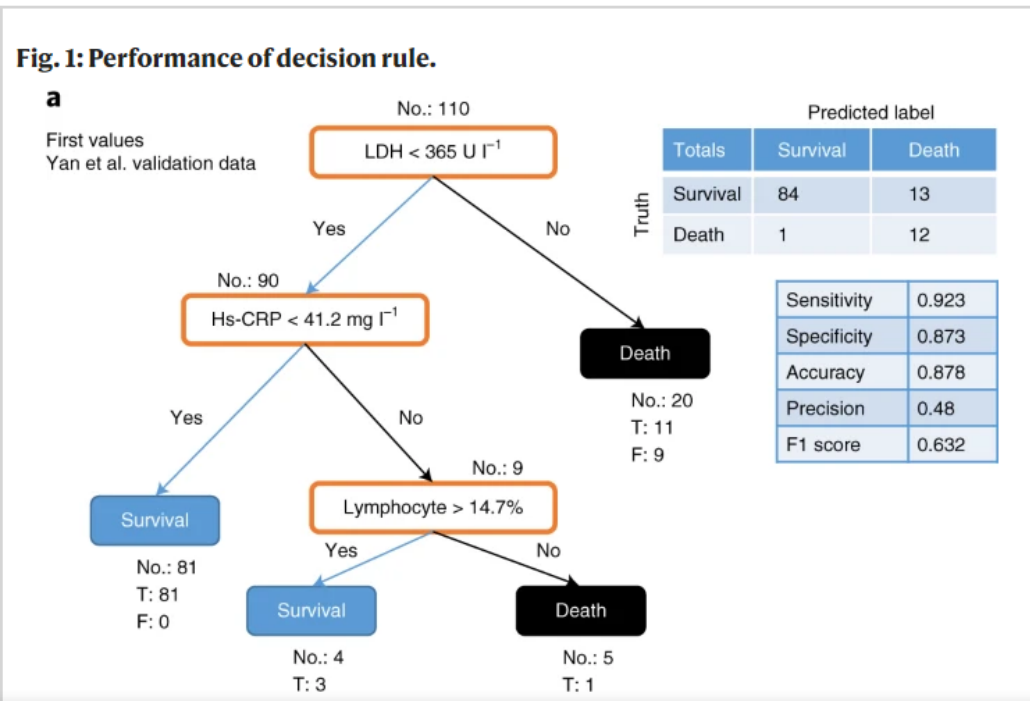
Précision=VPP: 37%  
 Recall=Se: 93%  
 Accuracy: 43%

Dupuis, C., De Montmollin, E., Neuville, M. et al. Limited applicability of a COVID-19 specific mortality prediction rule to the intensive care setting. *Nat Mach Intell* **3**, 20–22 (2021).

<https://doi.org/10.1038/s42256-020-00252-4>

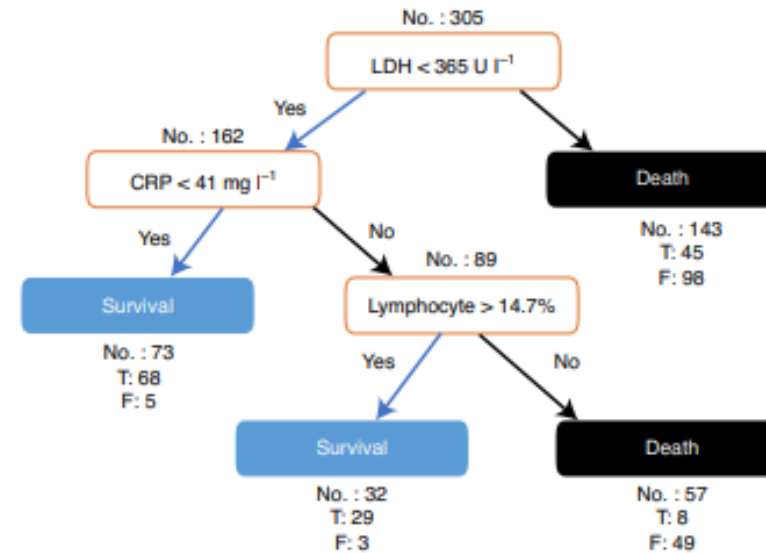
# ET POURTANT UNE MAUVAISE REPRODUCTIBILITÉ

## Aux Etats-Unis, New York



## Aux Pays-Bas

Accuracy pour prédire la survie: 92%  
Accuracy pour prédire la mortalité: 27%



Barish, M., Bolourani, S., Lau, L.F. *et al.* External validation demonstrates limited clinical utility of the interpretable mortality prediction model for patients with COVID-19. *Nat Mach Intell* **3**, 25–27 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42256-020-00254-2>

Quanjel, M.J.R., van Holten, T.C., Gunst-van der Vliet, P.C. *et al.* Replication of a mortality prediction model in Dutch patients with COVID-19. *Nat Mach Intell* **3**, 23–24 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42256-020-00253-3>

# UNE IA ETHIQUE

- **Importance de la vigilance** : La lutte contre les biais de l'IA est cruciale pour une utilisation éthique et équitable
- 2017 mission CNIL: *débat public sur les enjeux éthiques des algorithmes et de l'intelligence artificielle*
- 6 recommandations
  - Former à l'éthique tous les acteurs-maillons de la « chaîne algorithmique »
  - Rendre les systèmes algorithmiques compréhensibles.
  - Travailler le design des systèmes algorithmiques au service de la liberté humaine.
  - Constituer une plateforme nationale d'audit des algorithmes.
  - Encourager la recherche sur l'IA éthique.
  - Renforcer la fonction éthique au sein des entreprises (exemple : l'élaboration de comités d'éthique)

# UNE IA ETHIQUE

## CCNE (COMITÉ CONSULTATIF NATIONAL D'ÉTHIQUE)

### Etat généraux de la bioéthique

<https://etatsgenerauxdelabioethique.fr/pages/intelligence-artificielle-et-robotisation>

Valeurs et principes émis par le CCNE :

- L'égalité des soins
- L'exigence de sécurité
- La responsabilité des actes médicaux
- Le besoin d'humanité

L'initiative de la communauté scientifique : Le serment Holberton-Turing

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



# LES ENJEUX

- **COMPETITION**

- Accélération de la compétition interne / externe au regard de la performance des usages que peut apporter IA.
- Conserver ou acquérir des talents IA

- **TRANSFORMATION**

- du rapport patient / soignant est redéfini
- des métiers, de la pratique (et donc des outils...), des organisations des soins...
- de la notion d'équipe pluridisciplinaires (soignants, juriste, techniciens ...) pour manipuler et exploiter pleinement IA

<https://www.m-soigner.com/pratiques/sant%C3%A9-num%C3%A9rique/747-enjeux-defis-et-apports-de-l-intelligence-artificielle-dans-la-medecine-contemporaine.html>

# AI ACT (RÈGLEMENT SUR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE)

## PROMOUVOIR UNE IA FIABLE ET SÉCURISÉE, TOUT EN GARANTISSANT QUE LES DROITS FONDAMENTAUX DES CITOYENS EUROPÉENS SOIENT PROTÉGÉS

- Législation proposée par l'Union européenne visant à réglementer l'utilisation de l'IA dans l'UE
- Objectif : créer un cadre juridique qui assure un développement sûr, éthique et responsable de l'IA tout en favorisant l'innovation
- Points clés Classification basée sur les risques : L'AI Act classe les systèmes d'IA en quatre catégories selon leur niveau de risque
  - Risque inacceptable : Certains usages de l'IA sont interdits (ex. : manipulation cognitive, systèmes de notation sociale par les gouvernements)
  - Risque élevé : Ce sont des systèmes qui ont un impact significatif sur les droits fondamentaux, la sécurité ou la santé (ex. : IA utilisée dans l'éducation, l'emploi, la santé). Ils sont soumis à des obligations strictes (évaluation de conformité, transparence, auditabilité)
  - Risque limité : Ils doivent respecter des obligations de transparence, comme informer les utilisateurs qu'ils interagissent avec une IA.
  - Risque minimal : Les systèmes à faible risque n'ont pas de réglementation spécifique
- Obligations des fournisseurs : Les entreprises qui développent ou fournissent des systèmes d'IA à haut risque doivent respecter des exigences strictes, notamment en matière de sécurité, de transparence, d'audit, de traçabilité des données, et d'évaluation des risques
- Supervision et sanctions : Chaque État membre de l'UE devra désigner une autorité nationale pour superviser l'application du règlement. Des sanctions sévères sont prévues pour les violations, pouvant atteindre 6 % du chiffre d'affaires annuel global
- Innovation et soutiens : Le cadre encourage l'innovation tout en mettant en place des "bacs à sable réglementaires" (sandboxes) où les développeurs peuvent tester leurs systèmes d'IA dans un environnement contrôlé, avec moins de restrictions

# LES ENJEUX

## LA MULTIDISCIPLINARITÉ, LA FORMATION DES PROFESSIONNELS

- Unité d'enseignement Intelligence Artificielle
  - Intégrée au projet d'université d'excellence Lyon Saint-Etienne
  - Familiariser les praticiens à l'utilisation de l'IA dans leur pratique
- Double diplôme Ecole Centrale de Lyon-UCBL1-HCL - Former les médecins de demain
- Formation spécialisée transversale (FST) de bioinformatique
  - Objectif: apporter aux internes des connaissances et compétences approfondies en bio-informatique pour l'interprétation contextualisée des résultats d'examens issus des Big Data
  - A l'issue de la formation: compétents pour assurer la veille technologique des développements en bioinformatique, pour appliquer les méthodes bioinformatiques dans le champ de leur spécialité
  - Formation sur 1 an (2 stages plus formation théorique en biostatistique et bioinformatique)

# CONCLUSION

37

- IA ubiquitaire et disruptive en santé
- Livre blanc du CNOM: Médecins et Patients dans le monde des datas, des algorithmes et de l'intelligence artificielle
- Outil pour les soignants
- Importance d'une approche multidisciplinaire
- Former les futurs professionnels de santé
- Moins d'erreurs
- ➔ part d'aléa acceptable / perte de chances
- Quelle responsabilité juridique?

## L'AP-HP teste en catimini une intelligence artificielle capable de remplacer un médecin

01.04.2018

Inscrivez-vous gratuitement

- A +



Crédit Photo : PHANIE

L'annonce est presque passée inaperçue et pourtant, elle pourrait radicalement changer le paysage médical en France. C'est le mathématicien et député de l'Essonne (LREM) Cédric Villani qui l'a dévoilé

SUR LE MEME  
SUJET

Quotidien du médecin, 01/04/2018

# QUELQUES ÉLÉMENTS DE BIBLIOGRAPHIE

- Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, Thrun S. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*. 2017 Feb 2;542(7639):115-118.
- Capper et al. DNA methylation-based classification of central nervous system tumours *Nature*. 2018 Mar 22;555
- Sun et al. A radiomics approach to assess tumour-infiltrating CD8 cells and response to anti-PD-1 or anti-PD-L1 immunotherapy: an imaging biomarker, retrospective multicohort study. *Lancet Oncol*, 2018
- <https://www.conseil-national.medecin.fr/node/2563>
- Truntzer C, Maucort-Boulch D, and Roy P. Impact of the selection mechanism in the identification and validation of new "omic" biomarkers. *Journal of Proteomics & Bioinformatics* 2013
- Truntzer C, Maucort-Boulch D, Roy, P. Comparative optimism in models involving both classical clinical and gene expression information. *BMC bioinformatics* 2008.
- Peduzzi P, Concato J, Feinstein AR, Holford TR. Importance of events per independent variable in proportional hazards regression analysis. Accuracy and precision of regression estimates. *J Clin Epidemiol*. 1995;48(12):1503-1510.
- Peduzzi P, Concato J, Kemper E, Holford TR, Feinstein AR. A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis. *J Clin Epidemiol*. 1996;49(12):1373-1379.
- Harrell Jr FE. *Regression Modeling Strategies: With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis*. Second ed. Cham, Switzerland: Springer International Publishing; 2015.

**MERCI**

[www.chu-lyon.fr](http://www.chu-lyon.fr)



**HCL**  
**HOSPICES CIVILS  
DE LYON**