

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

10/10/2025 -

Université Claude Bernard  Lyon 1

HCL
HOSPICES CIVILS
DE LYON

www.chu-lyon.fr


LBBE
BIOMETRIE ET BIOLOGIE EVOLUTIVE

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

3

Alan Turing
Enigma
Jeu d'imitation

Machine à
neurones
artificiels

ChatGPT
Open IA

1950

1956

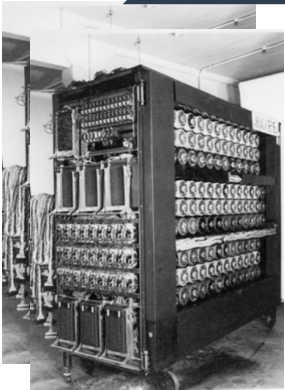
1957

1997

2022

IA
Mac Carthy

Garry
Kasparov
Deep Blue



DÉFINITION

UN CONTEXTE SOCIÉTAL

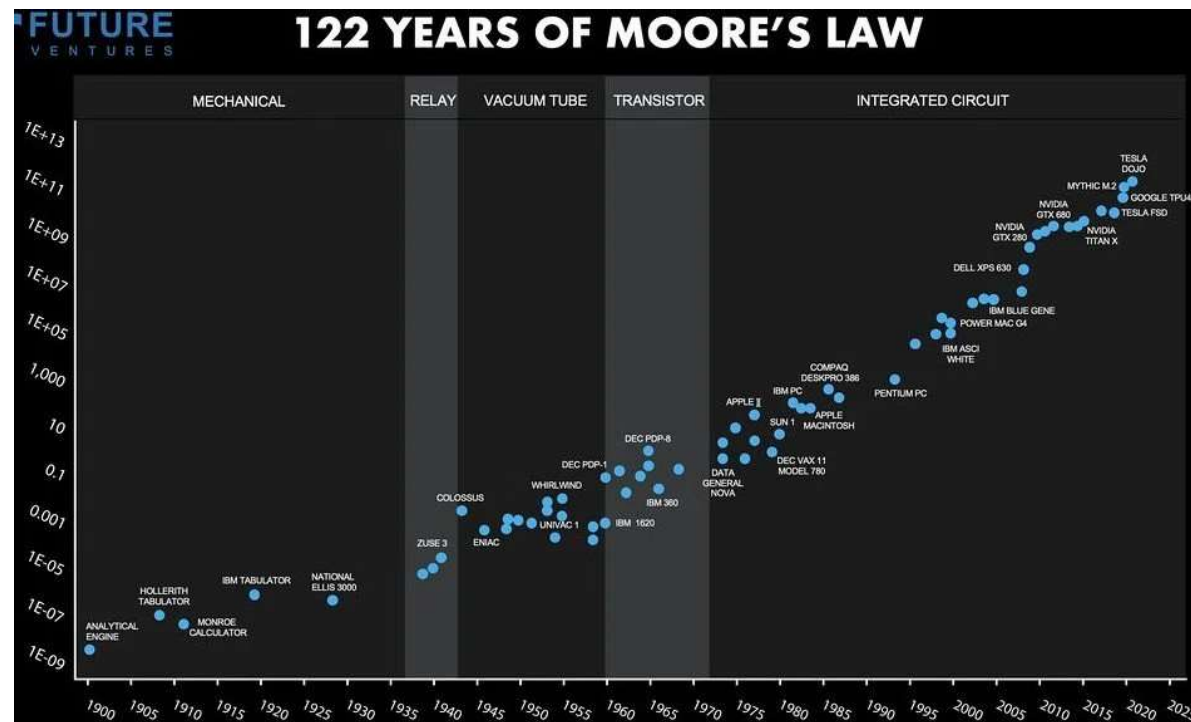
- Ensemble des théories et techniques permettant à des machines de réaliser des tâches en simulant une intelligence humaine
- Hétérogénéité des domaines couverts (finances, robotique, imagerie,...) et des méthodes (réseaux de neurones, forêts aléatoires, modèles,...)
- Résolution de tâches complexes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

DES PROGRÈS INTÉGRÉS

5

- 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

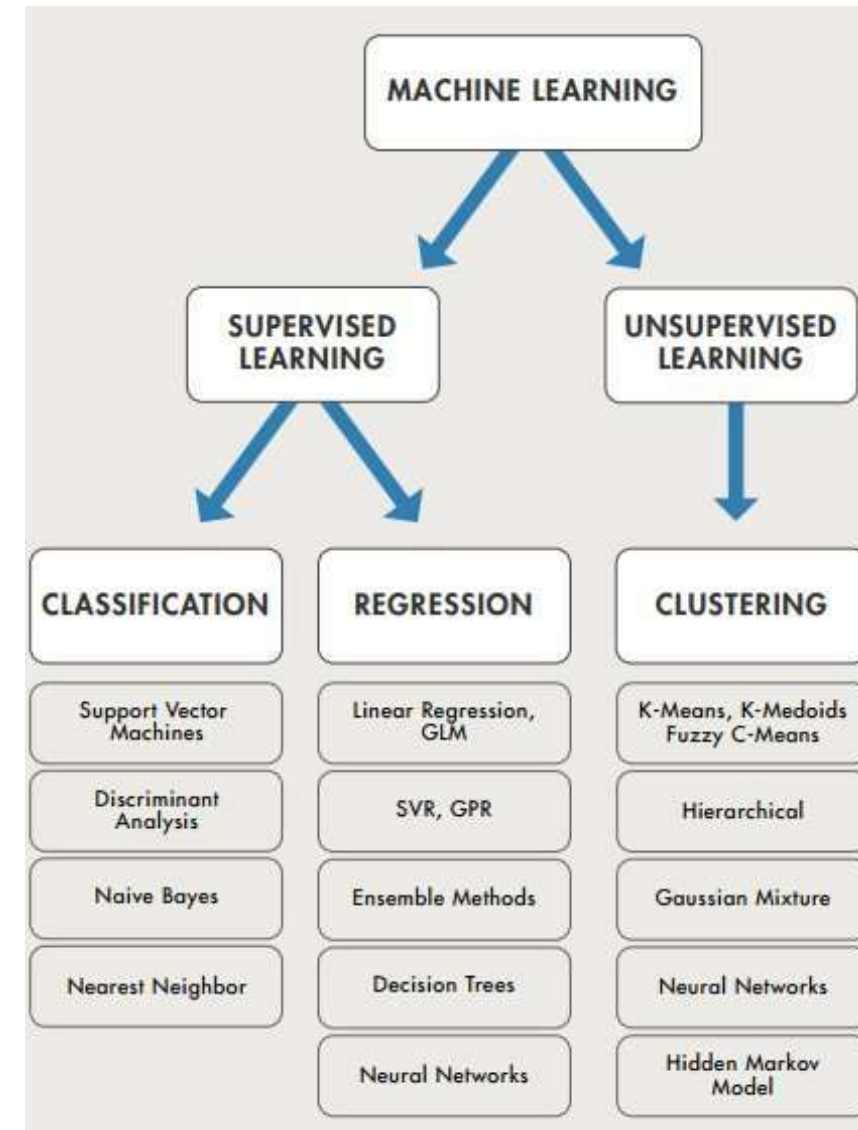
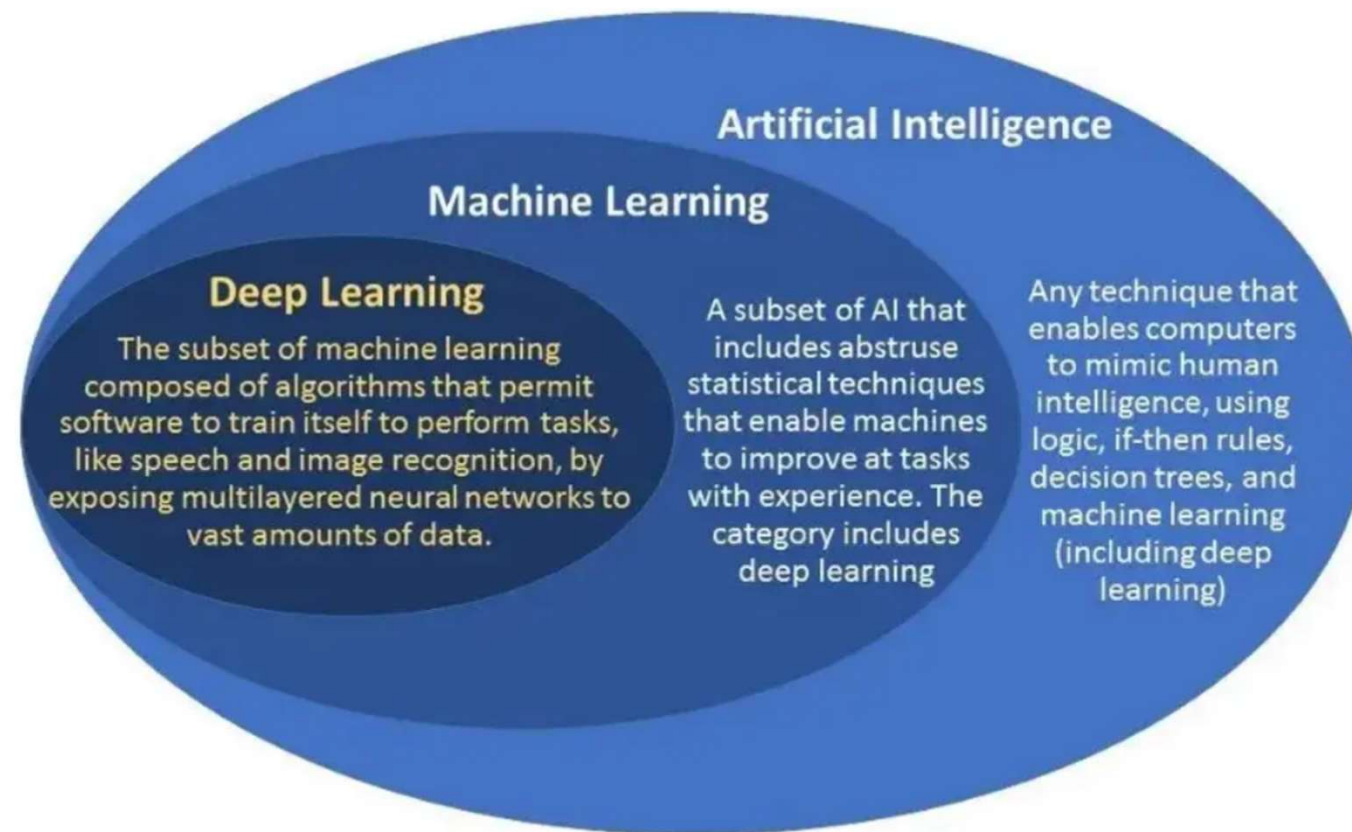


IA DE QUOI PARLE T'ON ?

IA PLURIELLE

- Apprentissage automatique statistique à partir des données :
 - Entrainement supervisé et non supervisé
 - Modèles discriminatifs (classification, détection...) vs génératifs (ex: Chat GPT)
 - Pas d'IA sans data (beaucoup) ni labels !
- Principaux domaines d'application en Santé :
 - Vision par ordinateur (imagerie, dermatologie, anatomo-pathologie...)
 - Analyse de données « tabulaires » : Données de santé / Médico-Administratives
 - Traitement automatique du langage : NLP
- Acquisition / Développement des IA en partenariat avec les acteurs académiques ou industriels

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

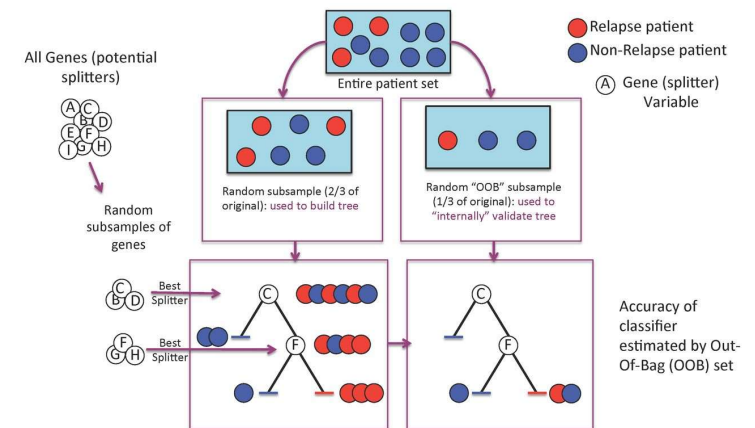
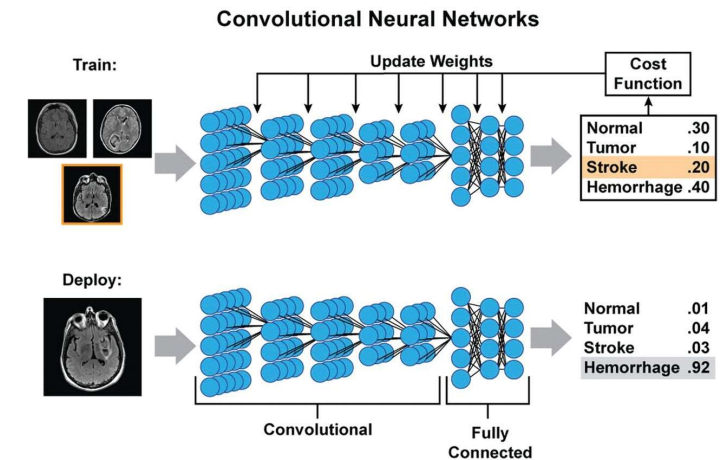
9

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

- Régression

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

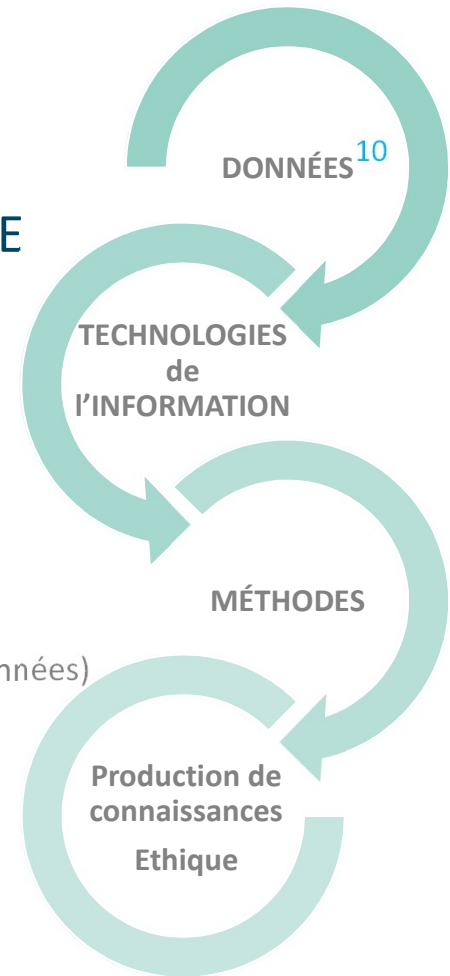
- Apprentissage
 - non supervisé (Y non connu)
 - supervisé (Y connu)



RÔLE DE L'IA EN SANTÉ

L'USAGE DES DONNÉES DE SANTÉ, UN CHANGEMENT DE PARADIGME

- Pas d'IA sans data → IA apprend « par cœur » les données
- Alignement de la disponibilité des données, des technologies informatiques, des méthodes (IA), et de réflexions éthiques
- Mise en données du monde dont celui de la santé
 - Classiquement, saisie des données orientée vers un objectif et une exploitation (traitement de données)
 - Structuration des données dans le système d'information, d'un lac à un entrepôt
 - Évolution de la réglementation CNIL
 - Finalités: recherche, pilotage, qualité des soins
 - Désormais, exploitation orientée par les données
- Un enjeu majeur: FAIR-ification (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable)
- Vers les entrepôts de données de santé comme prérequis à une IA au quotidien
- **Face aux promesses de l'IA en santé, une clé= la multidisciplinarité**



IA EN SANTÉ

AU SERVICE DE LA POPULATION ET DES INDIVIDUS

- Rapport Villani (<https://www.aiforhumanity.fr/>)
- 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, 6P (prédictive, préventive, personnalisée, participative, fondée sur les preuves, des parcours)
- Enjeu politique
 - 2.5 Md € pour l'IA dans France 2030
 - 200 Md € mobilisés par la commission européenne InvestIA

IA EN SANTÉ

AU SERVICE DE LA POPULATION ET DES INDIVIDUS

- L'IA est un outil
- 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

PRIVILÉGIER 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=jnGlOCBK3kM&feature=youtu.be>

IMAGERIE

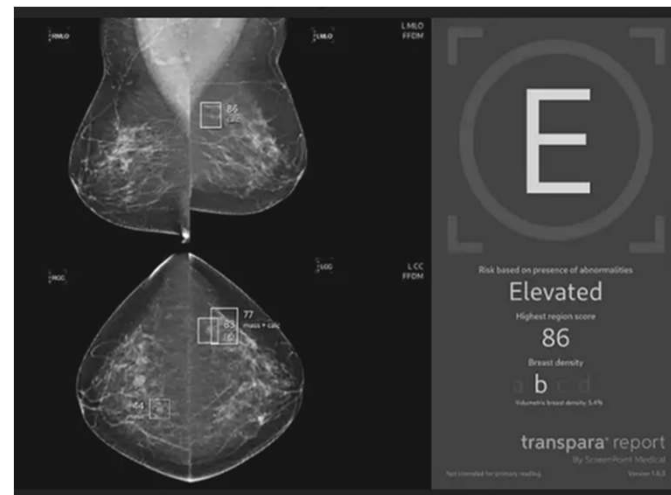
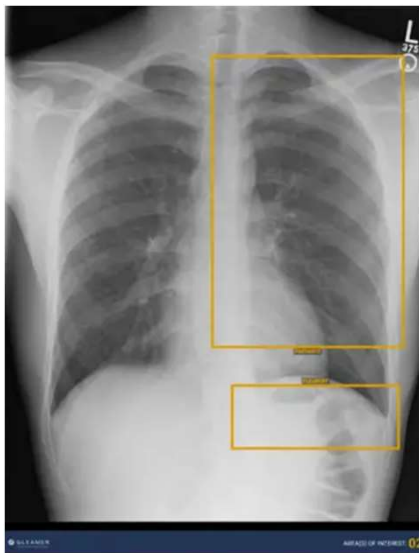
UNE SUCCESS STORY

- 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

VISION PAR ORDINATEUR (COMPUTER VISION)

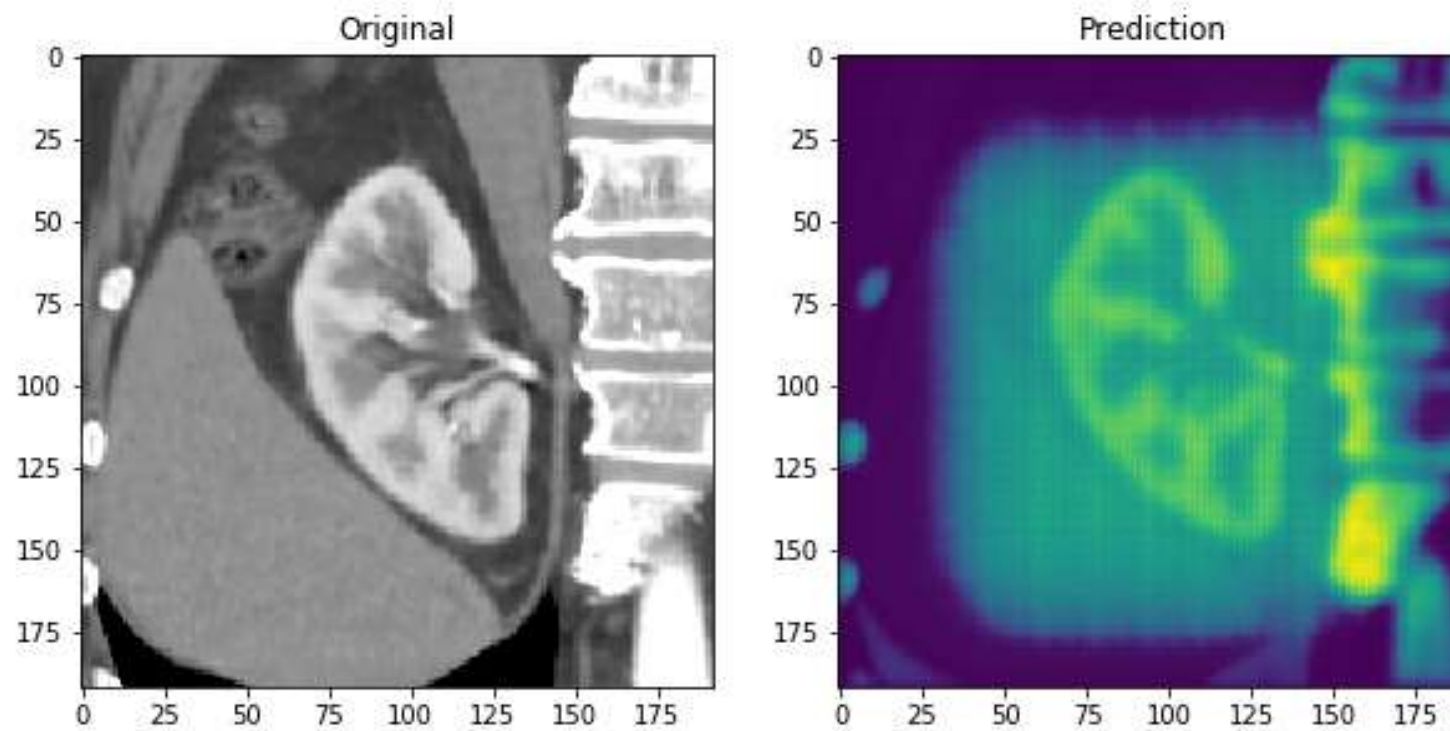
DÉTECTION D'ANOMALIES ET CLASSIFICATION

- Algorithmes maintenant performants dans tous les domaines d'images
- Détection des anomalies et classification (pathologique/bénin,...)
- Fonctionne très bien sur les pathologies « monotones » en 2D avec grandes BDD disponibles – Challenge sur les données tri-dimensionnelles



PREDICTION

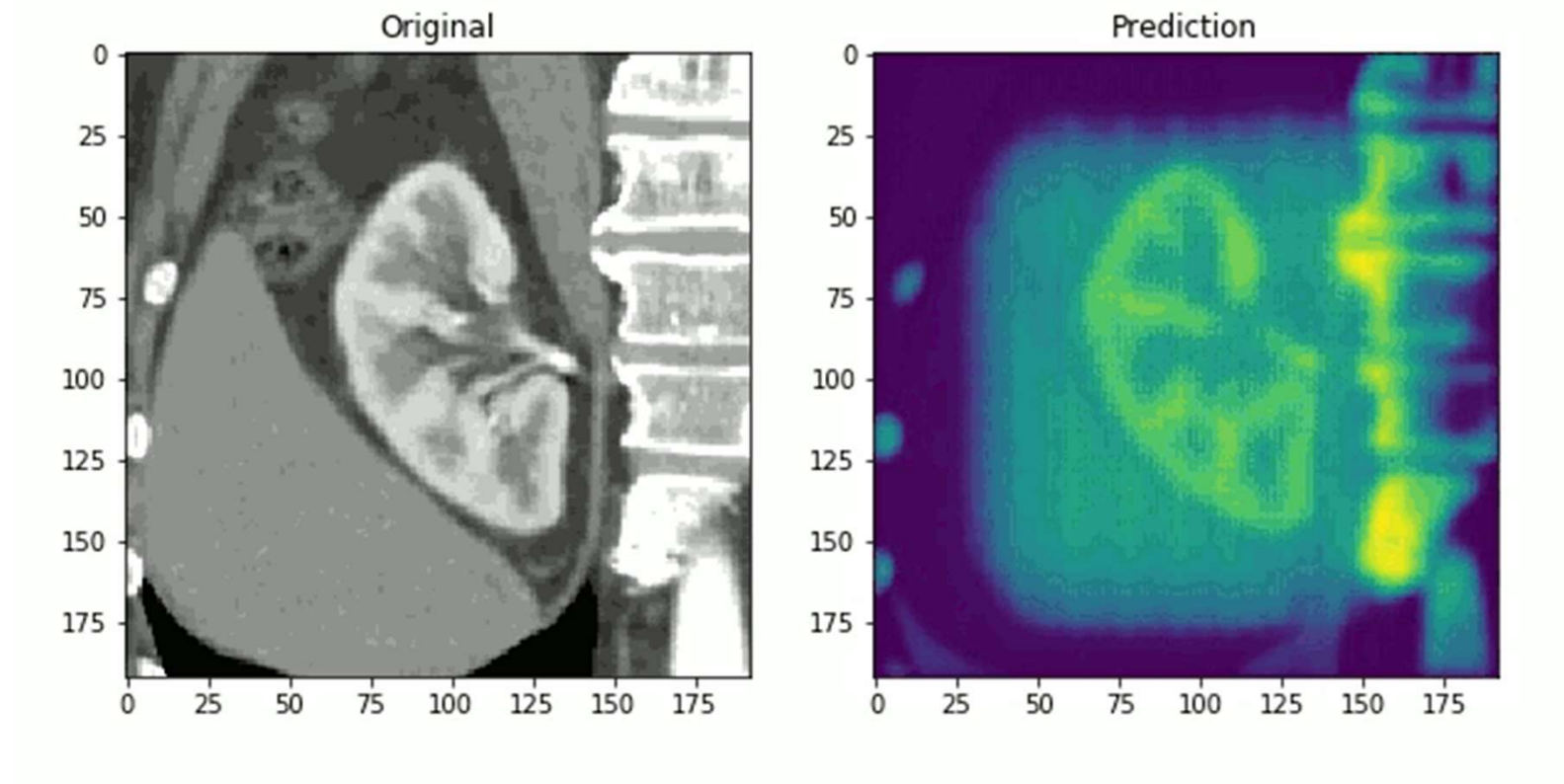
SEGMENTER LE CORTEX RENAL



PREDICTION

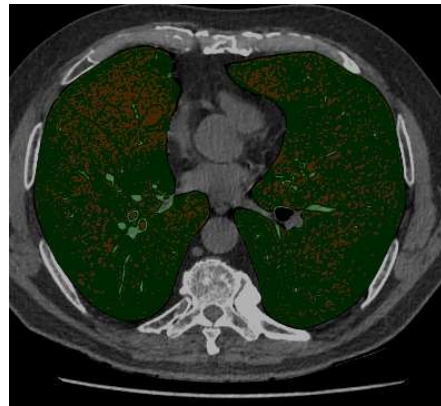
SEGMENTER LE CORTEX RENAL

Réseau de neurones convolutionnel



VISION PAR ORDINATEUR (COMPUTER VISION)

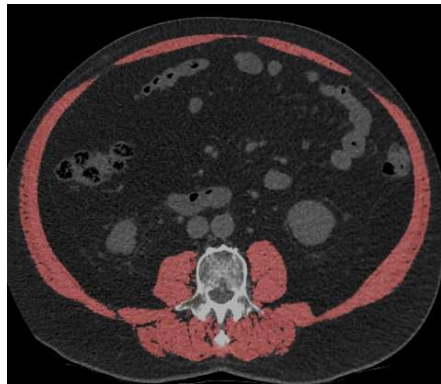
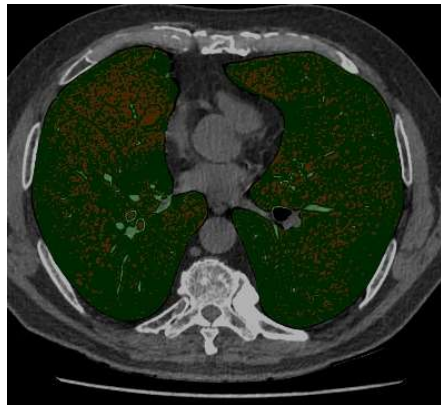
DÉTECTION OPPORTUNISTE : BIOMARQUEURS



Pr Loic Boussel, HCL

VISION PAR ORDINATEUR (COMPUTER VISION)

DÉTECTION OPPORTUNISTE : BIOMARQUEURS



Results						
Name	Value	Unit	Value Ind.	Unit	Ref	N/P
Emphysema	19.67	%			< 1.00	*
Sarcopenia L1	139.29	cm2	93.00	cm2\m2	> 34.60	OK
Sarcopenia L3	156.81	cm2	104.70	cm2\m2	> 45.40	OK
LA	28.86	ml	19.27	ml\m2	< 52.00	OK
RA	42.79	ml				
LV	39.11	ml	26.11	ml\m2	< 105.00	OK
RV	67.87	ml	45.32	ml\m2	< 110.00	OK
Myocardium	99.09	ml				
Bone Density	108.92	UH			> 110.00	*
Volume Liver	1497.76	ml			< 1890.00	OK
Density Liver	61.25	UH				
Volume Spleen	104.28	ml			< 314.50	OK
Density Spleen	42.35	UH				
Steatosis	NO					

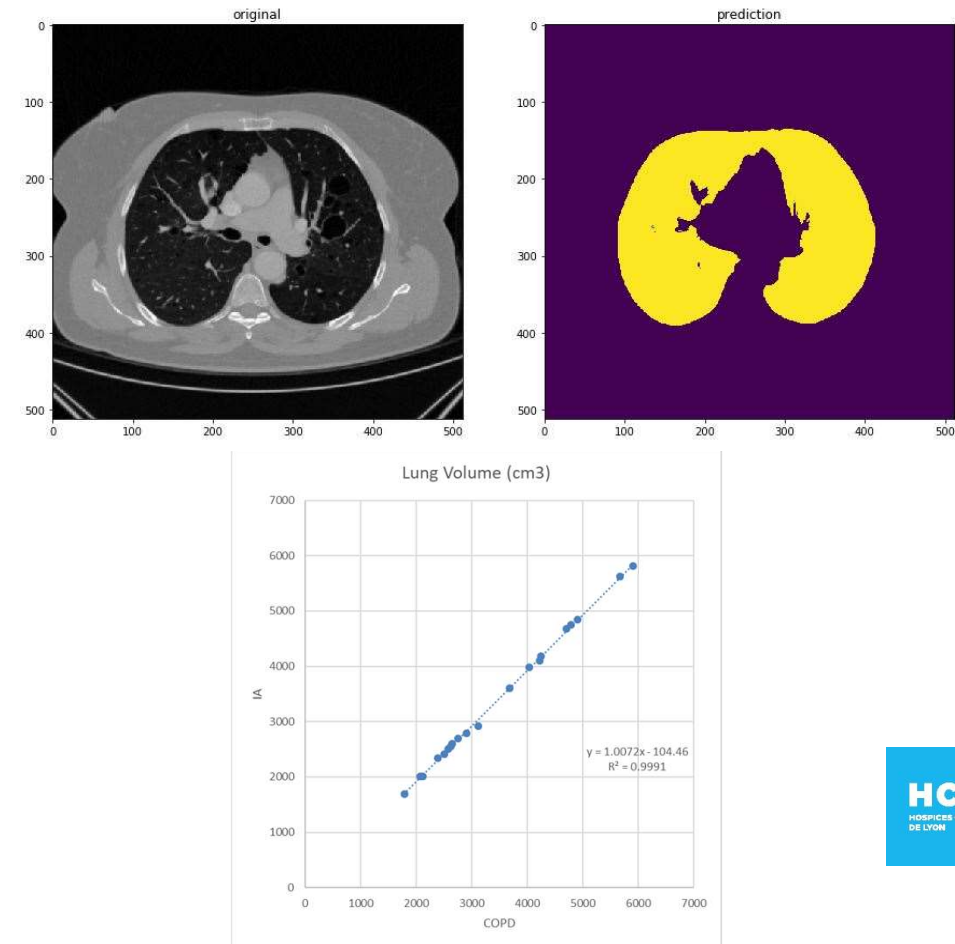
Pr Loic Boussel, HCL

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 mm³ / jour

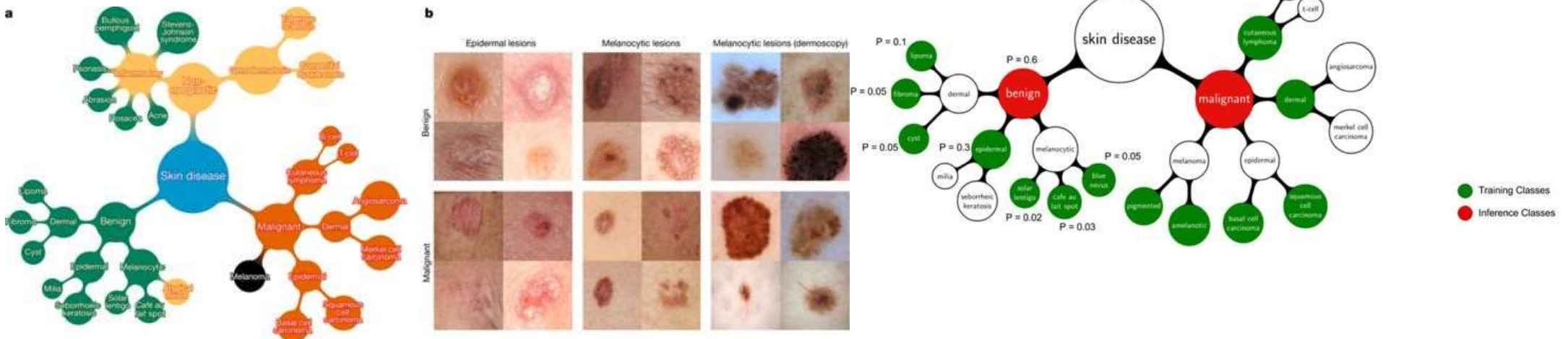
Si-Mohamed et al, Eur Radiol. 2022



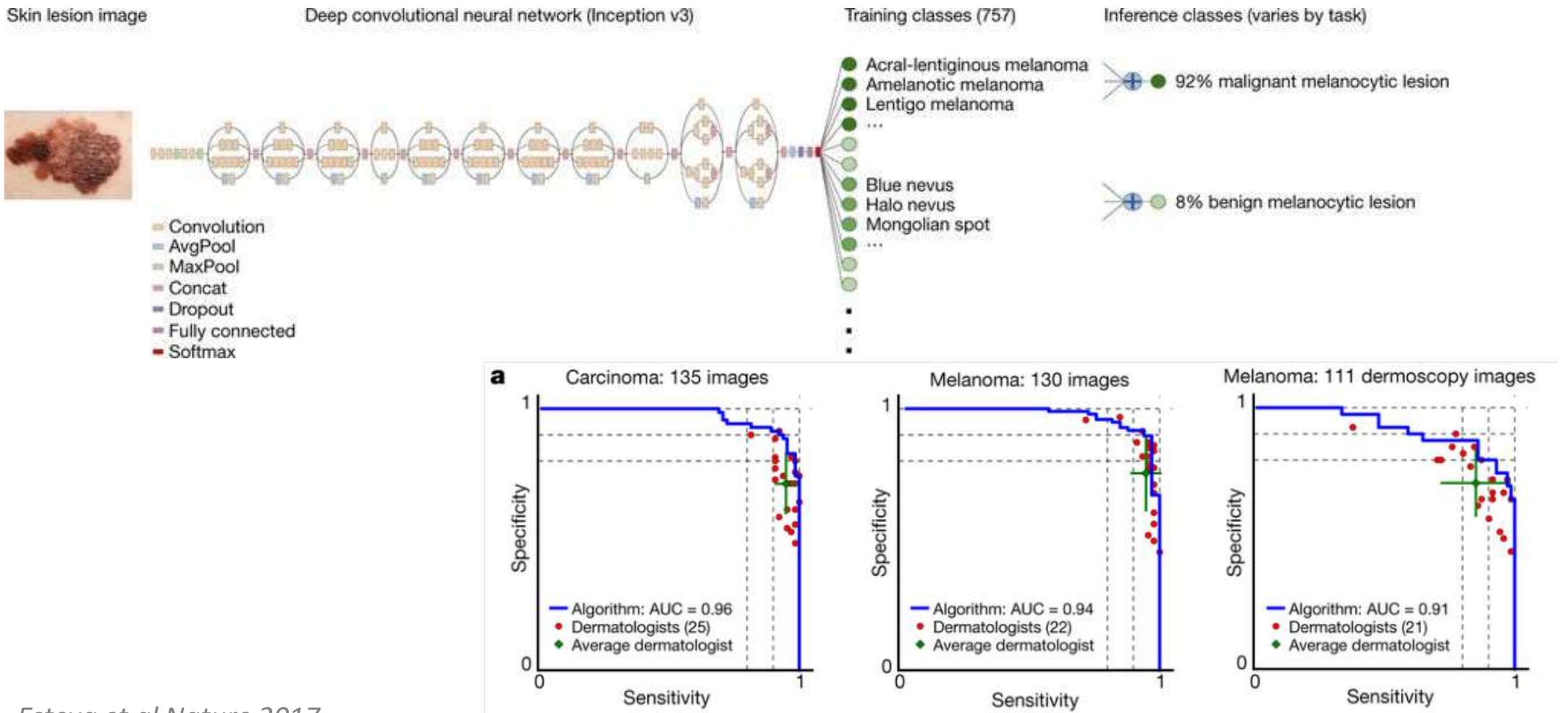
ORIENTER LE DIAGNOSTIC

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

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



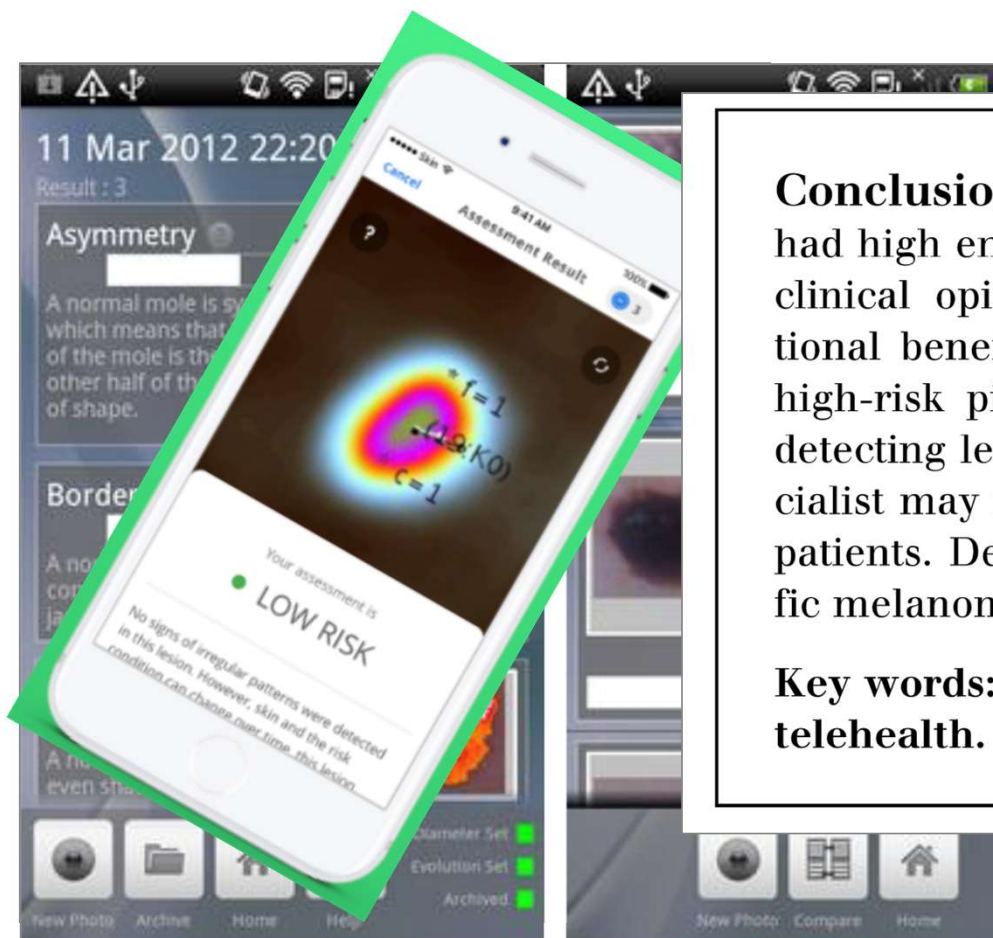
INCEPTION (STANFORD)



Esteva et al Nature 2017

ORIENTER LE DIAGNOSTIC

DERMATOLOGIE, MELANOMES



Australasian Journal of Dermatology (2018) 59, e175–e182

doi: 10.1111/ajd.12599

23

ORIGINAL RESEARCH

Efficacy of smartphone applications in high-risk pigmented lesions

Alexander Ngoo,¹ Anna Finnane,¹ Erin McMeniman,^{1,2} Jean-Marie Tan,¹ Monika Janda⁵

*Department of Dermatology,
Health and Biomedical
Australia*

melanoma apps tested
with the dermatologist's
led to provide addi-
assessing their skin for
The low sensitivity in
icious to a trained spe-
rance is being given to
ly sensitive and speci-
work in progress.

elanoma, smartphone,

CTION

one applications, or apps,
risk of skin lesions devel-
apps (melanoma apps)
of pigmented lesions using
thms, without clinician
ma prevention and detec-

uon 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 teleder-
matology apps and melanoma apps.

In the absence of population-based screening for mela-

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.

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; $P = 0.12$).

ORIENTER LE DIAGNOSTIC MELANOMES



ORIGINAL ARTICLE

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

24

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^{1*,†}, C. Fink^{1†}, R. Schneiderbauer¹, F. Toberer¹, T. Buhl², A. Blum³, A. Kalloo⁴,
A. Ben Hadj Hassen⁵, L. Thomas⁶, A. Enk¹ & L. Uhlmann⁷

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

HCL
HOSPICES CIVILS
DE LYON

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^{1,*}, C. Fink^{1,†}, R. Schneiderbauer¹, F. Toberer¹, T. Buhl², A. Blum³, A. Kalloo⁴, A. Ben Hadj Hassen⁵, L. Thomas⁶, A. Enk¹ & L. Uhlmann¹

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

*Correspondence to: Prof.

Tel.: +49 6221-5639550

†Both authors contributed

69120 Heidelberg, Germany.



ORIENTER LE DIAGNOSTIC

27

CLASSIFICATION DIAGNOSTIQUE DE TUMEURS DU SNC

Validation externe :

1155 échantillons

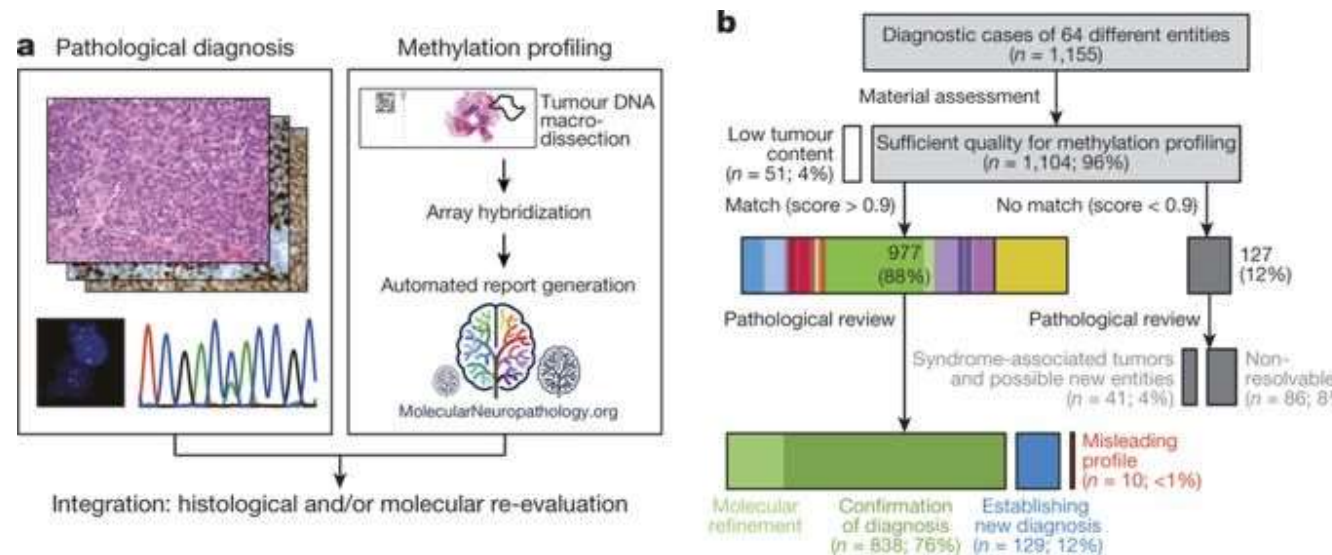
1104 analysables

977/1104 (88%) classés

838/977 (86%) concordants

139 désaccords dont 129 révisions en faveur de la classification méth

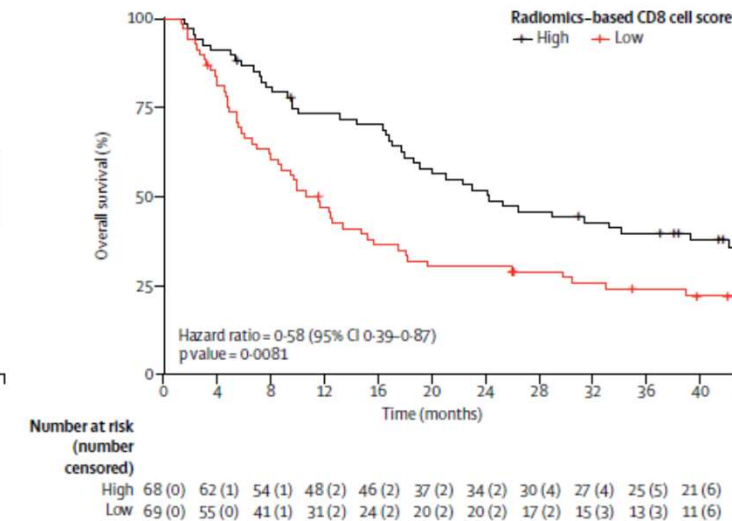
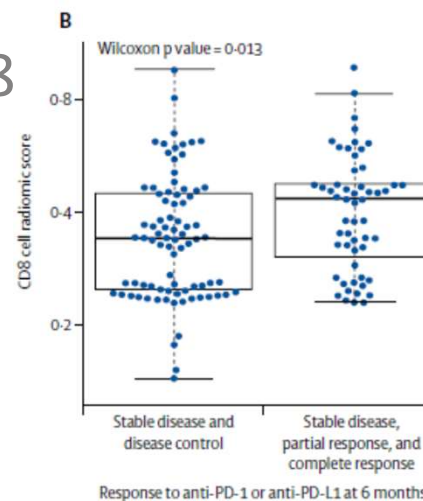
Capper et al Nature 2018



SCORE PRONOSTIQUE

28

- 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

29

- 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
- Biais liés aux données (représentativité des données d'apprentissage)
- **Hallucinations**

- 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

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

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

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

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

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

Yan, L., Zhang, HT., Goncalves, J. *et al.* An interpretable mortality prediction model for COVID-19 patients. *Nat Mach Intell* **2**, 283–288 (2020). <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0180-7>

DES PERFORMANCES CONVAINCANTES

Arbre de décision

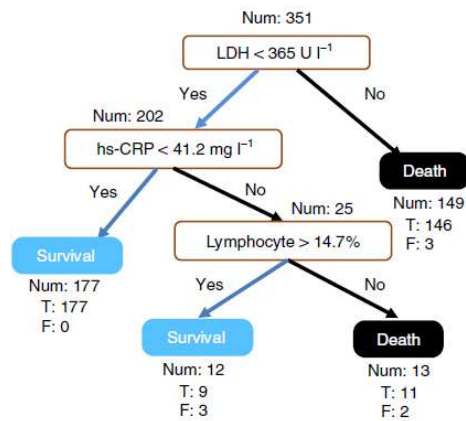


Fig. 2 | A decision rule using three key features and their thresholds in absolute value. Num, the number of patients in a class; T, the number of correctly classified; F, the number of misclassified patients.

Les données

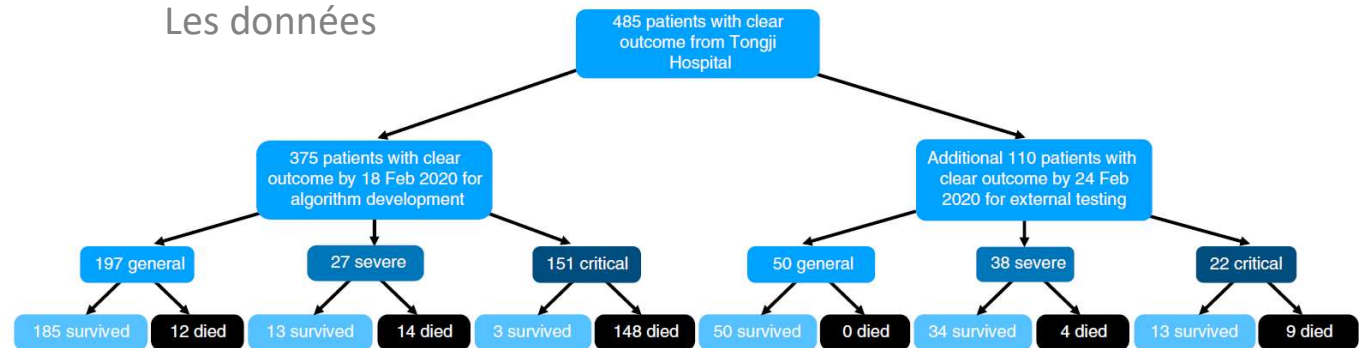


Fig. 1 | A flowchart of patient enrolment. Originally, 375 patients with a definite outcome before 18 February 2020 were used for model development, then an additional 110 patients with a definite outcome between 19 February 2020 and 24 February 2020 were used as an external test dataset.

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%

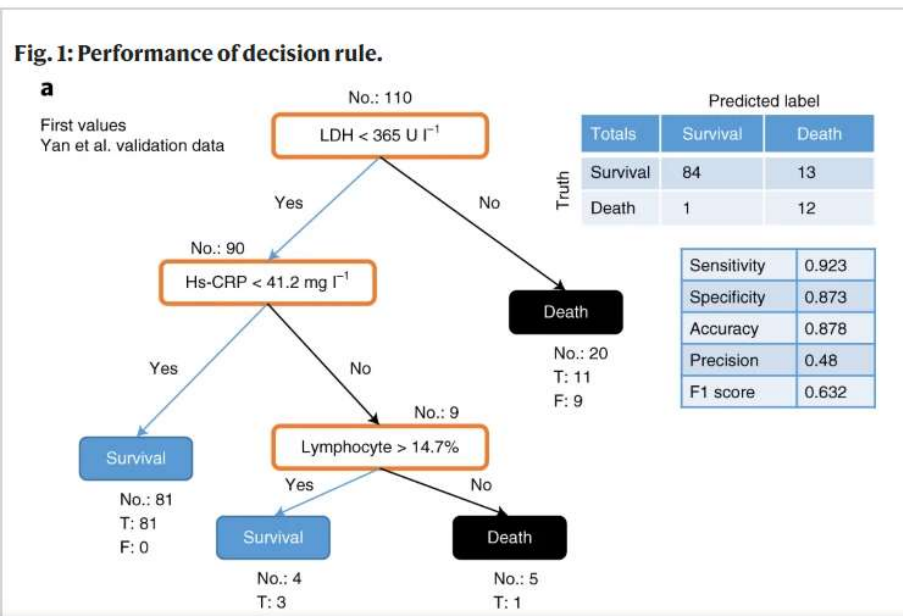
Dupuis, C., De Montmollin, E., Neuville, M. et al. Limited applicability of a COVID-19 specific mortality prediction rule to the intensive care setting. *Nat Mach Intell* **3**, 20–22 (2021).

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

ET POURTANT UNE MAUVAISE REPRODUCTIBILITÉ

33

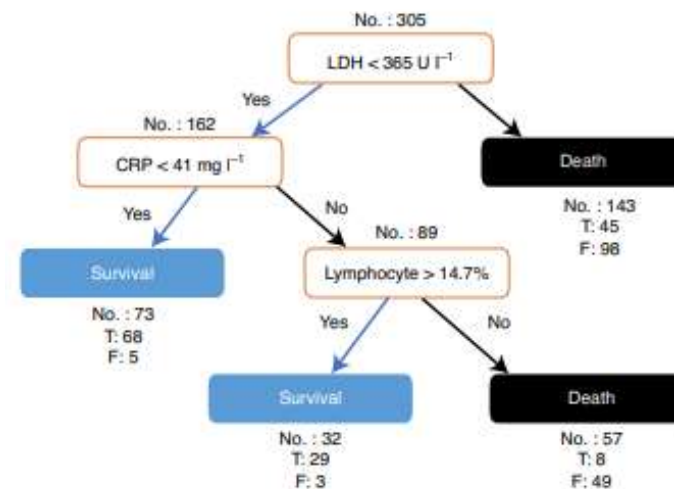
Aux Etats-Unis, New York



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>

ENJEUX DE L'IA

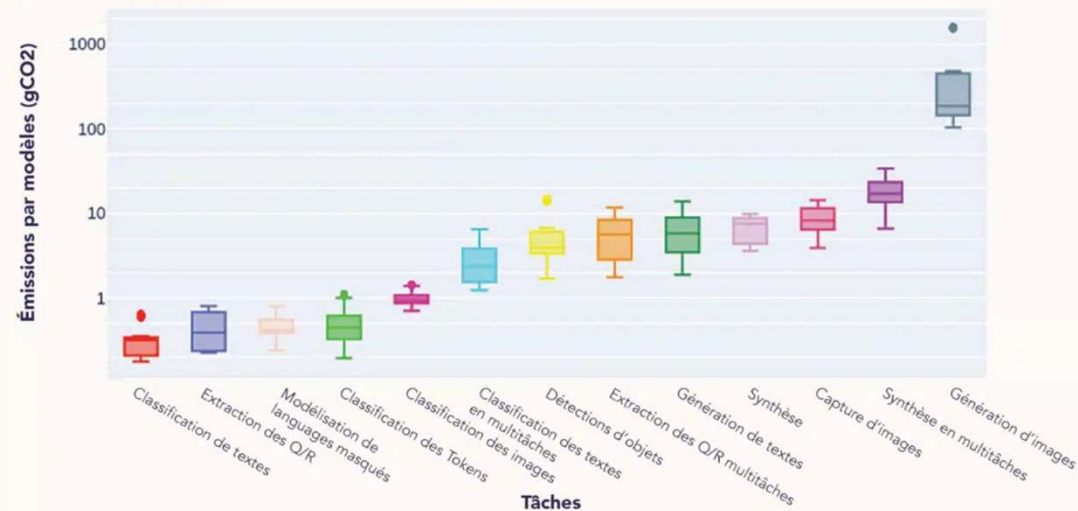
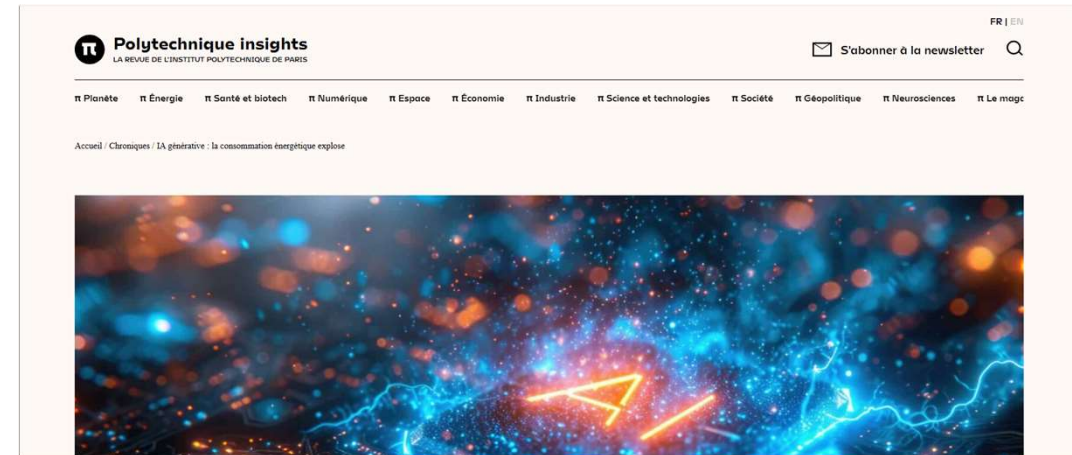
34

- Ethiques: responsabilité, poids des erreurs
- Les données: données de santé=sensibles, FAIR-ification
- Economique: trajectoire des start-ups, multiplication des usages (1 IA=1 tâche cf radiologie)
- Ingérence des puissances étrangères → souveraineté
- Enjeu d'aliénation : perte d'expertise, facilité (+/+ confiance, -/- esprit critique)

ENJEUX DE L'IA

- Environnementaux

Les interactions avec des IA comme ChatGPT pourraient consommer 10 fois plus d'électricité qu'une recherche Google classique (Agence internationale de l'énergie)



Les tâches examinées dans notre étude et la quantité moyenne d'émissions de carbone qu'elles produisent (en g de CO₂eq) pour 1 000 requêtes. N.B. L'axe des y est en échelle logarithmique.

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

CONCLUSION

- L'IA transforme (elle ne remplace pas !)
 - le rapport patient / soignant est redéfini
 - les métiers, la pratique (et donc des outils...), les organisations des soins...
 - de la notion d'équipe pluridisciplinaires (soignants, juriste, techniciens) pour manipuler et exploiter pleinement IA
- Un outil à développer avec et pour les experts métiers
- Une IA de confiance (explicable, transparente)
- Une IA fiable (cf Tiers Lieux d'expérimentation pour l'interface avec les start-up et entreprises)
- Formation des professionnels
- Elle doit être évaluée, encadrée, partagée

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



HCL
**HOSPICES CIVILS
DE LYON**