



Intelligence artificielle et imagerie diagnostique

L Fournier,
G d'Assignies,
R Pommier
Groupe IA CERF SFR

IA et imagerie

- attente (dé)raisonnables?
- attente des radiologues
- enjeux des data
- enjeux éthiques et réglementaires
- plus ou moins de temps pour le patient?



Attentes (dé)raisonnables?

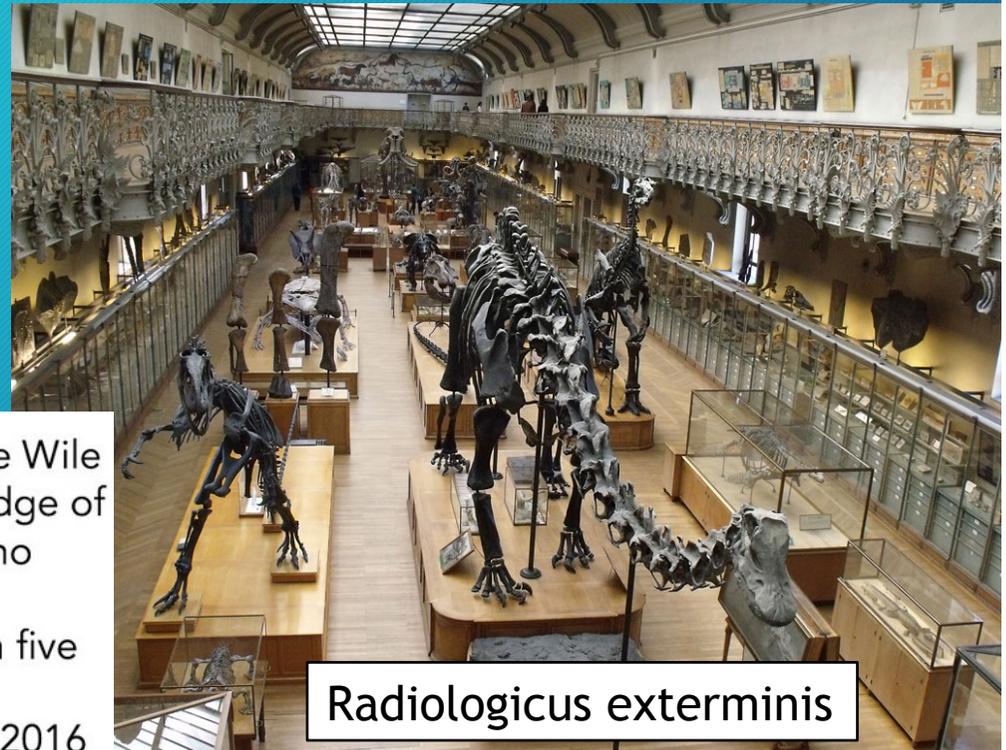
Ennemi ou ami public #1?



Geoffrey Hinton

"I think that if you work as a radiologist, you are like Wile E. Coyote in the cartoon. You're already over the edge of the cliff, but you haven't yet looked down. There's no ground underneath. People should stop training radiologists now. It's just completely obvious that in five years deep learning is going to do better than radiologists."

Nov 24, 2016



Radiologicus exterminis

Début de l'histoire...

Vision assisté par ordinateur (computer vision)

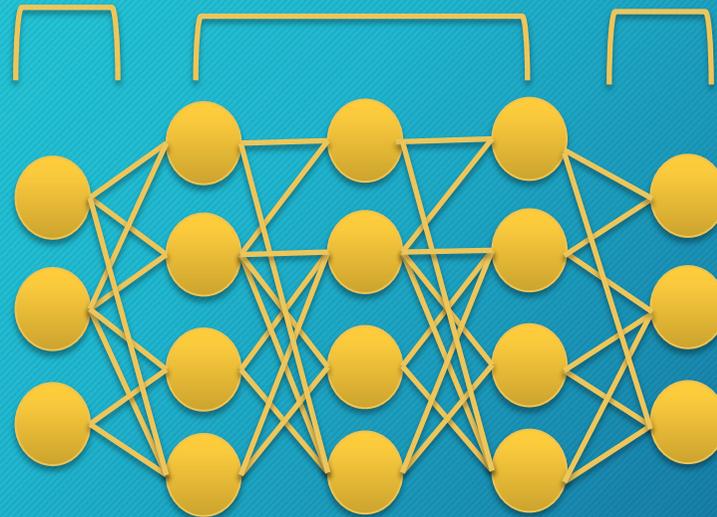


Couche
d'entrée

Couches
cachées

Couche de
sortie

classifieur



Chat



Lapin

Début de l'histoire...

14 millions d'images



ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenges



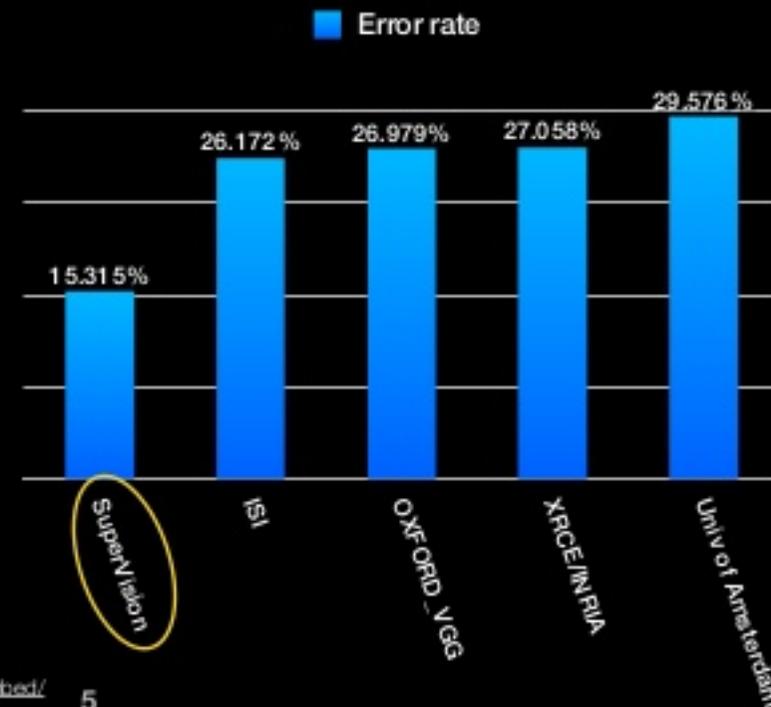
Début de l'histoire...

Big News - ILSVRC 2012

- ILSVRC 2012 (ImageNet Large Scale Visual Recognition)



Image source: <http://cs.stanford.edu/people/karpathy/cnnbenchmark/>



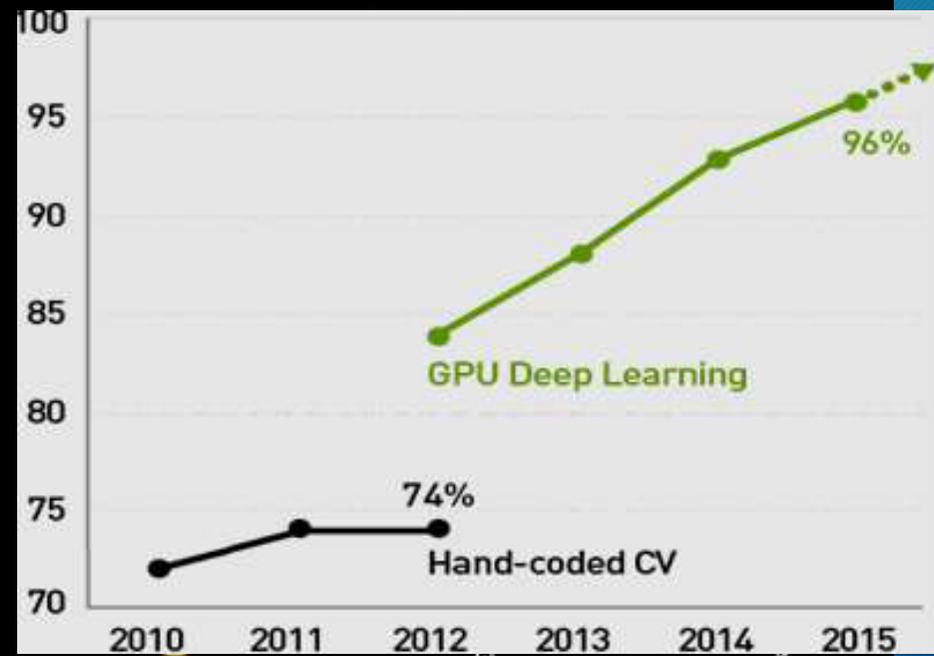
Début de l'histoire...

Big News - ILSVRC 2012

- ILSVRC 2012 (ImageNet Large Scale Visual Recognition)



Image source: <http://cs.stanford.edu/people/karpathy/cnnbenchmark/>



Début de l'histoire...



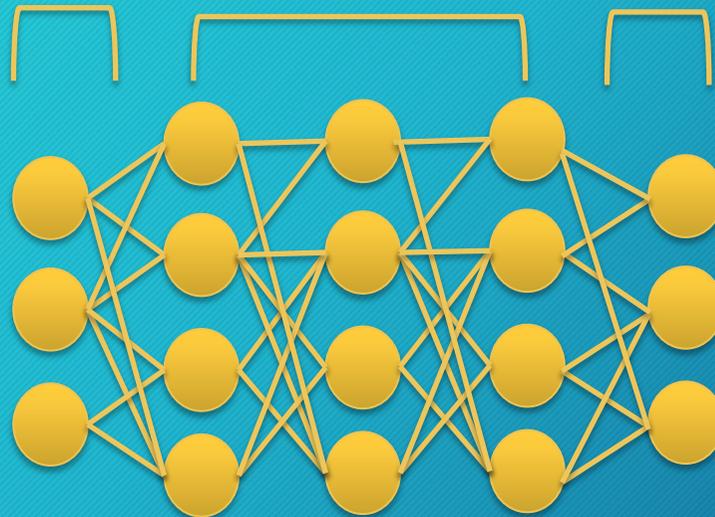
Début de l'histoire

« super » classifieur

Couche d'entrée

Couches cachées

Couche de sortie



Pas Chat

Chat



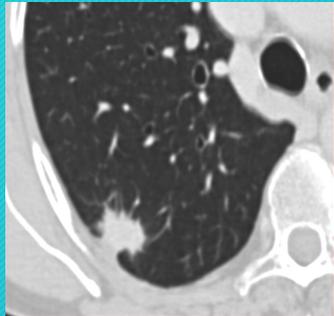
Siinois



Angora

Début de l'histoire

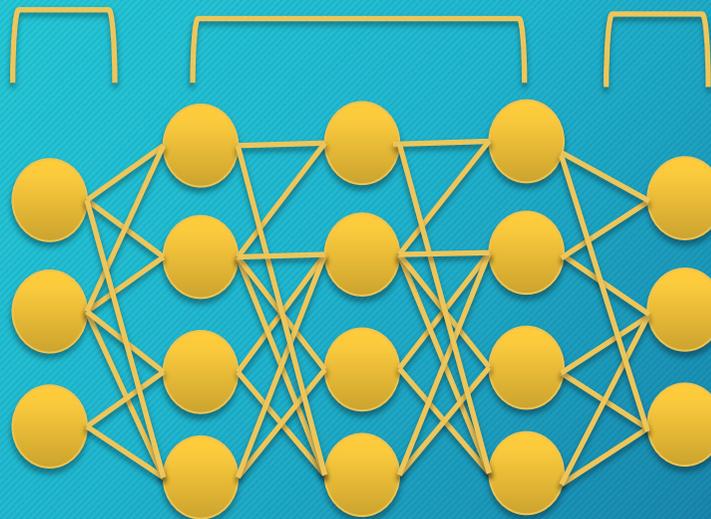
« super » classifieur



Couche d'entrée

Couches cachées

Couche de sortie



Pas de lésion

lésion

bénin

malin

Et c'est parti...

Acta Orthopaedica 2017; 88 (6): 581–586

OPEN ACCESS

581

Artificial intelligence for analyzing orthopedic trauma radiographs Deep learning algorithms—are they on par with humans for diagnosing fractures?

Jakub OLCZAK¹, Niklas FAHLBERG², Atsuto MAKI³, Ali Sharif RAZAVIAN^{1,3}, Anthony JILBERT², André STARK¹, Olof SKÖLDENBERG¹, and Max GORDON¹

Home > Radiology > VOL. 284, NO. 2

Original Research

Deep Learning at Chest Radiography: Automated Classification of Pulmonary Tuberculosis by Using Convolutional Neural Networks

Paras Lakhani , Baskaran Sundaram

Browse Journals & Magazines > IEEE Transactions on Medical ... > Volume: 35 Issue: 5

Automatic Detection of Cerebral Microbleeds From MR Images via 3D Convolutional Neural Networks

Sign In or Purchase
to View Full Text

69
Paper
Citations

5307
Full
Text Views

9

Author(s)

Qi Dou ; Hao Chen  ; Lequan Yu ; Lei Zhao ; Jing Qin ; Defeng Wang ; Vincent CT Mok ; Lin Shi ;



JAMA

View Article ▶

JAMA. 2017 Dec 12; 318(22): 2211–2223.
Published online 2017 Dec 12. doi: [10.1001/jama.2017.18152](https://doi.org/10.1001/jama.2017.18152)

PMCID: PMC5620739
PMID: [29234807](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29234807/)

Development and Validation of a Deep Learning System for Diabetic Retinopathy and Related Eye Diseases Using Retinal Images From Multiethnic Populations With Diabetes

Daniel Shu Wei Ting, MD, PhD,^{1,2} Carol Yim-Lui Cheung, PhD,^{1,3} Gilbert Lim, PhD,⁴ Gavin Siew Wei Tan, FRCSEd,^{1,2} Nguven D. Quang, BEng,¹ Alfred Gan, MSc,¹ Haslina Hamzah, BSc,¹ Renata Garcia-Franco, MD,⁵ Ian Yew San Yeo, FRCSEd,^{1,2} Shu Yen Lee, FRCSEd,^{1,2} Edmund Yick Mun Wong, FRCSEd,^{1,2} Charumathi Sabanavagam, MD, PhD,^{1,2} Mani Baskaran, MD, PhD,^{1,2} Farah Ibrahim, MB, BCh, BAO,² Ngiap Chuan Tan, MCI, FAMS,^{2,6} Eric A. Finkelstein, MHA, PhD,⁷ Ecosse L. Lamoureux, PhD,^{1,2} Ian Y. Wong, FRCOph,⁸ Neil M. Bressler, MD,⁹ Sobha Sivaprasad, FRCOph,¹⁰ Rohit Varma, MD, MPH,¹¹ Jost B. Jonas, MD, PhD,¹² Ming Guang He, MD, PhD,¹³ Ching-Yu Cheng, MD, PhD,^{1,2} Gemmy Chui Ming Cheung, FRCOph,^{1,2} Tin Aung, MD, PhD,^{1,2} Wynne Hsu, PhD,⁴ Mong Li Lee, PhD,⁴ and Tien Yin Wong, MD, PhD^{1,2}

MENU ▾

nature
International journal of science



Altmetric: 2749 Citations: 319

More detail >>

Letter | Published: 25 January 2017

Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks

Andre Esteva , Brett Kuprel , Roberto A. Novoa , Justin Ko, Susan M. Swetter, Helen M. Blau & Sebastian Thrun 

Nature **542**, 115–118 (02 February 2017) | [Download Citation](#)

clinic. It is projected that 6.3 billion smartphone subscriptions will exist by the year 2021 (ref. 13) and can therefore potentially provide low-cost universal access to vital diagnostic care.

Et c'est parti...

Tuberculose	Microbleed	Fractures	Mélanome	Rétinopathie
Lakhani et al Radiology 2017	Dou et al IEEE Trans Med Imaging 2016	Olczac et al Acta orthopaedica 2017	Esteva et la Nature 2017	Gushan et al JAMA 2016
1007 radios de thorax	320 IRM cérébrales	256 000 radios d'extrémités	129 450 photos	71 896 images de rétines
AUC 0,99 + radiologue Se = 97% Sp = 100%	Se = 93% 2,74 faux positifs	Acc = 83% = orthopédiste sénior	AUC = 0,95 > 21 dermatologues	Se = 90-100% Sp = 87-92%

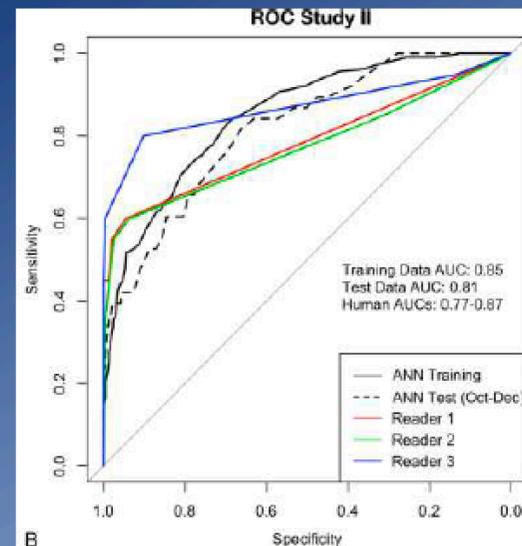
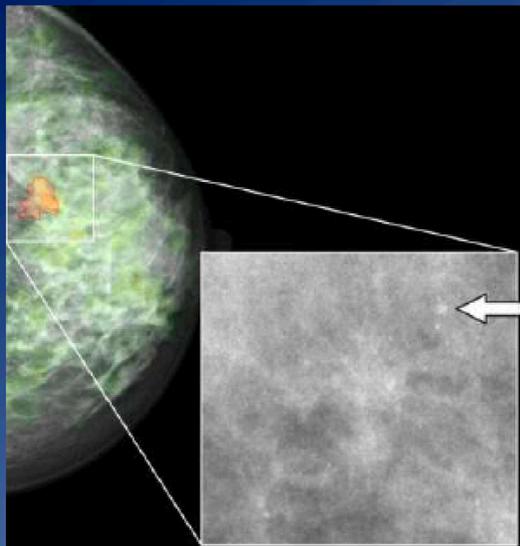
Diagnostic

Sein

Étude rétrospective

Screening année 2012 n= 3228 (n=143 KC)

3 radiologues = ground truth



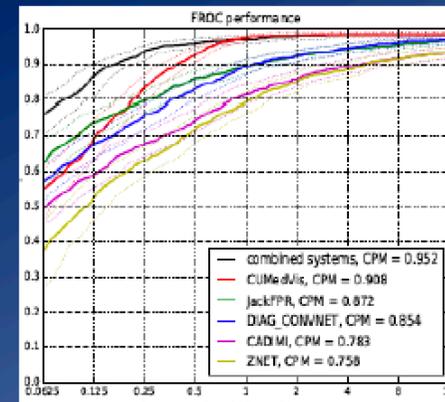
Beckers AS et al, Invest Radiol
2017 Jul;52(7):434-440

Les data challenges

Poumon

Détection de nodule
n = 1010 (base publique LIDC)

Sens : 92-98 %
FP : 1.0 / patient



Setio et al. Med Image Anal. 2017 Jul

Challenge 2017



Data Science Bowl 2017

Can you improve lung cancer detection?

\$1,000,000 · 1,972 teams · 6 months ago

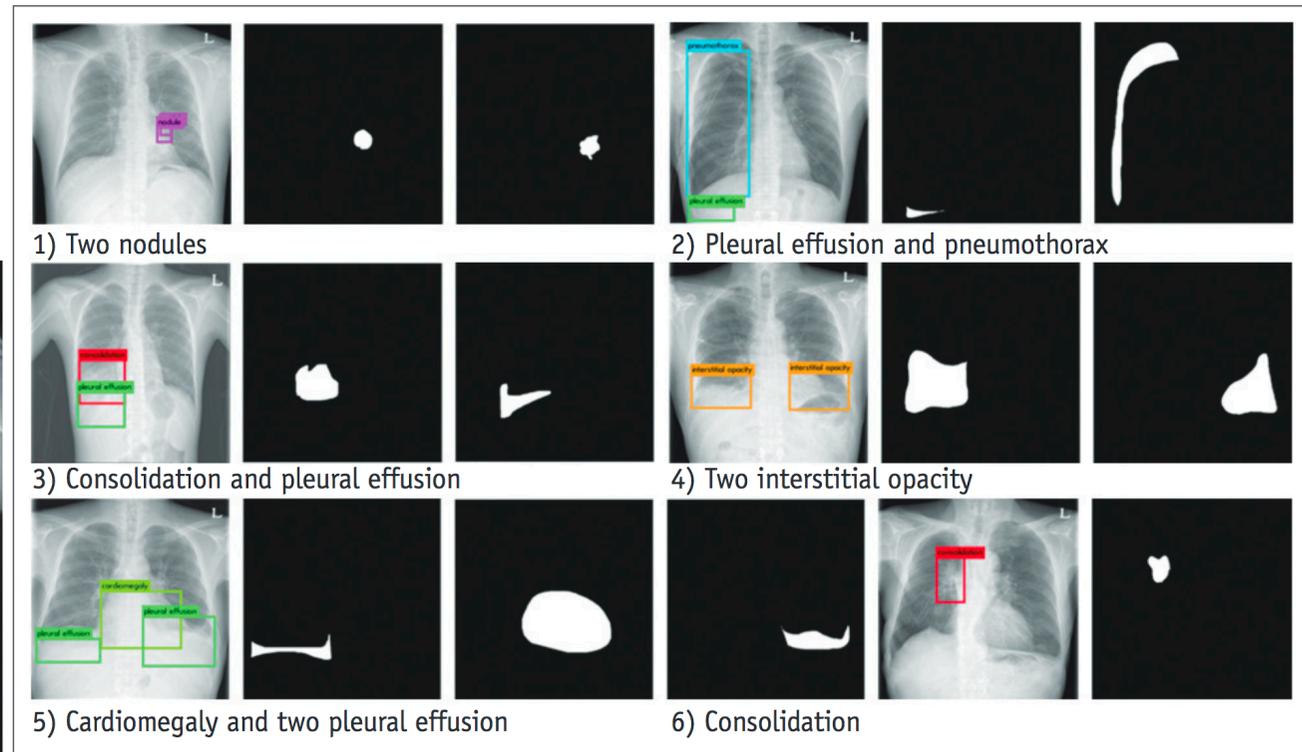
Les data challenges

- **PROSTATEx Challenges – SPIE-AAPM-NCI**
- **MICCAI 2016 and 2017 – Computational Precision Medicine**
- **MICCAI 2013-2017 – Brain Tumor Segmentation (BRATS)**
- **LUNGx SPIE-AAPM-NCI Lung Nodule Challenge**

Objectifs plus complexes



B



C

Madame Irma?



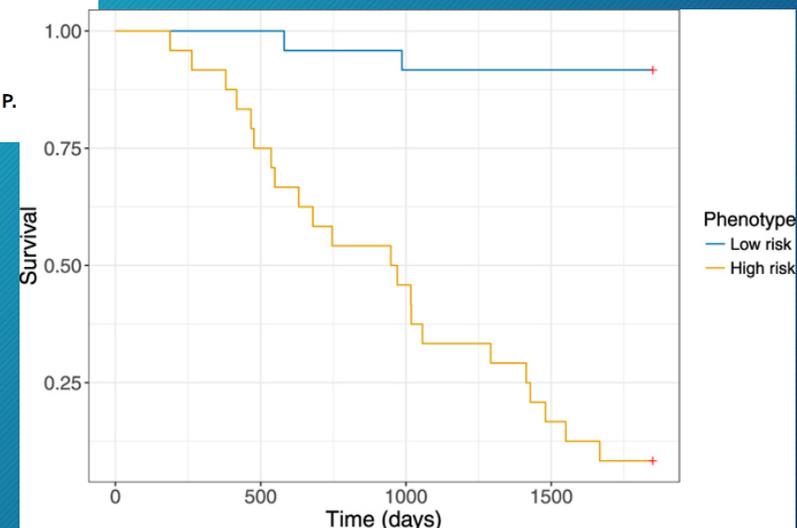
www.nature.com/scientificreports

SCIENTIFIC REPORTS

OPEN Precision Radiology: Predicting longevity using feature engineering and deep learning methods in a radiomics framework

Received: 8 December 2016
Accepted: 6 April 2017
Published online: 10 May 2017

Luke Oakden-Rayner^{1,2}, Gustavo Carneiro³, Taryn Bessen¹, Jacinto C. Nascimento⁴, Andrew P. Bradley⁵ & Lyle J. Palmer²



Madame Irma?

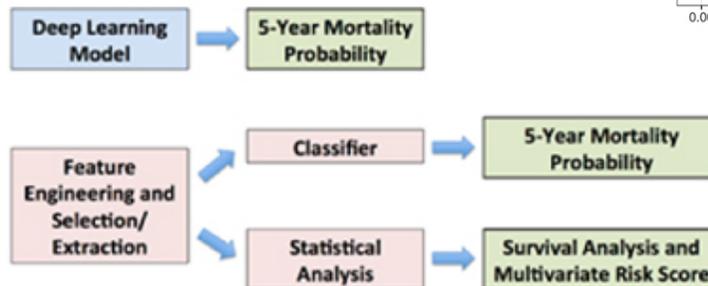
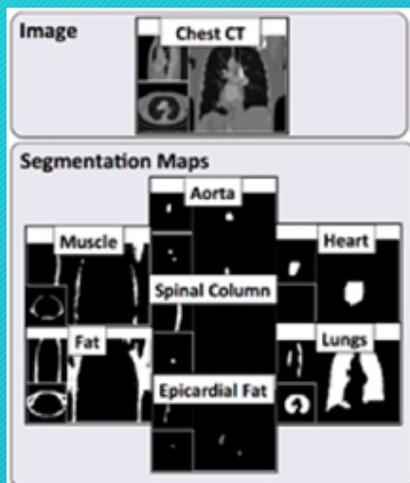
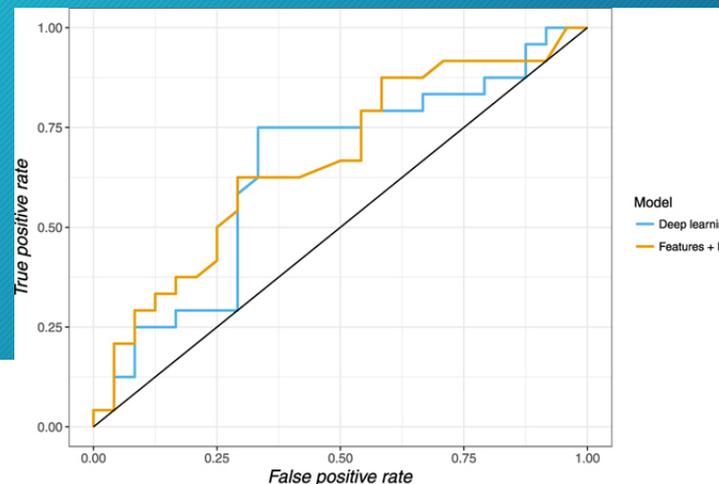
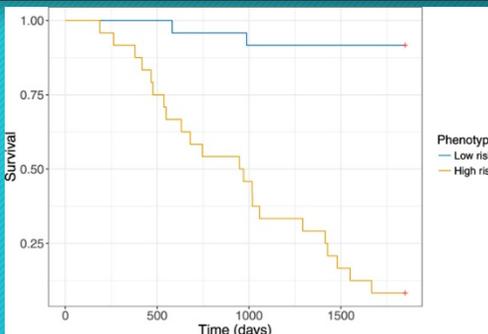


SCIENTIFIC REPORTS

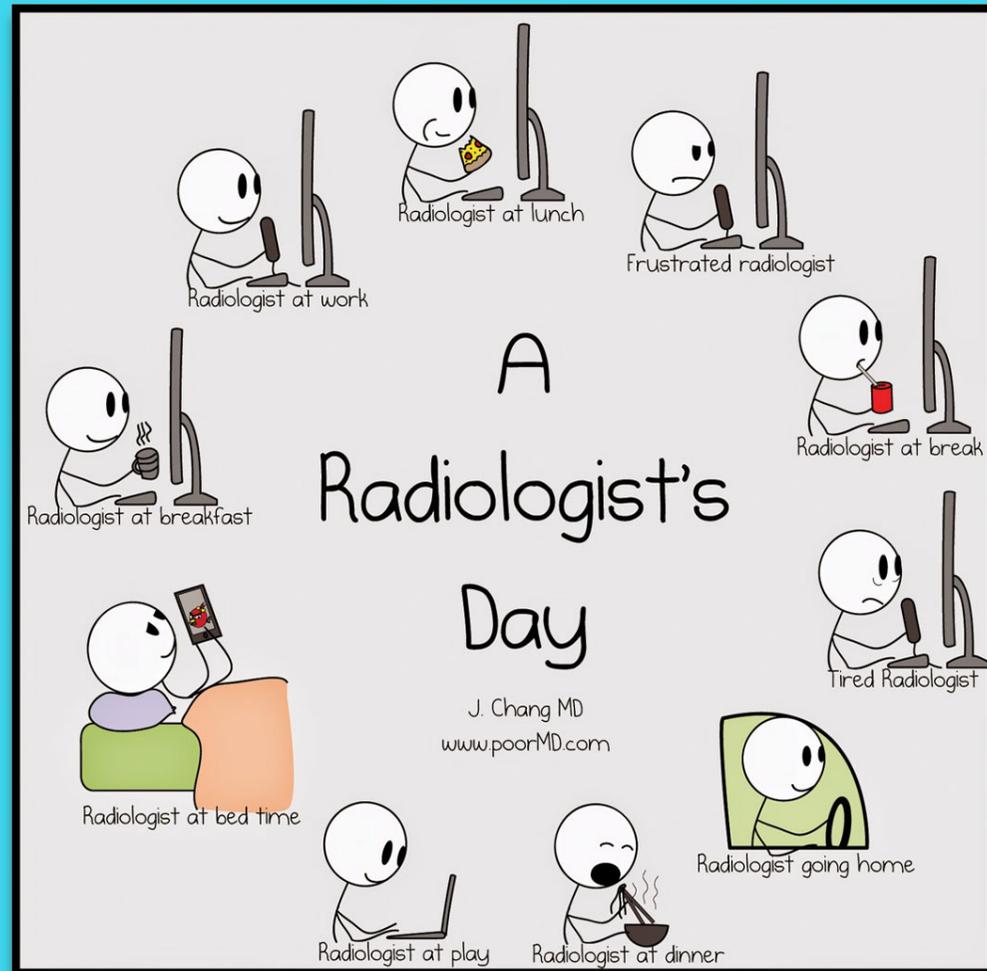
OPEN Precision Radiology: Predicting longevity using feature engineering and deep learning methods in a radiomics framework

Received: 8 December 2016
Accepted: 6 April 2017
Published online: 10 May 2017

Luke Oakden-Rayner^{1,2}, Gustavo Carneiro¹, Taryn Bessen¹, Jacinto C. Nascimento¹, Andrew P. Bradley¹ & Lyle J. Palmer²

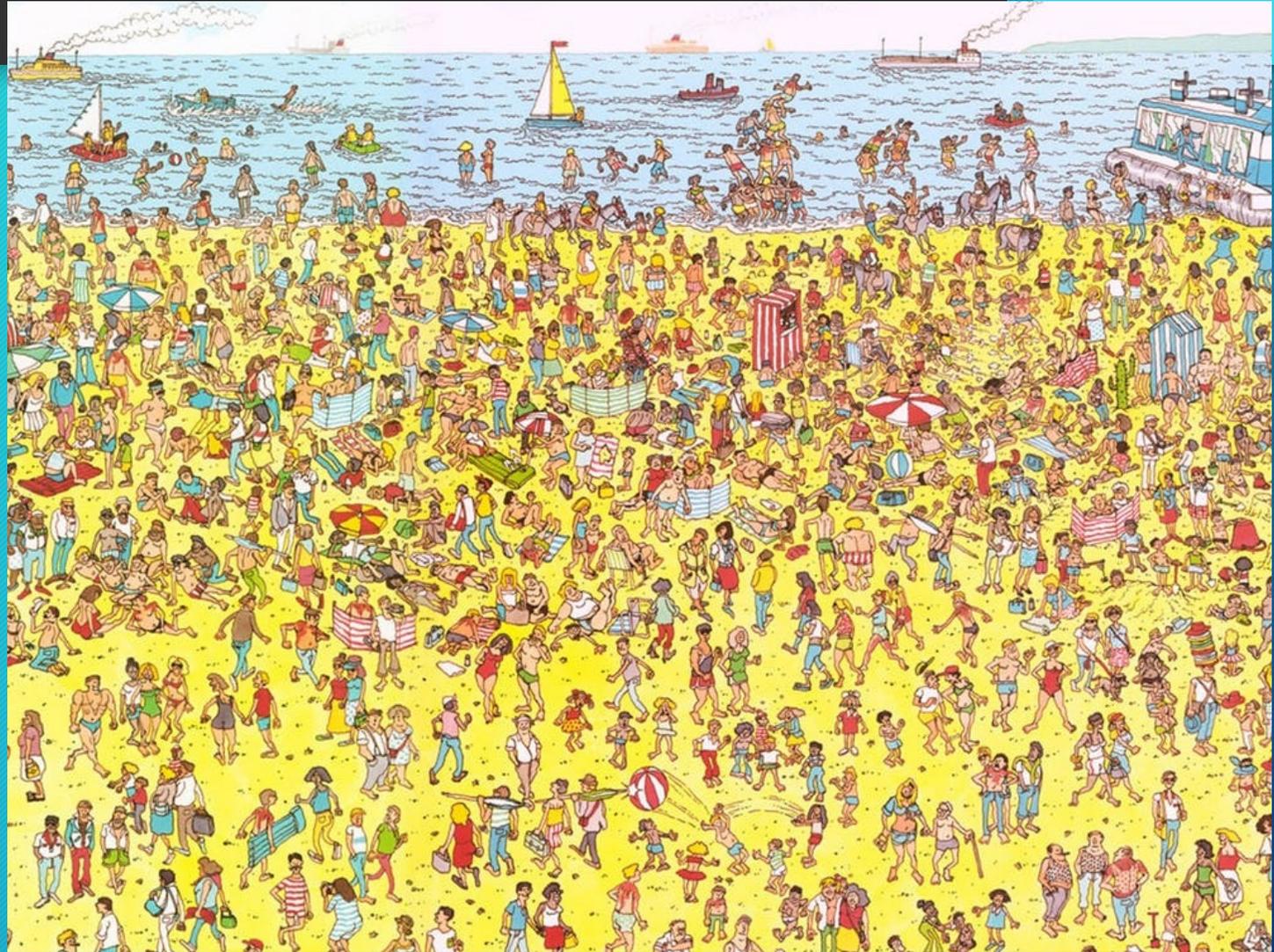
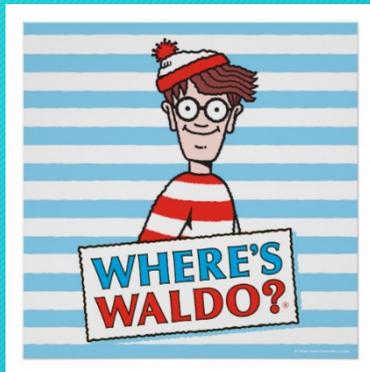


Attentes des radiologues?



Le travail du radiologue

Ce n'est pas
(que) ça!



CAD: Computer-Aided Detection

Breast Imaging 

Screening Mammography with Computer-aided Detection: Prospective Study of 12,860 Patients in a Community Breast Center

Timothy W. Freer, Michael J. Ulissey

✓ [Author Affiliations](#)

Published Online: Sep 1 2001 | <https://doi.org/10.1148/radiol.2203001282>

- ↑ nombre de cancers détectés (+19,5%)
- ↑ proportion de cancers précoces (stades 0 et 1) 78% vs 73%

MAIS

- ↑ du nombre de patientes reconvoquées (7,7% vs 6,5%)
- Pas de différence de VPP de la biopsie (38%)

Intelligence artificielle: diagnostic

SYSTEMS	FINDINGS	CONDITIONS
RESPIRATORY	260	2 968
HEAD AND NECK	258	2 628
NEUROSCIENCE	361	2 774
CARDIAC	93	1 179
PEDIATRICS	189	2 456
GASTROINTESTINAL	352	2 866
GENITOURINARY	234	1 905
REPRODUCTIVE	74	714
VASCULAR	159	1 800
MUSCULOSKELETAL	635	4 083
TOTAL	2 613	23 373
ARTIFICIAL INTELLIGENCE	DETECTION	INTERPRETATION

GAMUTS

Intelligence artificielle: diagnostic

	COMPUTED TOMOGRAPHY	MAGNETIC RESONANCE	POSITRON EMISSION	RADIOGRAPH Y	ANGIOGRAPH Y	ULTRASOUND	FLUOROSCOPIE
ABDOMINAL IMAGING							
BREAST IMAGING							
CARDIAC IMAGING							
EMERGENCY IMAGING							
MUSCULOSKELETAL							
NEURORADIOLOGY							
NUCLEAR MEDICINE							
PEDIATRIC IMAGING							
THORACIC IMAGING							
INTERVENTIONAL							

Chaque point correspond à un diagnostic et donc à un algorithme à développer pour l'atteindre.

Le travail du radiologue

C'est
beaucoup
ça!



Intelligence artificielle en radiologie: pas que le diagnostic

Et c'est aussi ça!

INDICATION

EXAMEN
(technique)

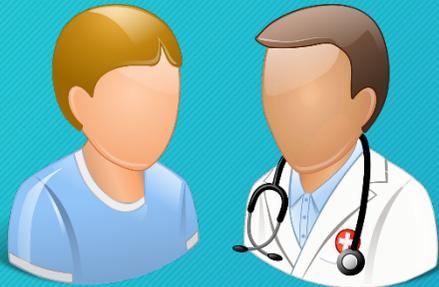
AFFICHAGE
(visualisation)

DETECTION

CLASSIFI-
CATION

COMPTE-
RENDU

DECISION



Intelligence artificielle en radiologie: pas que le diagnostic

Trier les indications

Améliorer les techniques d'imagerie (reconstruction, échantillonnage de l'espace K...)
↑ rapidité d'acquisition IRM, ↓ irradiation scanner...

Optimiser la planification

Présentation « intelligente » d'images (pertinence, contenu...)

INDICATION

EXAMEN
(technique)

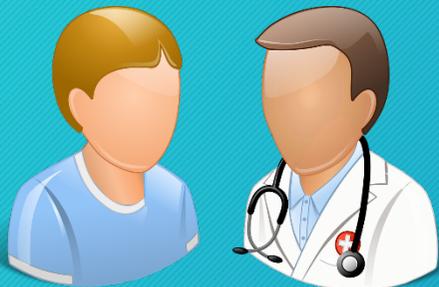
AFFICHAGE
(visualisation)

DETECTION

CLASSIFI-
CATION

COMPTE-
RENDU

DECISION

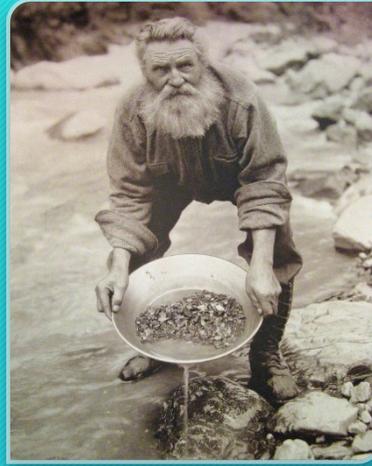


« CAD »

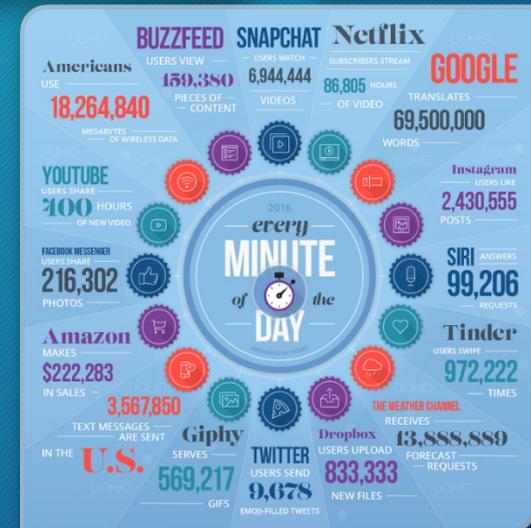
Algorithme de décision

Algorithme d'interprétation

Comptes-rendus standardisés extraits des annotations d'images
Outils de communication avec le patient



LA RUEE VERS LE DATA?



BIG DATA: les 4V

VOLUME

MAIS AUSSI

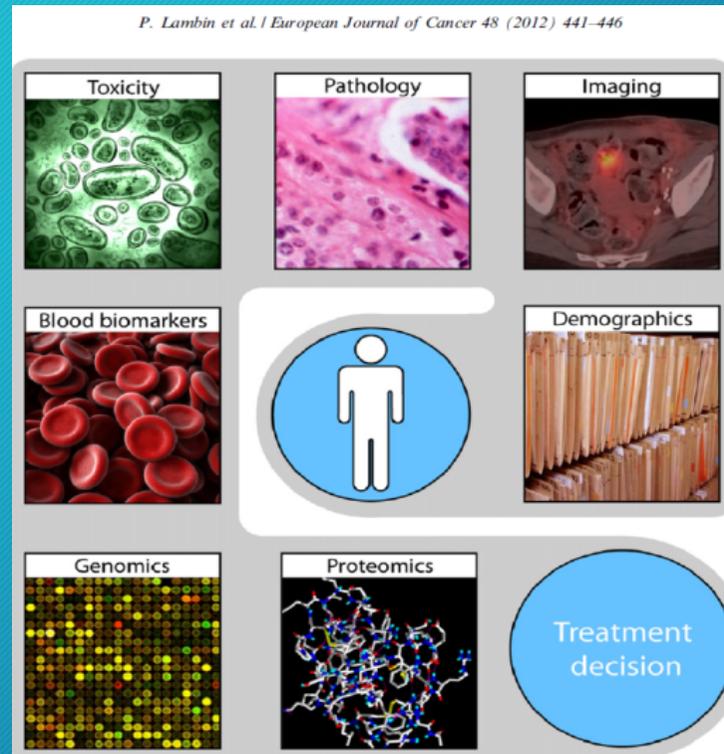
VARIETY

VELOCITY

VERACITY

Imagerie & big data

- Imagerie = élément du big data
- Intégration de l'imagerie dans les bases de données



Banques de données

VOLUME

Entrepôt de données
HEGP

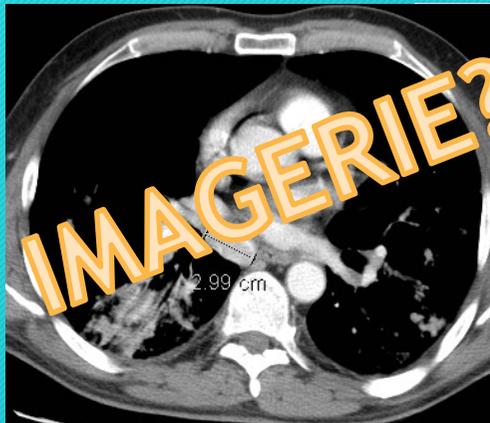


VARIETY

Type	# instances	# patients
Demographics (age, sex, Hospital vital status)		742 487
Vital signs (temperature, blood pressure, weight, ...)	14 million	141 725
Diagnoses (ICD 10 codes)	6 million	338 871
Medical Procedures (French CCAM codes)	4 million	285 097
Clinical data (EHR DxCare forms)	70 million	468 057
Free Text reports (Hospitalization, Surgery, Imaging, Pathology ...)	3.5 million	359 547
Lab test results	103 million	379 483
Drug prescriptions	3.5 million	121 441
Omics data	80 million	173

Banques de données

Entrepôt de données HEGP



Type	# instances	# patients
Demographics (age, sex, Hospital vital status)		742 487
Vital signs (temperature, blood pressure, weight, ...)	14 million	141 725
Diagnoses (ICD 10 codes)	6 million	338 871
Medical Procedures (French CCAM codes)	4 million	285 097
Clinical data (EHR DxCare forms)	70 million	468 057
Free Text reports (Hospitalization, Surgery, Imaging, Pathology ...)	3.5 million	359 547
Lab test results	103 million	379 483
Drug prescriptions	3.5 million	121 441
Omics data	80 million	173

Banques de données

IMAGERIE?



Information
dérivée de
l'image

Entrepôt de données
HEGP



Type	# instances	# patients
Demographics (age, sex, Hospital vital status)		742 487
Vital signs (temperature, blood pressure, weight, ...)	14 million	141 725
Diagnoses (ICD 10 codes)	6 million	338 871
Medical Procedures (French CCAM codes)	4 million	285 097
Clinical data (EHR DxCare forms)	70 million	468 057
Free Text reports (Hospitalization, Surgery, Imaging, Pathology ...)	3.5 million	359 547
Lab test results	103 million	379 483
Drug prescriptions	3.5 million	121 441
Omics data	80 million	173

Comment intégrer l'imagerie dans les entrepôts/bases de données?

- Informations dérivées de l'imagerie → pas les données brutes
- Ne représentent que l'état des connaissances à un moment donné
- Solution = banques d'images
- **PROBLEMATIQUES A RESOUDRE**
 - Espace de stockage?
 - Ethique?
 - Interfaçage image / données?
 - Annotation?

Cohortes de patients - banques d'images

1. Espace de stockage!

Question

- Quel est le volume de données produit par personne par jour dans le monde?
 - a) 1 megabyte (10^6)
 - b) 1 gigabyte (10^9)
 - c) 1 terabyte (10^{12})

Question

- Quel est le volume de données produit par personne par jour dans le monde?

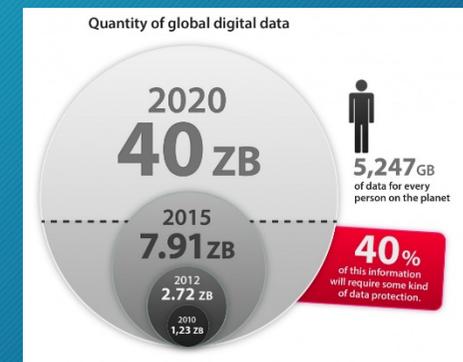
a) 1 megabyte (10^6)

b) 1 gigabyte (10^9)

c) 1 terabyte (10^{12})

Soit 2,5 exabytes (10^{18}) au total par jour!

(3 milliards d'individus connectés dans le monde)



Question

The most common features of study

Value	Description	Matric(px)	Bit per px	Size	Study count
CD	Color flow Doppler	768 x 576	8	0,442 MB	
CR	Computed radiography	3520 x 4280	12	30 MB	2
CT	Computed tomography	512 x 512	16	0,524 MB	40-3000
DSA	Digital Subtraction Angiography	512 x 512	8		15-40
DX	Digital Radiography	2048 x 2048	12		2
MG	Mammography	4608 x 5200	14	45,7 MB	1
MR	Magnetic Resonance	256 x 256	16	0,131 MB	60-3000
NM	Nuclear Medicine	256 x 256		0,128 MB	
PET	Positron Emission Tomography - PET	128 x 128		32 MB	
US	Ultrasound	512 x 512	8	0,262 MB	20-240
XA	X-Ray Angiography	512 x 512	16		



Tomosynthèse
TDM cardiaque, de perfusion...
IRM neurologique fonctionnelle...
→ Plusieurs GB/examen

Cohortes de patients - banques d'images

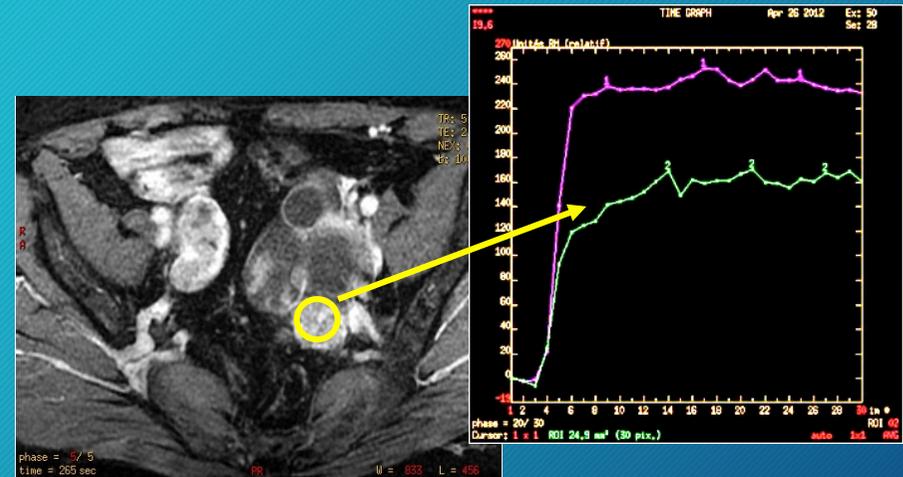
1. Espace de stockage!
2. Annotation des données!

VERACITY

VELOCITY

Cohortes de patients - banques d'images

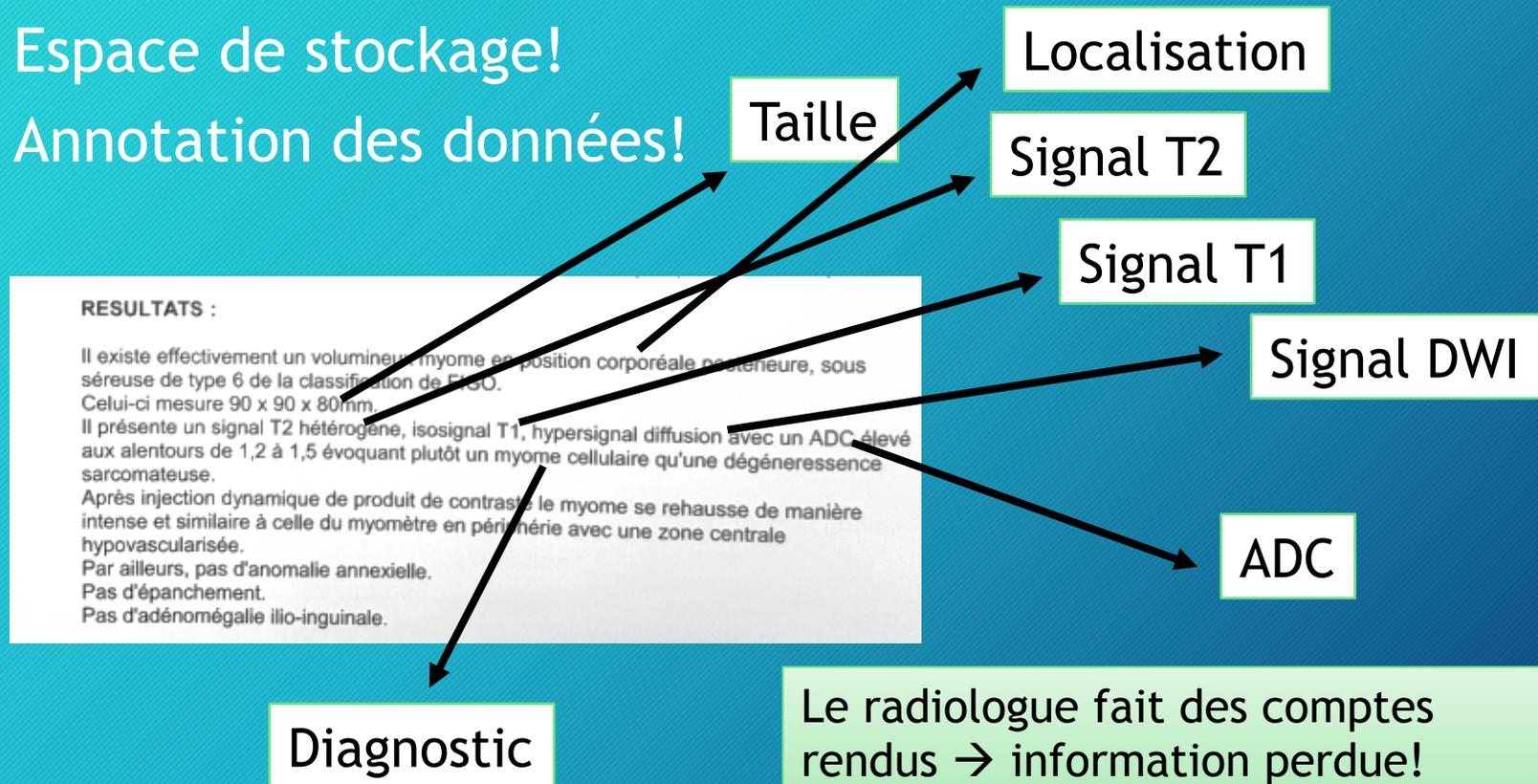
1. Espace de stockage!
2. Annotation des données!



Le radiologue annote les images dans le PACS → information perdue!

Cohortes de patients - banques d'images

1. Espace de stockage!
2. Annotation des données!



Cohortes de patients - banques d'images

1. Espace de stockage!

2. Annotation des données!

- DONNEES NON STRUCTUREES, NON EXHAUSTIVES
- Outils de sémantique standardisés

2 projets

→ DICOM Structured Reporting (DICOM-SR)

→ Annotation and Image Markup (AIM) project (Stanford, NCI)

Cohortes de patients - banques d'images

- Exemple: Cancer Imaging Archive : portail d'imagerie correspondant à des patients du TCGA (the Cancer Genome Atlas) colligé par plusieurs institutions américaines: Henry Ford Hospital, University of California San Francisco, MD Anderson Cancer Center, Emory University, and Thomas Jefferson University Hospital
- Images anonymisées liées à certaines données cliniques

Cohortes de patients - banques d'images

- Exemple: Cancer Research Portal d'imagerie TCGA (the Cancer Therapy Evaluation Program) de institutions américaines: University of California San Francisco, Emory University, National Cancer Center, National Cancer Institute, National Cancer Hospital
- Images anonymisées et cliniques

research manuscript. You can subscribe to our [Email List](#) or social media feeds to be notified of new collections and changes to existing collections.

Show entries Filter table:

Cancer Type	Collection	Location	Subjects	Modalities
Ovarian Serous Cystadenocarcinoma	TCGA-OV	Ovary	111	CT, MR
Lung Squamous Cell Carcinoma	TCGA-LUSC	Lung	31	CT, NM, PT
Colon Adenocarcinoma	TCGA-COAD	Colon	25	CT
Kidney Chromophobe	TCGA-KICH	Kidney	15	CT, MR
Rectum Adenocarcinoma	TCGA-READ	Rectum	3	CT, MR
Head and Neck Squamous Cell Carcinoma	TCGA-HNSC	Head-Neck	148	CT, MR, PT
Thyroid Cancer	TCGA-THCA	Thyroid	4	CT, PT
Glioblastoma Multiforme	TCGA-GBM	Brain	261	MR, CT, DX
Low Grade Glioma	TCGA-LGG	Brain	199	MR, CT
Liver Hepatocellular Carcinoma	TCGA-LIHC	Liver	65	MR, CT, PT
Lung Adenocarcinoma	TCGA-LUAD	Chest	64	CT, PT, NM
Kidney Renal Clear Cell Carcinoma	TCGA-KIRC	Renal	267	CT, MR, CR
Bladder Endothelial Carcinoma	TCGA-BLCA	Bladder	6	CT, CR
Breast Cancer	TCGA-BRCA	Breast	122	MR, MG
Kidney Renal Papillary Cell Carcinoma	TCGA-KIRP	Renal	31	CT, MR, PT
Prostate Cancer	Prostate-3T	Prostate	64	MR
Head and Neck Carcinomas	QIN-HeadNeck	Head-Neck	156	PT, CT
Prostate Cancer	NaF Prostate (Limited Access)	Prostate	9	PT, CT
Varies	QIN Collections (Limited Access)	Varies	-	Varies

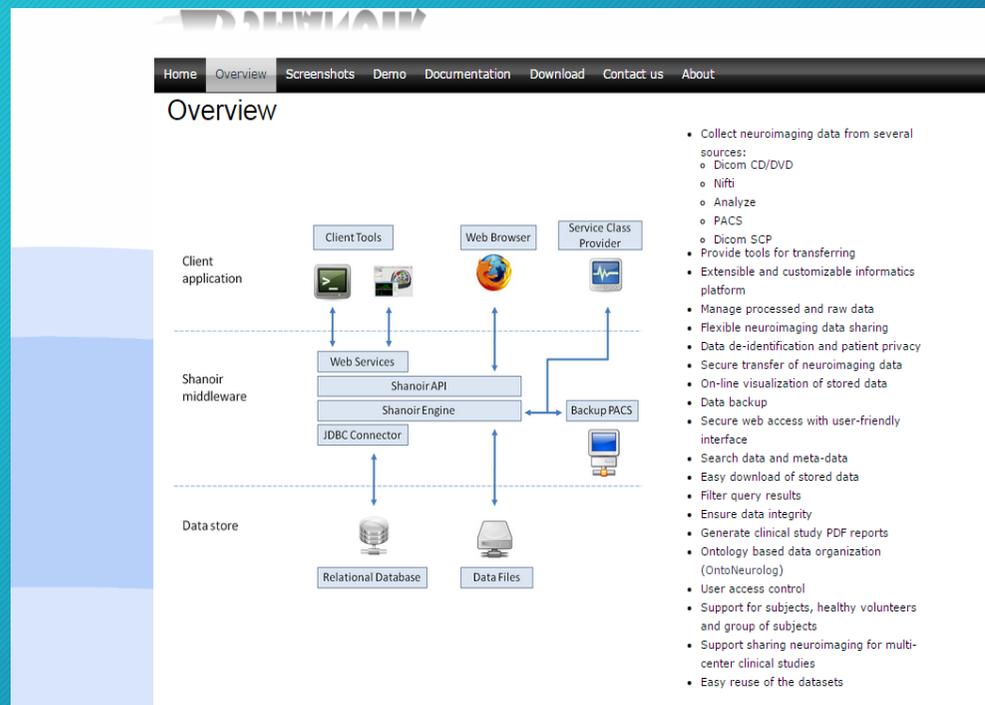
Cancer Imaging Archive-Crowds cure cancer



Annotation d'images de la banque par des radiologues pendant le RSNA (congrès américain)

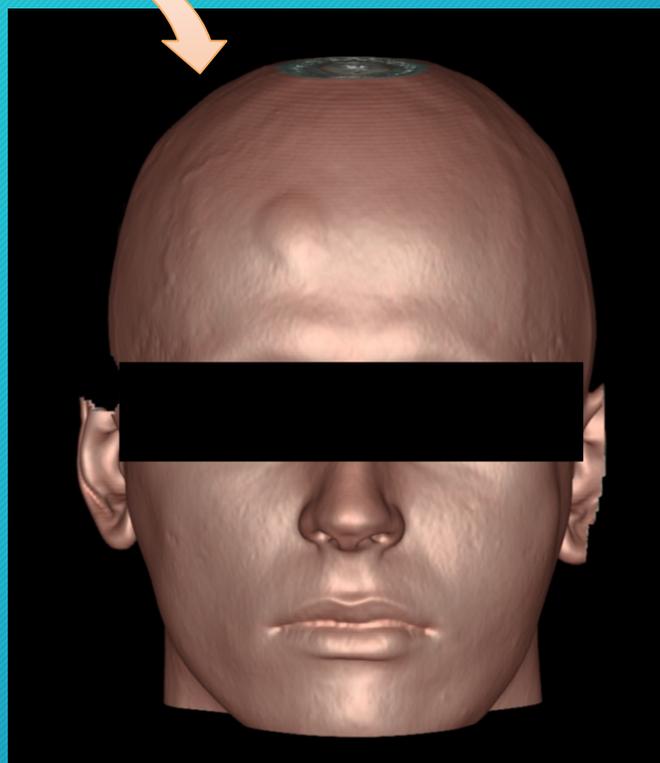
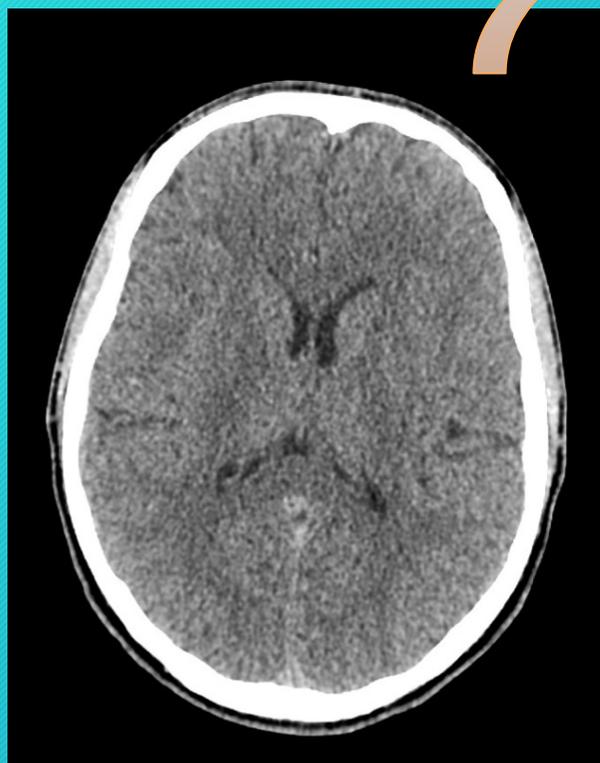
Cohortes de patients - banques d'images

- Peu de grandes banques d'images annotées avec métadonnées
- Neurologie +++



Enjeux éthiques et réglementaires spécifiques à l'imagerie

Anonymisation ?



Le visage peut être reconstruit et reconnaissable à partir de toute acquisition 3D
→ « de-facing »

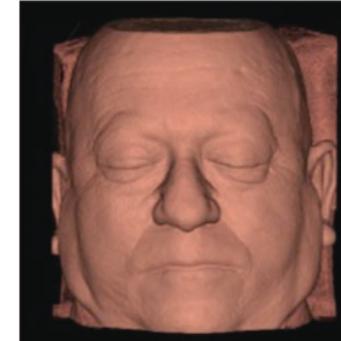
AJR 2014; 202:1267-1271

Implications of Surface-Rendered Facial CT Images in Patient Privacy

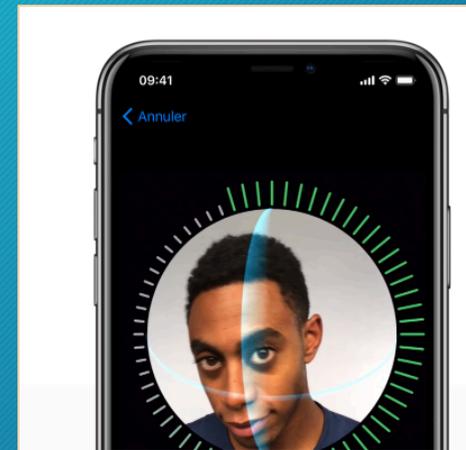
Joseph Jen-Sho Chen¹
Krishna Juluru²
Tara Morgan³
Ryan Moffitt⁴
Khan M. Siddiqui⁵
Eliot L. Siegel¹

OBJECTIVE. Three-dimensional surface-rendered facial CT images have become routine in diagnostic imaging. However, as a result of the ease with which facial features and, as a result, as a violation of patient privacy rights, viewers can recognize faces on 3D surface-rendered facial CT images.

SUBJECTS AND METHODS. 100 patients who underwent clinically indicated CT scans of the head and neck were included in the study.



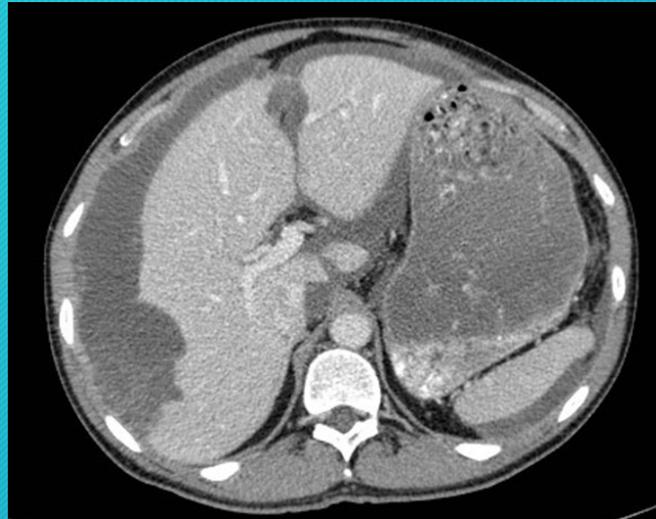
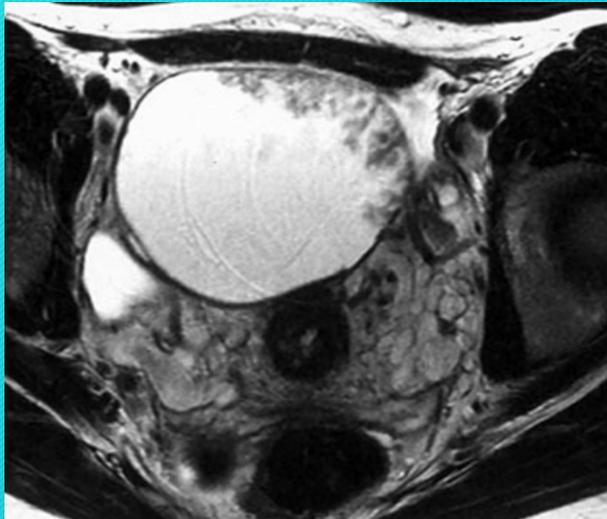
RESULTS. The overall accuracy among the image observers was approximately 61%.



ographie
de

Activé par la caméra TrueDepth, Face ID est facile à configurer. Le système projette et analyse plus de 30 000 points invisibles pour générer une carte de profondeur précise de votre visage.

Anonymisation ? => Pseudonymisation !!



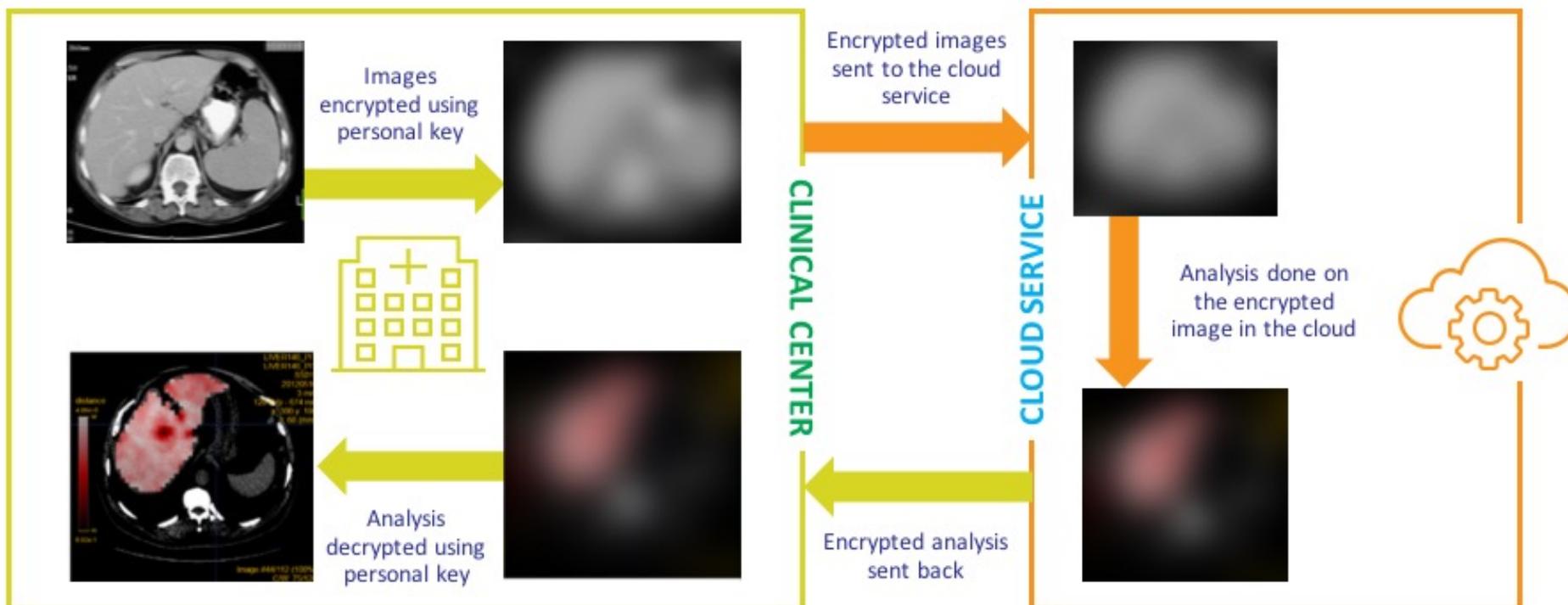
Une image est aussi unique à un patient que son visage, surtout si on y ajoute son histoire clinique, dates, sexe... → pseudonymisation

Psuedonymisation ? Solutions?

- Découpage de l'image
- Floutage des zones non concernées par la recherche
- Reconstitution de patients chimériques?
- Cryptage
- ...

Cryptage

Homomorphic encryption – private analysis on cloud services



Kristin Lauter, Microsoft Research et Marc-Michel Rohé, Median Technologies
Courtesy of Median Technologies

Gestion des découvertes fortuites

- Les images acquises dans le contexte de la recherche peuvent mener à des découvertes fortuites nécessitant un retour vers le patient (cf génétique)
- Questions brûlantes :
 - Qui lit les images de recherche ?
(Pas toujours un radiologue)
 - Comment retourner vers le patient ?
(Procédure d'anonymisation ou pseudonymisation réversible)
 - Quelles sont les découvertes nécessitant une information du patient ?
 - Comment savoir si le patient en a déjà été informé?

→ Nécessité de mise en place de procédures pour gérer ces évènements

Gestion des découvertes fortuites

Discovery and informing research participants of incidental findings detected in brain magnetic resonance imaging studies: Review and multi-institutional study

Kyoko Takashima¹  | Yoshiyuki Takimoto² | Eisuke Nakazawa² | Yoshinori Hayashi³ | Atsushi Tsuchiya⁴ | Misao Fujita⁵ | Akira Akabayashi²

Brain and Behavior. 2017;7:e00676.
<https://doi.org/10.1002/brb3.676>

- Fréquence : => 2% de lésions nécessitant une prise en charge
- Fréquence ↗ avec âge ↗
- (nota bene : fréquence non connue dans les revues de données rétrospectives = diagnostics manqués !!)

Ethique entre confrères

- Les bases de données « images » sont accompagnées de métadonnées :
 - Comment et quand informer les cliniciens qui ont participé au recueil de ces données ?
- Lors d'une analyse rétrospective :
 - Comment et quand informer les collègues radiologues qui ont participé à la constitution de la base ?

→ partage équitable des retombées de la recherche

Validité et validation?

- Quelles populations d'entraînement et de validation?
 - Facteurs de confusion, biais
 - Erreurs
 - Surajustement
- Imputabilité de l'information
 - Effet « boîte noire » → développements de tests
- « Moving target »
 - Technique d'imagerie
 - Outcomes de référence
- Quelle est la vérité?
 - Comparé au radiologue

Principe de justification
pour les systèmes d'IA

Vers un nouveau
radiologue?



Modification du métier de radiologue

- Radiologue, spécialiste de l'imagerie médicale
 - Automatisation de certaines tâches (dépistage)
 - Spécialiste des données (radiomique)
 - Présomption d'infailibilité de la machine?
 - Prudence envers les résultats
 - Supervision
 - Difficultés de « négativer » un faux positif
- Place de l'outil dans la boucle décisionnelle diagnostique

Modification du métier de radiologue

- Communication avec les patients
 - Risque de « dilution » de la responsabilité
 - Présomption d'infaillibilité de la machine
 - Perte d'expertise (moins d'images vues)
 - Synthèse diagnostique : passeur de savoir
 - Comment communiquer l'estimation du risque généré par l'algorithme?
- **Plus ou moins de temps pour le patient?**
 - Amélioration de l'efficacité?
 - Libération de tâches itératives?

Mobilisation professionnelle et académique

- Groupe CERF SFR IA → écriture d'un « livre blanc »
 - Recherche et développement
 - Applications cliniques
 - Education et formation
 - Enjeux éthiques
- Groupe « Base de données »
 - Formation sur la nouvelle réglementation
- Groupe « Découvertes fortuites »

Vos IRM, scanners et autres échographies peuvent faire avancer la recherche



PAR JADE BOCHES

LE 11 JUIN 2018 À 15H27

La Société française de radiologie vient de lancer le tout premier « data challenge », un concours ayant pour but de développer des intelligences artificielles afin de faire avancer la détection et l'étude de certaines pathologies.