

Intelligence artificielle et imagerie médicale sur en 2018 :

Livre Blanc de la communauté française de radiologie

Auteurs :

Gaspard d'Assignies, Laure Fournier, Helène Vernhet-Kovacsik, Myriam Edjlali, Loïc Bousset, Isabelle Thomassin, Paul Herent, Marc Zins, Romain Pommier, Anne Laure Bailly, Jean Yves Gauvrit, Nathalie Lassau, Alain Luciani, Jean Paul Beregi

Contributeurs :

Jean Michel Bartoli, Louis Boyer, Yves Gandon, Vincent Hazebrouck, Jean François Meder

Pour le groupe SFR-IA et le CERF.

Correspondants :

Dr Gaspard d'Assignies : gaspard.dassignies@chd-vendee.fr

Dr Jean Paul Bérégi Mail : Jean.paul.beregi@chu-nimes.fr

INTRODUCTION

Le domaine de l'intelligence artificielle (IA) connaît en ce moment une progression exponentielle dans de multiples secteurs. Les applications IA utilisées tous les jours comprennent les assistants personnels à commande vocale, algorithmes comportementaux appliqués aux conversations téléphoniques en temps réel, les recommandations d'achat alimenté par l'analyse prédictive et la conduite autonome de Véhicules. Cette progression est à l'origine d'innovations de rupture tel que : la reconnaissance vocale, la traduction automatique, les voitures autonomes, la reconnaissance de visages, la robotique militaire et civile, la reconnaissance d'images médicales, ...

Nombre d'applications dans le domaine particulier de la santé sont en cours d'élaboration ou déjà distribuées. Les conséquences pour les patients et les médecins seront probablement de grande ampleur. La radiologie occupe une place de plus en plus centrale dans le parcours de soin. Cet état de fait additionné à la numérisation et l'introduction des systèmes d'archivage en imagerie médicale a abouti à la croissance exponentielle des données d'imagerie stockées en format numérique au cours des 2 dernières décennies. Ces données peuvent être utilisées à l'aide des algorithmes d'IA pour optimiser la qualité des soins, assurer la pertinence et améliorer l'efficacité et l'accessibilité du système de santé.

En tant que spécialiste de l'imagerie médicale diagnostique et thérapeutique, le radiologue doit participer et conduire à la

mise en œuvre de ces systèmes pilotés par les données pour améliorer les soins aux patients (1-4).

En octobre 2017, la société Française de Radiologie a créé un groupe de travail sur l'IA qui a pour mission de réfléchir sur l'impact de l'introduction et à la mise en œuvre des algorithmes d'IA sur le domaine de l'imagerie médicale (éthiques, recherche, réglementaire). Ce groupe a travaillé avec le CERF pour établir une mise au point qui sera réactualisée régulièrement afin que la radiologie demeure à la pointe de la discussion sur l'utilisation de l'IA dans notre spécialité en France, afin que les radiologues puissent prendre en main l'impact de ces nouvelles technologies sur leur travail et leur rôle en tant que spécialistes et afin de garantir au patient une médecine de précision, personnalisée, participative, humaine et de qualité. Le groupe de rédaction de ce document comprend des radiologues membres de différentes sociétés d'organe en imagerie et d'autres disciplines (informatique de l'imagerie, ingénierie, biophysique et recherche). Les objectifs de cet article concernant la radiologie et l'IA sont de :

1. Rappeler les définitions et principes de l'intelligence artificielle
2. Décrire les principes réglementaires et les enjeux sur les données que représentent les images et les co-variables associées (demande pertinente, état du patient, compte rendu, suivi, autres informations)
3. Etablir un point sur la recherche et l'innovation
4. Définir les usages actuels et potentiels en radiologie
4. Présenter l'implication de la profession dans l'enseignement autour de l'IA
5. Rappeler les enjeux éthiques et sociétaux liés à l'IA
6. Proposer des Principes d'utilisation et d'organisation en radiologie avec l'IA

Outre une actualisation de la position française sur ce sujet d'évolution rapide, des publications complémentaires préciseront notamment la propriété des données de santé en radiologie, la recherche dans le domaine de l'IA avec la radiologie et les applications possibles.

DEFINITIONS DES TERMES ET INTRODUCTION AUX CONCEPTS D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE (IA)

De l'IA au réseau de neurones profonds

Le terme d'intelligence artificielle regroupe les sciences et les technologies qui permettent d'imiter, d'étendre voire d'augmenter l'intelligence humaine à l'aide de machine. Elle est étroitement liée au développement de l'informatique, des sciences cognitives, des statistiques et des mathématiques appliquées. Un glossaire en annexe 1 rappelle les principales définitions des termes utilisés dans cet article.

De nombreux domaines de recherche au sein de l'IA se sont développés depuis cette date jusqu'à aujourd'hui avec une succession de phases d'enthousiasmes stimulant une intense activité de recherche et des phases de déceptions appelées « hivers de l'IA ».

Le terme d'intelligence artificielle employé dans les médias en 2018, dont les applications sont pressenties en radiologie, fait référence à un sous domaine précis : l'apprentissage machine (machine learning, figure 1). Cette tâche consiste à prédire Y (le label) à partir de D (les données d'entrée) par une fonction dont les paramètres vont

être calculés par une phase d'entraînement, pour être ensuite évalué lors d'une phase de test (sur des données sur lesquelles l'algorithme ne s'est pas entraîné).

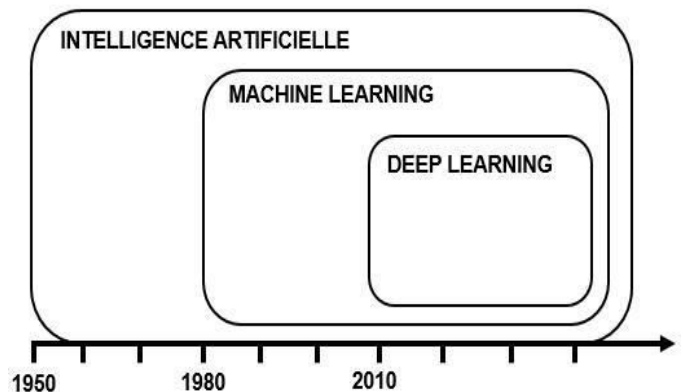


Figure 1 : Figure 1. Diagramme illustrant la hiérarchie du champ de l'intelligence artificielle défini dans le texte

La phase de test vise à évaluer la capacité de généralisation de l'algorithme, c'est à dire qu'il a bien appris la tâche sur laquelle on le destinait. Cette phase est importante car elle permet d'identifier si l'algorithme est capable d'effectuer une prédiction sur des données nouvelles. Si ce n'est pas le cas, il a probablement « sur appris » (overfitting), et a appris simplement à reconnaître des données (par analogie on pourrait dire qu'il a appris par cœur les données, mais qu'il n'est pas capable d'expliquer la règle sous-jacente permettant de prédire)

Plus précisément encore, aujourd'hui les tâches de machine learning en radiologie sont dites supervisées. On entend par supervisé un apprentissage algorithmique sur des données labellisées, c'est à dire que l'algorithme est exposé à la fois les données d'entrées (ici les images) et le label à prédire. Ce dernier peut être une variable catégorielle (on parle de tâche de

classification, par exemple prédire le score ACR sur une mammographie), ou continue (on parle de tâche de régression, par exemple prédire l'âge du cerveau sur une IRM).

Cette capacité d'apprentissage permet à la machine de réaliser des tâches qui seraient impossibles à faire s'il fallait les programmer « à la main » en spécifiant tous les paramètres. C'est le cas des tâches complexes comme la reconnaissance d'image, de son, de texte. Il existe des tâches d'apprentissage dites non supervisées (on parle de clustering). La plus connue est l'analyse par composante principale (ACP, ou PCA en anglais). Le principe : faire émerger des regroupements au sein de cette masse hétérogène d'informations, basés sur une ou plusieurs dimensions, et donc à révéler des caractéristiques « cachées » dans la donnée. Ces techniques ne sont aujourd'hui pas utilisables en imagerie pour des tâches visant à égaler des performances humaines, mais peuvent avoir un intérêt, pour identifier certains biais dans les données utilisées par exemple.

Cela permet la réalisation automatique de tâches essentielles en imagerie médicale comme par exemple : (1) Détection des anomalies (Computer-Aided Detection – CADe) ; (2) Caractérisation des anomalies détectées (Computer-Aided Diagnosis-CADx) ; (3) Segmentation d'organe

Un exemple classique en imagerie médicale est la détection des nodules pulmonaires en Tomodensitométrie (TDM). On fournit à la machine des images de scanner pulmonaires avec le label «

nodule pulmonaire : oui / non ». A chaque itération la machine traite les informations de l'image et répond : « nodule pulmonaire : oui » ou « nodule pulmonaire : non ». On lui fournit les bonnes réponses, elle ajuste alors ses paramètres interne pour améliorer ses performances. On réitère le processus avec un nouvel exemple. Une fois que « suffisamment » d'exemples ont été donnés à l'algorithme, celui-ci peut fournir une réponse lorsqu'on lui soumet une nouvelle image qu'il n'a jamais vu, par exemple « présence d'un nodule pulmonaire : oui 90% /non10% ».

Aujourd'hui, cette tâche de détection de nodule expose à de nombreux faux positifs. Au-delà de la détection, la promesse réside dans le fait de pouvoir prédire le caractère malin ou non d'un nodule (5).

On voit ici l'importance de la donnée « enrichie », correspondant, par exemple en radiologie, à des images labellisées (ex : une segmentation « à la main » de nodule, une donnée histologique issue d'une biopsie...). Avant de commencer à entraîner un algorithme à reconnaître tel type d'image ou tel autre il faut donc passer un temps conséquent à collecter et labelliser ces données pour espérer avoir des prédictions similaires ou supérieures à des performances humaines.

La labellisation peut être plus ou moins qualitative. Pour une tâche de segmentation par exemple, ou le radiologue aurait segmenté à la main (tâche fastidieuse) une tumeur, le label à prédire est clairement identifié. Ce n'est pas toujours le cas. Les data scientists peuvent travailler avec des labels moins précis, moins structurés. On

parle de « weak labelling ». Par exemple, un compte rendu radiologique contient des informations que l'on pourrait qualifier de label (exemple : présence d'un nodule pulmonaire dans tel segment du poumon), mais nécessite une étape intermédiaire de traitement pour pouvoir associer le label à ce qui est présent dans l'image. Plus les labels sont précis et structurés, plus la tâche de prédiction sera aisée pour l'algorithme, et moins le set de données devra être grand.

Il existe parmi ces algorithmes de machine learning une catégorie particulière qui est à l'origine des fulgurantes avancées actuelles, ce sont les réseaux de neurones profonds aussi appelé Deep Learning. Le terme « deep » fait référence au grand nombre de couche de neurones utilisés dans l'architecture du réseau.

L'apprentissage Profond (Deep Learning) en imagerie médicale.

Parmi les algorithmes d'apprentissage, les Réseaux Neuronaux Profonds sont à l'origine d'un progrès majeur dans la réalisation de ces tâches notamment en imagerie. Jusqu'à récemment les systèmes « classiques » d'apprentissage en reconnaissance de forme étaient composés de deux parties :

- Un extracteur de caractéristique (Feature extractor), programmé à la main
- Un algorithme de ML pour classer l'image

Prenons l'exemple de la caractérisation automatique d'un nodule pulmonaire en deux classes : bénin/malin. L'étape d'extraction de caractéristique correspond

ici à (1) segmenter le nodule puis (2) choisir et extraire celles de ses caractéristiques qui nous semblent pertinentes pour le classer en bénin/malin : contours, densité, rehaussement, rugosité, entropie ... Ces caractéristiques sont regroupées en vecteurs. L'étape suivante correspond à choisir l'algorithme de machine learning pour traiter ces vecteurs de manière à classer le nodule.

Or segmenter l'image et déterminer quelles sont les bonnes caractéristiques à extraire pour répondre à la question sont des tâches particulièrement complexes, sources d'erreurs potentielles. En effet il est quasiment impossible de prouver qu'on a choisi les caractéristiques optimales pour résoudre tel ou tel problème. C'est précisément là que les Réseaux de Neurones vont nous permettre de franchir une étape décisive (Figure 2)

Le Réseau de Neurone Convolutif (RNC), adapté au traitement de l'image, change complètement la donne : il synthétise ces deux étapes en réalisant à la fois l'extraction des caractéristiques de l'image et la classification. Plus besoin d'extraire les données de l'image pour ensuite les analyser. En Deep learning, le réseau prend les pixels de l'image ou d'une région de l'image comme valeur d'entrée (input) et la transforme à travers de multiples couches de calculs (d'où le terme « profond ») en élément de décision/classification (output). Par exemple le réseau de neurone appelé *Resnet-50* a 50 couches de neurones.

C'est dans ces couches intermédiaires, dites « cachées », que prend place l'extraction des caractéristiques de l'image qui ne sont pas explicitement programmées par le concepteur du réseau mais apprises par le réseau grâce aux données labellisées fournies durant la phase d'entraînement. Le processus est réalisé de bout en bout par la machine (« end-to-end » pour les anglo-saxons) depuis l'analyse des données brutes à la classification des images en réalisant lui-même les autres étapes.

L'explication détaillée du fonctionnement du réseau de neurones n'est pas notre sujet ici, de nombreuses ressources existent, notamment en ligne (6).

Retenons que le système s'inspire (de loin) du vivant en utilisant des « neurones artificiels » interconnectés. Chaque neurone reçoit une somme pondérée (W , les poids des paramètres de la fonction calculée par le neurone) d'entrées X et active sa sortie Y lorsque cette somme dépasse un seuil. La prédiction du réseau est comparée à la sortie attendue. L'apprentissage modifie les poids « synaptiques » W de manière itérative pour minimiser l'erreur et donc obtenir une prédiction qui soit la plus proche possible du résultat attendu.

Le caractère profond vient de l'organisation du réseau en couches successives. Les couches intermédiaires sont appelées « couches cachées » (ou hidden layers). Cela permet de donner des réponses non-linéaires à une question. C'est ce qu'on appelle un réseau neuronal multicouche ou Deep Learning (DL). Deux problèmes

inhérents à l'utilisation des RNC méritent d'être soulevés :

1. Ils nécessitent de grandes quantités de données labellisées pour pouvoir être entraînés efficacement
2. Les caractéristiques extraites par l'algorithme ne sont pas facilement explicables d'où l'effet dit « boîte noire » attribuée aux réseaux de neurones profonds (Figure 3).

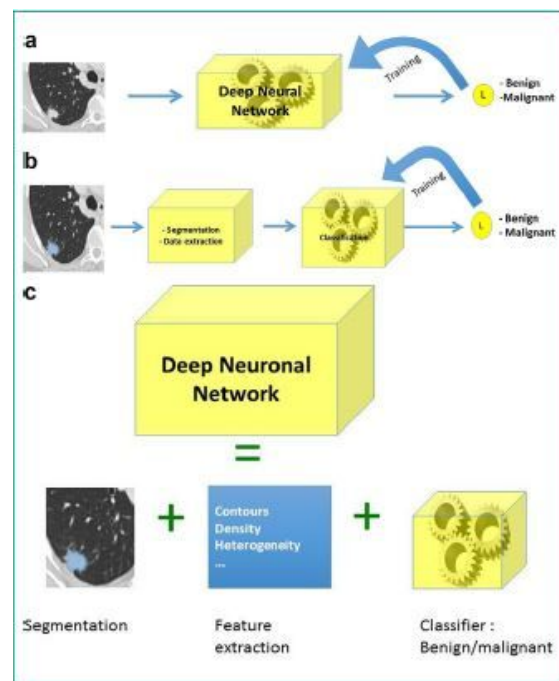


Figure 2. Etapes classiques de Machine learning (a) permet de réaliser l'analyse en 2 étapes (b) qui sont l'extraction des données en général par segmentation puis de les classifier. Parmi les algorithmes d'apprentissage machine, le Réseau de Neurone Convolutif introduit un changement de paradigme en synthétisant les étapes 1 et 2 ©

LES DONNES D'IMAGERIE MEDICALE : REGLEMENTATION, ENJEUX

Enjeux réglementaires pour le recueil de données (RGPD, LIL, loi Jardé)

En France, la mise en application du règlement européen sur la protection des données (RGPD : Règlement Général sur la Protection des Données) le 25 mai 2018 a contribué à modifier le contexte dans lequel la recherche en Intelligence Artificielle, dépendante des bases de données, peut se développer. La Loi Informatique et Libertés (Loi de modernisation du système de santé) a également été révisée afin de prendre en compte les recherches sur données. Enfin, les lois régissant la recherche clinique ont été modifiées de manière significative dans les deux dernières années. La loi Jardé (décrets d'application parus en novembre 2016 puis modifié à plusieurs reprises) (7) a défini un nouveau cadre distinguant trois types de recherche : les « *recherches impliquant la personne humaine* » (RIPH), les « *recherches portant sur les données de santé à caractère personnel* » et les « *recherches portant sur les échantillons biologiques* ». Les recherches strictement sur données, c'est-à-dire sans aucune interaction avec la personne pour son recueil ou son analyse relèvent uniquement de la réglementation informatique et libertés. Elles peuvent être prospectives ou rétrospectives.

Obligation d'information

Il existe une obligation d'information du patient de l'utilisation de ses données. Une

note d'information devra donc lui être remise, afin de lui donner la possibilité de s'y opposer (c'est-à-dire s'assurer de sa non opposition). La nouvelle loi a introduit la possibilité d'un consentement global permettant l'utilisation ultérieure des données exclusivement à des recherches scientifiques.

En attendant la mise en place d'une méthodologie de référence (MR004), la méthodologie MR003 mise en place pour les recherches non interventionnelles peut être utilisée. Sinon, l'avis du CEREES (Comité d'Expertise pour les Recherches, les Études et les Évaluations dans le domaine de la Santé) doit être sollicité. (8). Il a un mois pour se prononcer sur la méthodologie, la nécessité des données, la pertinence des données recueillies, la qualité scientifique du projet. C'est auprès du CEREES qu'une dispense d'information au patient peut être demandée. Sans réponse à l'issue du délai, l'avis est réputé favorable. Une autorisation CNIL doit ensuite être demandée. La loi française ne rend pas obligatoire un avis éthique pour ces projets, ce qui peut poser problème compte tenu des exigences des éditeurs de journaux scientifiques anglo-saxons pour la publication des résultats de ces recherches. Le rôle des comités éthiques dans ce contexte reste encore à définir.

Obligation de pseudonymisation

Les données recueillies dans la base de données doivent être non identifiantes ou pseudonymisées. Les images médicales étant des données particulières, certaines précautions doivent être prises. En cas d'acquisition volumique cérébrale et du massif facial, les reconstructions surfaciques permettent de reconstruire des images

détaillées du visage d'un patient, et donc potentiellement sa ré-identification. Le développement et la généralisation de techniques de reconnaissance faciale pourrait faciliter cette identification de patients (9). Pour éviter cela, des méthodes de « defacing » ou « skull-stripping » doivent être implémentées dans les études multicentriques cérébrales ou ORL (10).

Responsabilités et engagements

Au-delà des obligations réglementaires françaises et européennes régissant la recherche, des problématiques éthiques et déontologiques spécifiques à la recherche sur données en imagerie se posent à la communauté. Une charte de constitution et d'utilisation de ces bases est en cours de rédaction (Annexe 2), afin d'assurer d'une part la qualité des données, et d'autre part l'équité entre les acteurs impliqués dans le recueil et l'utilisation des données. Les problématiques des études rétrospectives et prospectives ne seront pas tout à fait équivalentes.

Engagement sur la pertinence et la qualité des données

Lors de l'évaluation de la performance d'un examen diagnostique, la définition de la population à laquelle se destine le test est primordiale (11), et ceci sera d'autant plus vrai dans la recherche basée sur les données (*data-driven research*). En effet, les sensibilité et spécificité d'un même test diagnostique changent en fonction de la prévalence de la pathologie, et donc si le test est appliqué en dépistage, soins primaire, secondaire ou tertiaire (12). De plus, la présentation de la pathologie pourra être différente en fonction du stade de la maladie. L'enjeu sera donc la traduction

initiale de la question clinique en une population d'apprentissage (training set) qui permettra le développement de l'algorithme d'IA. Les populations test (test set) et de validation (validation set) permettant respectivement de perfectionner l'algorithme et de le tester dans une population indépendante, seront également essentielles afin d'assurer la validité de l'algorithme. Les radiologues auront un rôle majeur dans la définition de la pertinence clinique des sets de données pour assurer qu'ils reflètent bien la population cible de l'application, ainsi que le test de référence qui servira de « gold standard » (histologie, radiologue expert...).

Les données d'imagerie présentent également un défi supplémentaire lié à la variabilité des conditions d'acquisition et l'évolution technologique rapide (« *moving target* »). En effet, un examen pour une même pathologie peut être réalisé sur des équipements variables (constructeurs, antennes, versions de logiciels...) et des protocoles d'acquisition et de reconstruction variables (épaisseur de coupe, résolutions spatiales et temporelles, signal et contraste sur bruit, filtres...). Cette variabilité existe non seulement dans l'espace (entre les centres) mais aussi dans le temps avec les évolutions technologiques continues en imagerie médicale. Les radiologues devront donc être les garants de la qualité des résultats, en amont du développement des algorithmes d'IA (sélection de la pertinence technique du set de données), mais aussi en aval afin de maintenir la performance des algorithmes en fonction des évolutions technologiques.

Enfin, les mêmes contraintes de l'evidence-based medicine devront être appliquées aux outils d'IA qu'aux autres

tests diagnostiques avec une communication standardisée des populations, tests de référence et conditions d'application, avec des études allant jusqu'à l'évaluation de l'impact de l'outil sur la prise en charge et le devenir du patient (12).

Engagement sur l'équité

La constitution de larges bases de données permettant la recherche en Intelligence Artificielle impliquera nécessairement l'implication de multiples équipes de radiologues, qui contribueront à des hauteurs différentes. Il sera nécessaire de définir comment chacun bénéficiera des fruits des études réalisées sur ces bases de données. Dans le cas d'études prospectives ou de constitution prospective d'une base de données, les investigateurs de l'étude seront obligatoirement informés de la conduite de l'étude. Mais dans le cas d'études rétrospectives, de nombreux examens réalisés en dehors d'un établissement de soins et intégrés dans leur PACS pour faciliter la comparaison des examens et le suivi des patients pourront être intégrés dans l'étude. La loi reconnaît le droit d'exploitation à celui qui a fourni les efforts humains et financiers envers la constitution d'une base de données. Cependant, avec le développement des entrepôts de données, qui colligent de manière structurée les données de soins afin de permettre leur utilisation ultérieure à visée de recherche, tous les examens d'imagerie participent de fait à une base de données. De plus, les PACS eux-mêmes sont utilisés comme des bases de données lors de leur interrogation rétrospective pour une recherche.

Ces bases de données sont souvent accompagnées de métadonnées, colligeant des données cliniques, biologiques, etc...

Ainsi au-delà des confrères radiologues, les obligations éthiques et déontologiques envers les confrères des autres spécialités se posent également, et il est probablement souhaitable d'envisager un moyen de les informer de (au minimum) et les associer à la conduite de la recherche utilisant les données qu'ils ont contribué à recueillir.

L'enjeu sous-tendant ces questions est le partage équitable des retombées de la recherche, et ces questions doivent être abordées et des recommandations émises par la communauté radiologique pour tenter d'y répondre.

RECHERCHE ET DEVELOPPEMENT

La recherche en intelligence artificielle en imagerie repose sur la capacité à définir des questions ou domaines de recherches adaptées, à accéder à des données labélisées de qualité y afférant, et à y associer des compétences en outils mathématiques et statistiques. La France possède sur l'ensemble de ces domaines un fort potentiel.

La recherche académique en imagerie en France est dynamique. Les réseaux de recherche précliniques et cliniques en imagerie poursuivent leur structuration ; enfin la France dispose d'un tissu académique fort en terme d'écoles, d'universités, de structures de recherches labélisées nationales (INSERM, INRIA, CNRS), de chercheurs en mathématique, adossé à un écosystème industriel en croissance associant start-up, PME et grandes entreprises dans le domaine. Il est dès lors indispensable de favoriser les interconnexions entre ces domaines d'expertise, académiques, industriels, autour

de ces axes innovants, tant au niveau national que local.

Des atouts considérables en recherche dans le domaine de l'imagerie médicale et de l'intelligence artificielle en France

Des équipes et structures de recherche en imagerie médicale reconnues

La qualité et le dynamisme de la recherche en imagerie en France a été souligné dans le rapport PIPAME Imagerie du futur (2014) rédigé sous l'égide du ministère de l'industrie et de la Direction Générale de la Compétitivité de l'Industrie et des Services (DGCIS) : « *Les entreprises du secteur peuvent s'appuyer à la fois sur une recherche académique et clinique d'excellence et structurée, mais également sur des établissements de soins de grande qualité. La recherche académique et clinique française, dotée de compétences à haute valeur ajoutée et de plateaux techniques de pointe, est reconnue mondialement et se structure au sein de réseaux nationaux et européens. Une centaine de centres de recherche représentant environ 1 000 chercheurs statutaires et 650 doctorants et post-doctorants ont été recensés. Il existe également des centres cliniques de référence avec 220 essais cliniques en cours dans le domaine de l'imagerie médicale.* » (13)

Les radiologues académiques français sont individuellement très impliqués dans les structures de recherche, qu'il s'agisse de leur CHU, ou des unités de recherche CNRS, INSERM, laboratoires et équipes d'accueil qu'ils coordonnent ou auxquels ils sont affiliés (14). Certaines universités ont bénéficié d'un label IDEX avec des

financements spécifiques. Il existe de plus une structuration unique française nationale pour la recherche en Imagerie, FLI (France life Imaging) qui vise à fédérer tous les acteurs de la recherche pré clinique en imagerie. En lien avec le Collège de Médecine Nucléaire et de la Société de Médecine Nucléaire, la Société Française de Radiologie et le Collège des Enseignants de Radiologie a enfin mis en œuvre depuis 2015 un réseau collaboratif de recherche clinique (FORCE imaging).

Il existe déjà de nombreuses collaborations dans le domaine de l'IA entre des radiologues universitaires et des mathématiciens des grandes écoles et des universités mais ces collaborations ne sont pas recensées à l'échelle nationale et restent donc insuffisamment lisibles dans un domaine concurrentiel international (15-20).

Une Ecole Française de mathématique performante reconnue

Des départements de mathématique appliquée aux Big Data et utilisant le Deep Learning existent au sein des universités françaises et des grandes écoles d'ingénieur (Polytechnique, Ecole Centrale, Ecole normale supérieure et beaucoup d'autres) d'où sont issus bon nombre de directeurs des R&D des GAFA . La structuration et leur regroupement en campus comme «ParisTech» doit favoriser les échanges –dont inter-disciplines- et une meilleure lisibilité internationale. Des projets de recherche communs ont déjà émergé entre acteurs des sciences fondamentales – mathématiques, statistiques – et médecins radiologues.

Des industries et Start-up axées sur l'innovation : la « French Tech »

Plus de 90 Start-ups sont recensées en France dans le domaine de l'IA en imagerie médicale au plan national. Des pôles de compétitivité comme MEDICEN, avec l'INRIA et le SNITEM accompagnent et font la promotion de ces Start-ups. Au sein de MEDICEN, le domaine d'action stratégique Imagerie a entamé depuis 3 ans un partenariat avec la Société Française de Radiologie et le groupe Innovations de la SFR. En liant les acteurs de la radiologie et de l'industrie - incluant Medicen, INRIA, SNITEM, Chambre de Commerce et d'Industrie) - un prix annuel distinguant les start ups les plus innovantes en imagerie a été mis sur pied, leur offrant un accompagnement et une aide à leur promotion, notamment lors des Journées Francophones de Radiologie . Cependant il existe un manque net de ressources financières des SU qui empêche souvent les méthodes innovantes d'aller au-delà de la phase de preuve de concept.

Des interfaces embryonnaires en recherche et développement entre imagerie médicale et innovation industrielle

Au niveau de nombre d'universités, des interfaces ont été créées sous la forme de « cellules » innovation transdisciplinaires (radiologie, mathématiques), ouvertes sur les Start Ups et l'industrie permettant la mise en œuvre de projets collaboratifs ; il n'existe cependant pas à ce jour de recensement détaillé de ces activités et liens dans le domaine spécifique de l'IA en imagerie. Au niveau National dans le domaine de la recherche, FLI pourrait jouer ce rôle de

catalyseur notamment en recherche pré-clinique. En recherche clinique, le groupe FORCEimaging, associant sociétés savantes et collègues académiques en imagerie doit également être associé à la démarche.

Systèmes d'information et de communication des établissements de santé

Les examens d'imagerie sont désormais archivés dans des systèmes d'information PACS (Picture Archiving and Communicating System) tant au sein des structures privées que publiques, généralement en lien avec le dossier médical numérisé. La structuration de ces PACS à l'échelle de territoires, de régions, voire à l'échelle nationale est en cours de construction. Ce déploiement reste cependant incomplet, butant sur des questions d'identifiants uniques de patients, d'interopérabilité entre les systèmes incluant le dossier médical partagé, et d'absence de définition d'un standard national pour le type de système d'exploitation alors que le cahier des charges défini à l'échelle des établissements est souvent semblable.

Volonté institutionnelle et spécificité française: le plan IA

Le plan IA (annonce du Président Macron le 29 mars 2018) propose une stratégie nationale et européenne avec la santé dans les thématiques prioritaires. Il repose sur la constitution d'un réseau de recherche au plan national comprenant 4 ou 5 grands nœuds et un maillage national et permettant l'intégration des projets d'excellence en

local. Il affiche la volonté d'augmenter la porosité entre les parcours de recherche publique et le monde industriel mais la radiologie en tant qu'acteur n'est jamais citée. Et ce alors que se discute une politique d'ouverture des données avec débat à l'échelle européenne avec un accès aux données financé par les pouvoirs publics et la création de Health Data Club (CNAM, Inserm). Un GIEC de l'IA va être mis en place afin de mener une réflexion prospective sur les impacts éthiques, lien avec les Sciences. Le financement de ce plan est de 1,5 MdEuros sur 5 ans dont 400M d'euros d'appels à projets, 100M d'euros par le nouveau fond d'innovation de rupture.

Principaux leviers et verrous du développement de la recherche en intelligence artificielle en imagerie médicale en France

Fort de cet état des lieux favorable, les radiologues et la société Française de radiologie souhaitent amplifier leur recherche en intelligence artificielle dans le domaine de l'imagerie médicale. Ceci passe par la levée de certains verrous.

Accès à des données de qualité

L'accès à des données de qualité est l'élément essentiel des développements et recherche en imagerie dans le domaine de l'intelligence artificielle. Celui-ci passe par un ensemble de validations pour lesquelles le radiologue a un rôle majeur.

Qualification des Données

Il s'agit d'une problématique internationale qui concerne la variabilité des « formats » d'images numériques selon les modalités (2D 3D 4D) US, RX imagerie en coupe et l'absence de banque de données d'images constituées spécifiquement pour permettre un « entraînement » du deep Learning en fonction des modalités d'imagerie afin d'optimiser les techniques d'apprentissage en fonction pour les chercheurs. Les radiologues ont un rôle essentiel ici pour garantir la qualité des data dans leur typologie, la pertinence (dans le choix des séquences par exemple) et la représentativité de la population pour la question cible

Nécessite d'anonymisation et dé-identification des data

Il s'agit aussi d'une problématique internationale. Le format DICOM comprend des informations sur l'image et la technique, le centre d'imagerie et le patient qui peuvent être effacés (Dicom1, 2)(21). La déidentification est un processus irréversible et plus complexe qui détruit de plus tous les liens reliant l'image « anonymisée » à un autre fichier dont les « données de santé protégées » et le « journal de liaison des données » qui relie une étude et un patient. Cette question est d'autant plus importante que des analyses d'image peuvent permettre a posteriori, y compris sur des images dé identifiées, à reproduire une image tridimensionnelle d'un visage, ou d'un élément du corps humain permettant sa reconnaissance visuelle ou par des logiciels dédiés. La plus grande vigilance devra être de mise dans la gestion des données en recherche, domaines pour lesquels les échanges de données sont indispensables, parfois au-delà des frontières.

Partage des data

Il s'agit d'une question d'éthique mais il y a ici une spécificité française et européenne avec un cadre légal en cours de constitution : la loi européenne de protection des data. Concernant les données : les annotations sur toute une population d'exams radiologiques sont une aide (22) pour l'application du Deep Learning mais leur systématisation représente un surcoût - temps radiologique additionnel - majeur et il n'existe pas de standards de qualité. Il s'en suit la nécessité de mise en place d'un cadre informatique commun pour partager efficacement les modèles IA, les configurations expérimentales et les données de formation et de test. Concernant la normalisation des outils logiciels, un certain nombre de supports d'apprentissage sont disponibles publiquement (par exemple, TensorFlow, Microsoft Cognitive Toolkit) mais la plupart sont insuffisamment testés avec les différents types d'image et les algorithmes utilisés et ne sont ni optimisés ni murs pour une utilisation clinique. Il y a une nécessité d'un consensus sur l'ensemble minimal de variables qui devraient être déclarées pour le Deep Learning, le partage des architectures de réseau et les hyperparamètres. Enfin on note la nécessité de mise à disposition de serveurs pouvant traiter de grandes quantités de données comme par exemple « Calcul Canada » au Canada.

Des besoins pour transformer les atouts français en réalité :

Au-delà de la problématique ayant trait aux données, un certain nombre de verrous doivent être levés pour permettre le développement des programmes de recherche clinique ou préclinique en imagerie autour de l'intelligence artificielle.

La définition d'objectifs pertinents de recherche en imagerie médicale.

Les domaines de recherche en imagerie médicale sont vastes, et ils dépassent le cadre de l'interprétation d'images. Citons ainsi parmi les domaines pour lesquels des recherches sont déjà engagées avec l'appui de l'intelligence artificielle, les recherches sur la sélection de patients devant bénéficier d'une exploration par imagerie, ou l'organisation de leur programmation (gestion du workflow patients), les outils d'optimisation des acquisitions d'images, les outils d'aide à la détection d'anomalie, ou à la détection automatique d'anomalies, l'aide à l'interprétation d'images, l'aide au post processing, incluant la quantification, la segmentation, le recalage d'images (gestion du workflow radiologue), l'appui pour l'analyse de la qualité des images, la réduction des doses d'exposition aux rayonnements ionisants, la production de compte-rendu, l'intégration automatique des données. Pour tous ces domaines, au-delà du rôle de conseil radiologique, le radiologue engage sa responsabilité comme garant des bonnes informations, de la pertinence, des bonnes pratiques. Il joue un rôle pivot dans le parcours de soin des patients.

Les quatre étapes du métier de radiologue

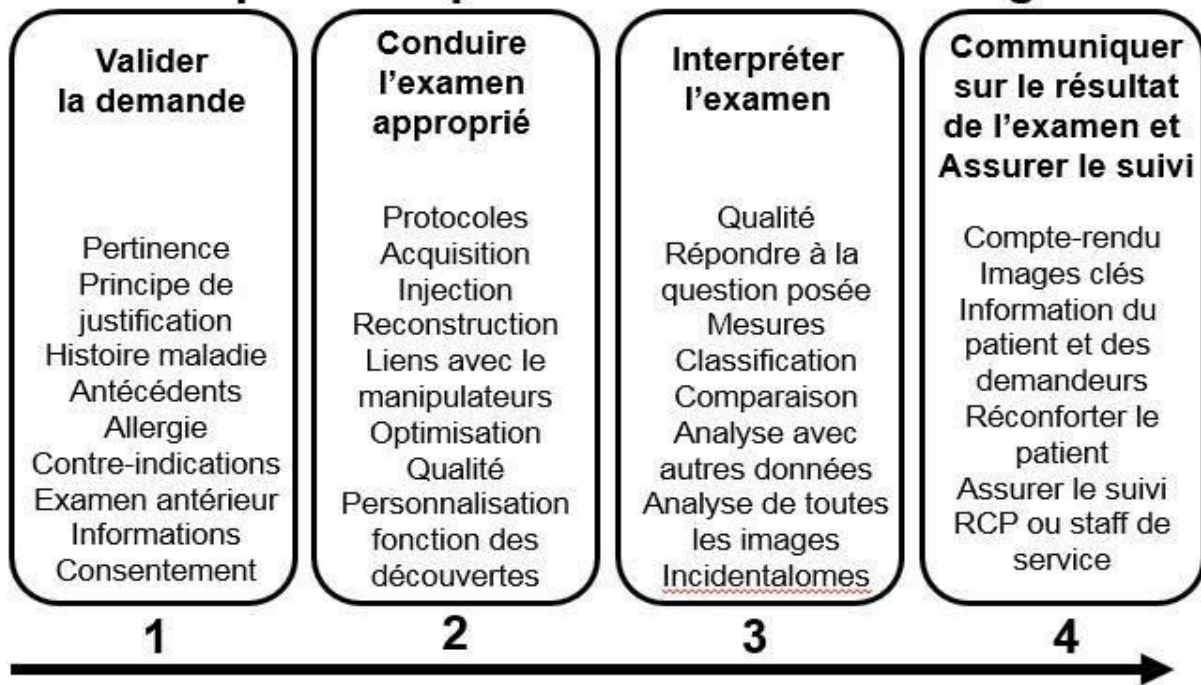


Figure 3. Rôle du radiologue dans le parcours du patient (dépistage, diagnostique ou de suivi) selon le référentiel métier de la profession. La complexité des enjeux nécessitera de nombreux logiciels d'IA pour permettre une coordination quelle que soit la demande en urgence ou en programmé.

Besoins structurels

Si les forces en présence – cliniques, académiques scientifiques mathématiques, industriels - sont bien identifiées, leurs interfaces sont insuffisamment structurées. Il en est ainsi de liens insuffisamment constitués entre mathématiciens académiques, et/ou industriels, et/ou startup, et médecins radiologues, notamment pour les questions d'identification des problématiques cliniques ou de recherche pour lesquelles l'intelligence artificielle est un outil pertinent. Dans ce domaine, la Société Française de Radiologie doit jouer un rôle significatif.

Domaine de la définition de la banque de données optimales, avec des données qualifiées de qualité. Dans des outils

d'apprentissage supervisé, la qualité des données est un élément essentiel, et l'absence de données qualifiées peut aboutir à ne pas mener à bien un projet de recherche, pourtant pertinent, et bien conduit.

Etape de la validation des algorithmes, en appui des tutelles, étape qui est indispensable avant l'utilisation clinique de toute technique d'intelligence artificielle mais cruciale.

Au total, la Société Française de Radiologie exprime la nécessité de développer une aide à la qualification de démarches de recherche en intelligence artificielle autour de l'imagerie. Une telle mise en œuvre implique une réflexion sur un rôle coordonnateur de la société savante, appuyé sur les académiques au sein des

CHU, des équipes de recherche labellisées, mais également auprès des promoteurs de ces études.

Une évolution des programmes de recherche

Tant les programmes hospitaliers de recherche clinique, que les programmes de recherche médico-économiques peuvent être mis à contribution pour la recherche en intelligence artificielle. Pourtant tous deux peuvent paraître limités dans leur conception actuelle pour répondre pleinement aux exigences de ce nouveau domaine de recherche.

S'agissant des PHRC, il est indispensable que ceux-ci évoluent et incluent la possibilité de permettre l'évaluation d'un logiciel ou l'application d'un algorithme d'analyse en santé, comme un programme de recherche à part entière. A ce jour, les PHRC sont centrés spécifiquement sur les

programmes permettant une modification immédiate des prises en charge des patients.

Il en est de même pour les PRME, qui pourraient être amenés à évoluer pour permettre d'évaluer la pertinence économique de l'intégration d'un logiciel dans un parcours de prise en charge, préalable à une éventuelle tarification de son usage, et donc à sa valorisation.

En parallèle, des appels à manifestation d'intérêts nationaux auprès des industries, des startup sur les thématiques ciblées en Imagerie, sont des atouts indéniables. La preuve de concept mené par le prix innovation SFR MEDICEN en est un

exemple, et ce type de programme doit donc passer une phase plus large.

Un écosystème des données

Sous l'égide du Conseil National Professionnel de la Radiologie, les médecins radiologues français ont souhaité donner une dimension nationale à leur volonté de se regrouper autour de la centralisation de données d'images radiologiques labellisées. La création de cet écosystème en intelligence artificielle annoncée en juin 2018, porte naturellement des potentiels multiples, tant dans le domaine du soin, que dans le domaine de l'enseignement, ou de la recherche. Là encore la Société Française de Radiologie doit jouer un rôle central pour permettre l'exploitation de qualité de données qui auraient pu être regroupées, déclinées sous la forme de questions pertinentes cliniques.

APPLICATIONS ET PERSPECTIVES

Les applications potentielles de l'IA en Imagerie sont nombreuses du fait de ces capacités dans le domaine image et sémantique. Dans ce contexte, les enjeux majeurs de l'IA en radiologie portent sur l'amélioration de la sécurité et de la qualité des soins (radiologie personnalisée et radiologie participative), l'optimisation du workflow (et donc de l'offre de soin en Imagerie) et le développement de l'imagerie dans le domaine du dépistage et de la santé publique (Radiologie prédictive et radiologie préventive).

Sécurité et qualité des soins

Les 4 piliers du travail du radiologue (Figure 4) bénéficieront de l'IA : (1) validation de la pertinence de l'examen ; (2) protocolisation des examens ; (3) analyse et interprétation ; (4) information et conduite à tenir (23). Toutefois à chaque étape des logiciels spécialisés devront être développés pour répondre aux besoins médicaux afin d'optimiser les organisations et la prise en charge du patient.

En amont de la réalisation de l'examen (étape 1), l'application de l'IA dans l'aide à la décision médicale permettra une optimisation des demandes d'imagerie (notion de pertinence des demandes), en prenant en compte automatiquement la situation clinique, les recommandations de bon usage et les spécificités des examens. Par exemple, devant une douleur thoracique atypique, l'IA pourra proposer une épreuve d'effort, un coro-scanner, une IRM cardiaque, une coronarographie ou une scintigraphie en intégrant les données démographiques, cliniques et paracliniques ainsi que les antécédents du patient avec les données de performance attendues de la technique en fonction du patient et la pathologie recherchée. Ceci permettra de proposer l'examen qui a le plus de chance d'aboutir au diagnostic pour un patient donné avant validation par le radiologue. De même, L'IA permettra d'éviter la redondance des examens en analysant l'ensemble du dossier patient pour rechercher les examens déjà réalisés identiques ou ayant une performance diagnostique équivalente.

Lors de la réalisation de l'examen (étape 2), l'IA pourra proposer une optimisation du protocole d'acquisition en analysant les données biométriques du patient, le contexte de réalisation de l'examen et les données

acquises au cours de l'examen (par exemple, extraction des informations anatomiques et de densité globale après un premier passage en scanner pour optimiser le volume d'exploration et des mAs sur le second). Ceci devrait permettre, par exemple, de diminuer fortement l'exposition médicale aux rayons X en scanner en optimisant les paramètres d'acquisition et les longueurs d'exploration et en réduisant le nombre d'examens sub-optimaux qui doivent être répétés. Enfin, les possibilités de l'IA en termes de filtrage et de débruitage des images devraient en améliorer la qualité.

A l'issu immédiat de l'examen (étape 3 et 4), l'IA pourra proposer une pré-analyse des images (fonction « triage » des examens). Ce point sera particulièrement utile dans le cadre de l'urgence ou de la téléradiologie, par exemple en alertant immédiatement le radiologue en cas de pathologie grave détectée, comme une fracture du rachis sur le scanner d'un accidenté de la route. L'IA pourra proposer alors une reconstruction automatique des images adaptée, comme une reconstruction sagittale en filtre osseux sur le rachis dans l'exemple précité. De même, la détection instantanée d'un incidentalome sur une IRM pourra faire proposer par l'IA des séquences complémentaires sans avoir besoin de reconvoquer le patient pour un nouvel examen. Lors de l'analyse des images par le radiologue, l'utilisation de l'IA pour la détection et la classification des anomalies (CAD) permettra d'améliorer la sensibilité, la spécificité et la reproductibilité des résultats par un effet « second lecteur ». La recherche automatique de « cas semblables », basée sur l'analyse sémantique du dossier patient et des images contenues dans le PACS, représentera

également une aide importante au diagnostic, surtout dans le cas de maladies rares ou orphelines. L'IA pourra de plus permettre une analyse intégrative des différentes séries acquises lors de l'examen (séquences IRM, cartographies spectrales scanners...). Ceci permettra, dans un contexte général de fort accroissement du volume de données produites à chaque examen, une meilleure synthèse du contenu de l'examen et un gain de temps important lors de l'interprétation. L'information du patient (étape 4) par le radiologue sera ainsi optimisée par une analyse objective et complétée par rapport à des informations patients, organisationnelles, humaines et de soignants permettant une radiologie personnalisée et participative.

Optimisation du workflow

L'introduction de l'IA dans la gestion du workflow en radiologie a fait ses débuts récemment et devrait rapidement permettre une amélioration franche de celui-ci.

Le principe de « Case orchestration » permet :

- une présentation au radiologue l'ensemble des données utiles pour l'interprétation des examens par analyse sémantique sur l'ensemble du dossier patient (Clinical Decision Support) : affichage automatique des informations utiles issues du dossier patient, contextualisées en fonction de l'examen en cours (date du début de la maladie, thérapeutiques réalisées, nadir...).

- un affichage optimisé des images en fonction des habitudes du radiologue, apprises automatiquement par l'IA lors de l'interprétation précédente de cas similaires (par exemple découpe de l'écran, démarrage

automatique des logiciels de post-traitement ...).

- La réalisation automatique et standardisée des mesures faites sur les images (RECIST, calculs de volumes hépatiques ou ventriculaires cardiaques...) permettant un gain de temps très important lors de l'interprétation tout en affranchissant le radiologue de tâches fastidieuses et à faible valeur ajoutée intellectuelle.

- un pré-screening des images et un démarrage des CAD adaptés. L'utilisation d'outils d'IA avant interprétation radiologique est appelée « triage des examens » en fonction de leur caractère normaux ou pathologiques par exemple

- un affichage des examens radiologiques antérieurs pertinents pour comparaison.

- une comparaison avec des bases de données régionales ou nationales permettra de faire correspondre des lésions individuelles à des cohortes importantes de patients dont l'imagerie est ressemblante afin de mieux caractériser la lésion et son devenir.

Nouveaux développements de l'imagerie : dépistage et santé publique

L'IA va accroître considérablement le rôle du radiologue dans le domaine de la santé publique en permettant :

- Une efficacité accrue des campagnes de dépistage par l'analyse standardisée des examens (recherche de nodules pulmonaire, cancer du sein, tuberculose...) et la détermination de la nécessité ou non de relecture.

- Un meilleur phénotypage des patients et une analyse des facteurs de risques de pathologies, sur la population générale ou une population ciblée (par exemple les

patients diabétiques), en permettant la quantification automatique, même sur des examens non dédiés, des calcifications vasculaires (risque cardio-vasculaire), de l'emphysème pulmonaire, de la taille et de la densité des organes (dépistage des NASH...), du calcium osseux total (ostéoporose)...

Une meilleure détection des effets adverse des traitements en phase IV (pharmacovigilance). En effet, la radiologie est largement utilisée et quasiment indispensable pour valider l'efficacité des traitements mais est très sous utilisée pour en évaluer l'adversité. L'IA pourra, par corrélation non supervisée entre les données cliniques et les données images, détecter un effet adverse d'un médicament, par exemple en corrélant l'évolution de la densité hépatique en scanner chez des patients suivant un traitement pouvant être à l'origine d'une stéatose hépatique.

Une puissance accrue de corrélation entre facteurs environnementaux et apparition de pathologie dans la population en corrélant les données patient (exposition au toxiques, habitudes alimentaires...) aux critères quantitatifs automatiquement extraits des images. Ceci facilitera la détection de « signaux faibles » dans la population générale. Par exemple, il est fort probable que le lien entre amiante et plaques pleurales ou mésothéliome aurait été détecté beaucoup plus facilement avec l'IA qu'avec les systèmes actuels.

Une radiologie prédictive et préventive sera ainsi possible pour de nombreuses pathologies et patients.

EDUCATION CENTREE SUR LA FORMATION DES RADIOLOGUES

POUR L'USAGE ET L'EVALUATION DES TECHNOLOGIES UTILISANT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Ce chapitre sur l'éducation sera centré sur l'usage et l'évaluation des outils d'IA, laissant la partie programmation et développement au chapitre Recherche. Le rôle du radiologue doit aller plus loin que l'usage, le radiologue pouvant par son expertise participer à l'évaluation et à la construction des outils d'IA. Pour amener notre profession à suivre cette évolution, la formation des internes et la formation médicale continue doit être rapidement évolutive, en proposant une adaptation des formations sur cette thématique, ce dès la phase socle de l'internat. Ce chapitre n'abordera pas la formation des ingénieurs, mathématiciens, chercheurs, développeurs et autres personnes souhaitant s'intéresser à l'imagerie. Ce point est cependant fondamental pour développer des outils utiles aux patients et aux médecins.

Principes de base des techniques de l'intelligence artificielle

Le Radiologue est le garant de l'utilisation des outils pour l'aider à optimiser sa connaissance humaine afin de répondre à une question précise. Les outils d'IA ne sauraient être utilisés seuls sans vérification humaine. Pour pouvoir juger de l'applicabilité d'un outil d'IA en fonction du contexte clinique et du type d'imagerie, le Radiologue devra en comprendre ses bases techniques et connaître les données utilisées pour entraîner l'algorithme (nombre et type de données, robustesse de la décision). L'enseignement des bonnes pratiques en matière d'IA devra rester fondé sur les preuves « evidence based radiology ».

Education à l'interprétation aidée et bonnes pratiques

Quatre grandes étapes sont décrites dans le référentiel métier du radiologue partant d'une demande jusqu'à l'orientation thérapeutique, chacune pouvant être le lieu d'optimisation par outils d'IA : 1/ pertinence de l'acte adapté aux bonnes pratiques, 2/ protocolisation, 3/ interprétation et 4/ conduite à tenir. L'enseignement passera également par une veille scientifique, permettant de répertorier les différents outils à disposition, ainsi qu'un suivi des mises à jour des logiciels.

Trois questions essentielles devront guider la démarche éducative des Radiologues : 1/ l'utilisation d'un outil d'IA présente-t-il des résultats reproductibles et fiables, 2/ ces résultats ont-ils un sens médical justifiant son intérêt, fondé par exemple sur des données physiopathologiques 3/ son utilisation amène-t-elle une pertinence particulière en comparaison à la prise en charge actuelle ? Sur ce dernier point on retiendra que la finalité de l'évaluation d'un outil d'IA est d'identifier et de quantifier le bénéfice clinique de toute intervention en santé pour le patient et la collectivité.

Protection des données et éthique médicale

Le radiologue, producteur des données d'imagerie en santé, en est également le garant en terme de protection des données des patients. L'éducation portera sur la connaissance du règlement général sur la protection des données (RGPD), sur la nécessité d'information des patients au sujet de l'utilisation de leurs données et/ou de

l'utilisation d'outils impliquant de l'intelligence artificielle dans la prise de décision les impliquant directement en tant qu'individu (détection des lésions, évolution des lésions).

La HAS souligne dans son rapport 2018, l'importance de garantir l'utilisation éthique du système algorithmique, la prédictibilité et la justesse de l'algorithme, l'absence de régressivité par rapport aux résultats cliniques, et l'absence de dérives par rapport à la finalité. Elle propose la mise en place d'une structure de vigilance spécifique à l'IA.

Formation à l'information de l'examen, à l'annonce d'un résultat et à l'accompagnement des patients

L'information au patient de l'utilisation d'outils d'IA afin d'analyser leurs images sera un point nouveau, à prendre en compte dans notre façon d'interagir avec le patient. La notion de risque et de contrôle d'anomalie peuvent engendrer un stress pour le patient, ainsi que la notion de probabilité d'être malade. Les patients devront être accompagnés par le radiologue lors de l'explication des résultats et conduits vers une prise en charge adaptée. Le radiologue deviendra le nouveau « médecin interniste » aidé par la synthèse des données informatisées et lui permettant d'assurer une radiologie de précision, personnalisée et participative. Ces points nécessiteront une adaptation de l'enseignement à l'annonce diagnostique auprès des patients.

Formation à l'appréhension des données globales en santé : big data

Les bases de données globales en santé comprendront de l'imagerie, des données quantitatives biologiques, génétiques et des données cliniques. Une formation spécifique à l'utilisation de ces bases de données multiples, et à leur analyse peut être envisagée, pour permettre notamment un observatoire sur les bonnes pratiques en fonction des demandes et une veille sanitaire avec un objectif de santé publique et épidémiologique.

Favoriser les formations et les congrès

Lors de la formation initiale des internes, et en fonction du développement pour la pratique clinique, des cours seront dispensés dès la phase socle. Ils suivront l'évolution technologique, tout comme le ferait une nouvelle branche de notre métier. L'existence de DU, DIU, Master Class, Master 1 et 2 ainsi que les congrès proposant des formations sur ce thème seront communiqués aux internes. Les formations médicales continues sont à organiser pour proposer une formation adaptée aux Radiologues en activité. Le lien enseignement-industrie pourra être valorisé sur cette thématique.

ENJEUX ETHIQUES ET SOCIÉTAUX LIÉS À L'IA EN IMAGERIE MÉDICALE

La convergence de facteurs technologiques (puissance de calcul des machines, essor des sciences robotique et algorithmique, amélioration des capacités de stockage et d'analyse des données numériques) et contextuels (disponibilité d'une importante masse de données) a vu éclore les premières

applications de systèmes d'intelligence artificielle en santé, notamment en imagerie médicale. Que ce soit pour décharger le radiologue de tâches automatisables, répétitives et fastidieuses, de manière sûre et rapide, à distance et sans interruption, ou encore pour rendre possible l'analyse poussée d'une masse importante de données d'imagerie échappant à l'intellect humain, les systèmes d'IA constituent un puissant outil pour le radiologue, qui pourrait alors réinvestir du temps et de l'énergie sur deux points fondamentaux de sa pratique : l'expertise synthétique des données médicales propres à son patient (24) et leur communication à celui-ci. Les enjeux éthiques et sociétaux soulevés par les domaines l'IA et les données massives (*Big Data*) sont multiples et brièvement cités dans la Figure 5. Ils font l'objet d'un travail au sein des Etats Généraux de Bioéthique en France depuis 2017. Seuls certains thèmes seront développés dans cette synthèse.

Intelligence artificielle, décision médicale automatisée et responsabilité

Par ses capacités d'acquisition, d'interprétation, de décision et d'apprentissage algorithmique à partir des données, les systèmes d'IA (logiciels) développés en santé partagent nombre de caractéristiques propres aux robots (matériels) (25). Ces similitudes expliquent l'intrication des raisonnements éthiques en robotique et en IA (26). Un des axes majeurs de réflexion concerne la modulation de la responsabilité des professionnels utilisant les algorithmes dans leur pratique. Certaines institutions comme la CNIL mettent l'accent sur un risque d'atténuation de la responsabilité morale du professionnel

utilisant une interface numérique envers autrui, ainsi que du risque d'affaiblissement de la place de l'homme dans le processus décisionnel concernant un diagnostic, au profit d'algorithmes décisionnels autonomes et autodidactes, opposant ainsi la puissance d'agir autonome de l'homme à une logique complexe, parfois opaque, et réputée infaillible des machines (25, 27). Si l'IA permettra au radiologue de déléguer à la machine certaines tâches simples et répétitives, dont l'automatisation permettra d'en améliorer la qualité et le rendement d'émission des résultats (par exemple pour le dépistage radiologique), les contours de la responsabilité humaine encadrant une décision assistée par algorithme pourraient en être remaniés. D'autant plus que l'apprentissage automatique pose la question de la responsabilité médicale et juridique soutenant des décisions prises à partir de résultats émis par des machines intelligentes et apprenantes. L'algorithme opérant d'une machine repose sur un code informatique élaboré par son concepteur. Il est alors licite de considérer que la responsabilité des actes effectués par la machine repose soit sur son concepteur, soit sur son utilisateur, soit sur les deux (28). Qu'en est-il si la machine devient capable de modifier elle-même son code informatique et ses capacités décisionnelles grâce à son algorithme d'apprentissage ? Machines et algorithmes ne sont pas reconnus comme des personnalités juridiques autonomes. C'est pourquoi le médecin est considéré comme l'unique responsable des actes diagnostiques réalisés à son patient, y compris lorsque tout ou partie de la décision est automatisée. L'intervention systématique de l'homme dans la boucle décisionnelle reste indispensable en santé, à l'instar des

décisions de justice (Article 10 Loi CNIL, 29). Le radiologue « gardien de la machine », opérateur actif et non pas seulement utilisateur passif, est donc le garant des conséquences de la démarche diagnostique qu'il applique à son patient, même lorsqu'elle est partiellement voire totalement assistée par des systèmes d'IA.

Biais, erreurs et opacités liés aux algorithmes

Le travail accompli par les algorithmes apprenants peut produire des biais et des erreurs applicatives. Citons le risque de surajustement (*overfitting*) qui désigne un apprentissage de la machine sur un set de données labellisées dont l'applicabilité n'est pas effective sur tous les types de population (par exemple, l'application d'un algorithme de dépistage de la tuberculose sur des radiographies thoraciques entraîné sur la population A, les caractéristiques épidémio-pathologiques sont différentes de la population B). Une certaine prudence devant les résultats proposés par les systèmes d'IA est donc nécessaire, afin de neutraliser les potentielles erreurs décisionnelles que cela engendrerait (27). La légitimité des systèmes d'IA et la confiance que les professionnels les utilisant leur porteront n'en seraient que renforcées (25). La supervision, le retour sur expérience et l'anticipation des défaillances, le traçage et la possibilité de reprise en main des algorithmes (30), sont autant de mesures de maîtrise, qui permettront également déterminer rétrospectivement les facteurs de bonne (ou de mauvaise) décision diagnostique, nécessaire à l'enrichissement d'une relation de confiance entre les hommes et leurs machines.

Justification des résultats émis par l'intelligence artificielle

La boîte noire d'un réseau de neurones est un système algorithmique dont il est possible d'observer les données d'entrée (*input*), les données de sortie (*output*) mais dont la complexité mathématique rend la compréhension du fonctionnement interne difficile, voire impossible, faisant de l'intelligibilité et de la démontrabilité de ces

degré d'autodidactisme de ces machines. La maîtrise du raisonnement logique d'un algorithme décisionnel par l'humain devient alors problématique. Les principes de transparence et de compréhension sont des pistes possibles de lutte contre cette opacité, mais nécessiterait une publicité et un partage dynamique des connaissances sur les algorithmes par la communauté médicale et scientifique. En santé, la justification d'un

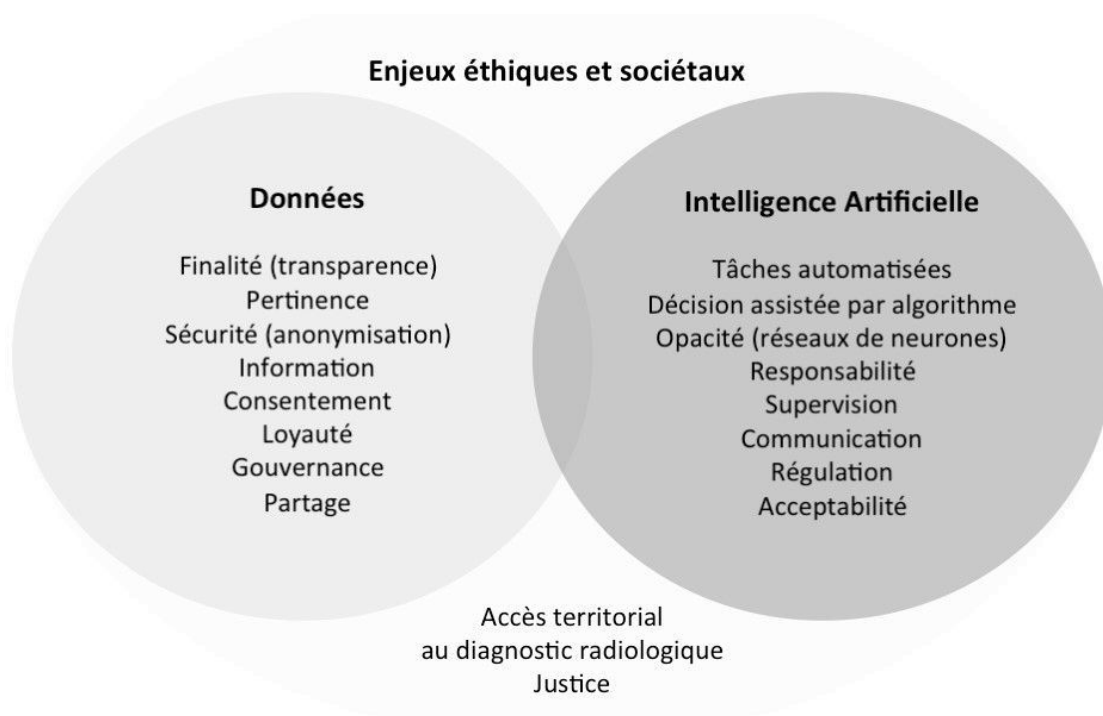


Figure 4 : Elements de reflexion sur les enjeux éthiques et sociétaux.

systèmes un véritable défi scientifique (30). Autrement dit, la logique d'un algorithme d'apprentissage peut rester opaque pour les humains, y compris son concepteur, en partie du fait d'un certain

résultat diagnostique est actuellement indispensable. Or, cette justification relève de l'aporie lorsque le processus algorithmique employé reste non explicable par son utilisateur médecin. Une conception

des systèmes d'IA basée sur le principe de justification, fondé non pas sur les probabilités mais sur les possibilités, afin de maintenir un certain niveau démontrabilité des résultats, pourrait devenir une norme de l'Association française de Normalisation (Afnor) pour la certification de systèmes d'IA.

radiologues auront un point de vue important à défendre, dans l'intérêt de leurs patients.

Enjeu sociétal et régulation collective de l'IA en imagerie médicale

Les solutions technologiques apportées par les systèmes d'IA constituent en soi un enjeu sociétal majeur. Répondre aux besoins en compétences radiologiques de qualité sur l'ensemble du territoire, dans un contexte de démographie médicale complexe, est un sujet de première importance soumis aux régulations collectives des professionnels de la santé et des politiques (31). Par la réalisation de certaines tâches diagnostiques radiologiques sur l'ensemble du territoire national, les systèmes d'IA, au même titre que les solutions apportées par la téléradiologie, pourraient suppléer au manque de radiologues sur des territoires dépourvus, répondant ainsi au principe de justice et d'équité pour l'accès à des compétences radiologiques de qualité, par les patients et leurs médecins. Enfin, le déploiement des technologies de l'IA dans la recherche et les applications cliniques (Figure 6) semble s'accompagner d'une volonté de régulation positive, collective et multidisciplinaire, au sein d'instances régulatrices, de comités d'éthiques consultatifs et opérationnels (25, 32), voire d'une plateforme nationale d'audit des algorithmes (27), dans lesquels les

LES DIX PRINCIPES DE L'IA EN RADIOLOGIE

A côtés des 23 principes d'Asilomar reconnus par la profession radiologique (Annexe 3), des principes pratiques plutôt que des recommandations doivent être appliqués par tous, radiologues, chercheurs, industriels, instances gouvernementales. Nous les avons volontairement condensés en 10 principes généraux et organisationnels :

1. La reconnaissance de l'importance de l'expertise française en radiologie par les sociétés françaises et internationales qui développent des outils d'IA doit s'articuler autour d'un véritable contrat de collaboration et de recherche
2. Les acteurs de terrains que sont les radiologues sont des acteurs nécessaires du changement pour l'architecture (urbanisation) des bases de données, l'évaluation des logiciels et la surveillance des données produites au cours du temps
3. L'implication des radiologues dès le départ dans les organisations des établissements de santé, des cliniques, des territoires, des régions pour les données en radiologie est nécessaire ; elle reposera sur la notion de garant des données et des bonnes pratiques, impliquant une organisation en équipe médicale
4. L'organisation de l'offre radiologique doit être centrée sur le patient (la radiologie est souvent au centre des parcours) avec des impacts visibles à court et moyen terme (classification, aide à la décision, ...) et avec une garantie de la confidentialité pour une radiologie 4P (prédictive, préventive, personnalisée, participative)
5. Les logiciels d'IA doivent venir en complément de l'offre radiologique pour

garantir une amélioration de la qualité et sécurité en radiologie (radiologie de précision pour optimiser les sensibilités, spécificités, reproductibilités et réduire les erreurs, ...) et/ou pour la compléter et l'optimiser en proposant de nouvelles indications (radiologie prédictive, préventive, ...)

6. Une dynamique d'innovation entre les industriels, les radiologues, les instances gouvernementales, en respectant la sécurité des données, dans le respect des règles éthiques et scientifiques – articles L341-1 et suivants du CPI et la propriété des images du radiologue, doit être instaurée.
7. Une proposition d'un fond dédié à l'IA (ou digital) et la radiologie sur les 10 prochaines années permettrait de favoriser le développement des outils industriels et de développer la recherche et l'innovation dans ces domaines.
8. Une organisation nationale des données sous forme d'entrepôt, de hub des data, permettra d'assurer la cohérence des prises en charge, la qualité des données images et des données associées, la pertinence des examens, de valider les logiciels d'analyse et les nouvelles applications, de promouvoir les projets de recherche, de produire des indicateurs nationaux (qualité, pertinence, de santé publique, ...)
9. Une organisation régionale permettrait de faire le lien entre les centres de proximité et le national avec expérimentations pilotes sur une ou plusieurs des 13 régions de France
10. L'évaluation des organisations sur l'utilisation de ces logiciels repose sur la notion d'équipe médicale ; cette évaluation doit être assurées par les pairs comme le préconise le collège américain de radiologie (ACR) et le propose l'HAS avec l'accréditation des équipes médicales.

ANNEXE A :

1. Glossaire des termes utilisés en intelligence artificielle appliqués à la radiologie

- Intelligence artificielle : ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence
- CAD (Computer-aided detection) : Outil de détection automatique (exemple : segmentation automatique de nodule pulmonaire)
- CAD (Computer-aided diagnosis) : outil de diagnostic automatique (exemple : diagnostic de malignité d'un nodule pulmonaire préalablement détecté).
- Classification : Prédiction catégorielle (exemple : un score ACR en mammographie), par opposition à une tâche de régression.
- Deep learning : sous ensemble du machine learning utilisant les réseaux de neurones artificielle à couches multiples.
- Détection : tâche de machine learning consistant à prédire spatialement ou une anomalie se situe
- Labellisation : Fait de préciser l'information contenue dans l'image, en explicitant celle ci. Peut être précise (exemple : une segmentation volumique de tumeur dont on veut prédire la taille, les caractéristiques (contours, texture...), ou imprécises (« weak labelling ». Exemple : compte rendu radiologique)
- L'apprentissage automatique (Machine learning en anglais, littéralement « l'apprentissage machine ») : sous ensemble du domaine dite de l'intelligence artificielle qui permet au machine d'apprendre à réaliser des tâches à partir des données sans avoir été explicitement programmé pour résoudre cette tâche.
- Modèle : à différencier de l'algorithme. Fait référence à la

fonction qui a été calculée (avec les poids de chaque paramètre).

- Paramètre : variable qui est calculée par l'algorithme durant la phase d'apprentissage
- Hyper paramètre : variable qui est définie avant l'apprentissage dans l'algorithme. Aujourd'hui cette tâche est faite par le datascientist.
- Réseau de neurone profond : cf deep learning
- Segmentation : tâche consistant à définir les contours d'une partie d'une image (peut être un organe, un segment d'organe, une tumeur...)
- Dataset : jeu de donnée utilisé pour effectuer les prédictions.
- Phase d'entraînement : phase de calcul des paramètres du modèle, sur des données dédiées
- Phase de Test : phase consistant à évaluer la généralisation du modèle, sur des données différentes de celle de la phase d'apprentissage (mais souvent issue du même dataset)
- Phase de validation : phase consistant à évaluer la généralisation du modèle, idéalement sur des données issue d'un autre dataset.

2. Points clés :

- Ce qu'on appelle intelligence artificielle aujourd'hui regroupe surtout l'apprentissage machine supervisé.
- Une tâche de machine learning suit la procédure suivante : une phase d'entraînement sur des données dédiées à l'apprentissage, une phase de test sur des données différentes (souvent issues du même dataset), voire une phase de validation (idéalement sur des données issues d'un autre dataset).
- Le terme deep learning est un terme qui fait référence à des algorithmes de réseaux de neurones convolutifs. Le terme « deep » (profond) fait référence à l'architecture faite de nombreuses couches de neurones artificielles.

Annexe B : La radiologie adhère aux principes d'Asilomar

A ce jour, il n'existe aucun guide commun encadrant le domaine de l'intelligence artificielle notamment en édictant les bonnes pratiques en la matière. C'est donc dans l'optique de mettre en place ce guide que plusieurs spécialistes de l'IA et de la robotique se sont réunis lors de la conférence dénommée Beneficial AI 2017 organisée par le Future of Life Institute (FLI, institut pour l'avenir de la vie). La conférence s'est tenue à Asilomar, en Californie au mois de janvier 2017. Le Future of Life Institute (FLI) est une association de volontaires basée dans la région de Boston, cherchant à diminuer les risques existentiels menaçant l'humanité, en particulier ceux provenant de l'intelligence artificielle (IA). Aux termes de la rencontre, les spécialistes ont procédé à l'adoption de vingt-trois (23) principes baptisés « 23 principes d'Asilomar » et dont l'objectif est d'encadrer le développement de l'intelligence artificielle. D'après les informations recueillies, les principes ont été signés par 846 chercheurs spécialisés dans l'IA et la Robotique et par 1 270 autres spécialistes dans divers domaines. Le Conseil National de la Radiologie adopte ses principes que voici :

Principe N°1. Objectifs des recherches sur l'IA et la radiologie. Le but visé par les recherches en IA devrait être la création d'une IA bénéfique pour le patient, les

médecins, et non d'une IA incontrôlable

Principe N°2. Investissements. Les investissements dans l'IA doivent être accompagnés par un financement des recherches afin de garantir son usage bénéfique. Cela prend en compte des questions épineuses en matière d'informatique, d'économie, de loi, d'éthique et de sciences sociales telles que :

- Comment pouvons-nous rendre les futures IA suffisamment robustes afin qu'elles puissent exécuter les ordres qui leur sont donnés sans dysfonctionnement ou sans risque d'être piratées
- Comment pouvons-nous accroître notre prospérité grâce à l'automatisation tout en conservant les ressources humaines ?
- Comment pouvons-nous mettre à jours nos systèmes juridiques pour les rendre plus équitables et plus efficaces dans la gestion des risques associés à l'IA ?

Principe N°3. Relations entre les scientifiques et les juridictions. Il devrait y avoir un échange constructif et sain entre les chercheurs et les législateurs de l'IA.

Principe N°4. Esprit de recherche. Une culture de la coopération, de la confiance et de la transparence devrait être encouragées entre les chercheurs et les développeurs de l'IA

Principe N°5. Prévention. Les équipes de développement des systèmes d'IA doivent coopérer activement pour éviter d'être en porte à faux avec les normes de sécurité

Principes N°6. Sécurité. Les IA devraient être sécurisées durant tout le long de la durée de vie opérationnelle grâce à des caractéristiques vérifiables et applicables.

Principe N°7. Transparence s'il y a des dommages. Lorsqu'un système d'IA cause des dommages, il devrait être possible d'en déterminer la cause.

Principe N°8. Transparence judiciaire. L'implication d'un système autonome dans une quelconque prise de décision judiciaire / médicale doit être corroborée par des explications satisfaisantes et susceptibles d'être auditées par une autorité humaine compétente.

Principe N°9. Responsabilité. Les concepteurs et les constructeurs de systèmes d'IA avancés sont responsables des conséquences morales découlant de leurs utilisations abusives et de leurs agissements.

Principe N°10. Concordance de valeurs. Les systèmes d'IA autonomes doivent être conçus de manière à ce que leurs objectifs et les comportements soient conformes aux valeurs humaines.

Principe N°11. Valeurs humaines. Les systèmes d'IA devraient être conçus et exploités de manière à être compatibles avec les idéaux de la dignité humaine, les droits, les libertés et la diversité culturelle.

Principe N°12. Données personnelles. Chaque personne devrait avoir le droit d'accès, de gérer et de contrôler ses données personnelles, compte tenu de la puissance des systèmes d'IA à analyser et utiliser ces données

Principe 13. Liberté et vie privée. L'application de l'IA aux données personnelles ne doit pas restreindre indûment la liberté réelle ou perçue des personnes.

Principe N°14. Bénéfice partagé. Les technologies basées sur l'IA devraient bénéficier à autant de personnes que possible. La valorisation de ces dernières devrait également s'ensuivre.

Principe N°15. Prospérité partagée. La prospérité économique créée par l'IA devrait être largement partagée, cela au bénéfice de toute l'humanité

Principe N°16. Contrôle humain. Les humains (les radiologues) devraient être en mesure de choisir s'ils veulent oui ou non déléguer des tâches aux systèmes IA pour atteindre les objectifs qu'ils se sont fixés.

Principe N°17. Anti-renversement. Les pouvoirs qui sont conférés à quelqu'un du fait qu'il contrôle des systèmes d'IA très avancés devraient respecter et améliorer les processus sociaux et civiques sur lesquelles le bien-être de la société repose. (Les pouvoirs qui sont conférés au radiologue qui contrôle des systèmes d'IA très avancés devraient respecter et améliorer les processus de prise en charge médicale sur lesquelles le bien-être de la société repose.

Principe N°18. Course aux armements. Non concerné en radiologie ... a priori

Principe N°19. Alerte sur les capacités. S'il n'y a pas de consensus, il est vivement conseillé d'éviter de faire des hypothèses fortes concernant les limites supérieures des capacités des futures IA

Principe N°20. Importance. Les systèmes d'IA avancés pourraient favoriser un important changement dans l'histoire de la vie sur Terre ; en cela ils devraient donc être gérés avec soin et avec de gros moyens

Principe N°21. Risques. Les risques susceptibles d'être causés par les IA,

en particulier les risques catastrophiques ou existentiels, doivent faire l'objet de prévision afin d'atténuer leur impact

Principe N°22. Autodéveloppement. Les systèmes d'IA conçus pour s'auto-améliorer ou s'auto-répliquer, au risque de devenir très nombreux ou très avancés, doivent faire l'objet d'un contrôle de sécurité rigoureux

Principe N°23. Bien commun. Les IA super-intelligentes ne doivent être développées que pour contribuer à des idéales éthiques largement partagées et pour le bien-être de l'humanité plutôt que pour un Etat ou une entreprise.

Déclaration de liens d'intérêt :

Gaspard d'Assignies (Incepto médical, Therapixel), Anne Laure Baille (Evolucare, Therapixel, Bitmakers), Laure Fournier (Philips Healthcare, Invectys SA, Imagia), Paul Herent (Owkin)

REFERENCES

1. Bluemke DA. Are You Working with AI or Being Replaced by AI? Radiology. 2018;287:365-366
2. Wong SH, Al-Hasani H, Alam Z, Alam A. Artificial intelligence in radiology: how will we be affected? Eur Radiol. 2018 Jul 19.
3. Fazal MI, Patel ME, Tye J, Gupta Y. The past, present and future role of artificial intelligence in imaging. Eur J Radiol. 2018;105:246-250.
4. Tang A, Tam R, Cadrin-Chênevert A, Guest W, Chong J, Barfett J, Chepelev L, Cairns R, Mitchell JR, Cicero MD, Poudrette MG, Jaremko JL, Reinhold C, Gallix B, Gray B, Geis R; Canadian Association of Radiologists (CAR) Artificial Intelligence Working Group. Canadian Association of Radiologists White Paper on Artificial Intelligence in Radiology. Can Assoc Radiol J. 2018;69:120-135
5. <https://www.nature.com/articles/s41598-018-27569-w>
6. <https://www.college-de-france.fr/site/yann-lecun/course-2016-03-04-11h00.htm>
7. LOI n° 2012-300 du 5 mars 2012 relative aux recherches impliquant la personne humaine (1) <https://www.legifrance.gouv.fr/affichCode.do?idArticle=LEGIARTI000032722870&idSectionTA=LEGISCTA000032722874&cidTexte=LEGITEXT000006072665&dateTexte=20180617>
8. https://www.demarches-simplifiees.fr/user/sign_in
9. Chen JJ, Juluru K, Morgan T, Moffitt R, Siddiqui KM, Siegel EL. Implications of surface-rendered facial CT images in patient privacy. AJR Am J Roentgenol. 2014 Jun;202(6):1267-71.
10. Kalavathi P, Prasath VB. Methods on Skull Stripping of MRI Head Scan Images-a Review. J Digit Imaging. 2016 Jun;29(3):365-79.
11. Bossuyt PM, Irwig L, Craig J, Glasziou P. Comparative accuracy: assessing new tests against existing diagnostic pathways. BMJ 2006;332:1089-92.
12. Sackett DL, Haynes RB. The architecture of diagnostic research. BMJ 2002;324:539-41
13. http://competitivite.gouv.fr/documents/commun/Documentation_poles/etudes_rapports/2013-10-imagerie-medicale-futur.pdf
14. <http://cerf.radiologie.fr>
15. Comparison of deep learning software. Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Comparison_of_deep_learning_software. Accessed January 28, 2018.
16. Varangaonkar A. Top 10 deep learning frameworks. Packt Hub. 2017. Available

- at:
<https://datahub.packtpub.com/deep-learning/top-10-deep-learning-frameworks/>. Accessed January 28, 2018.
17. Merkel D. Docker: lightweight linux containers for consistent development and deployment. *Linux J* 2014;2014:2.
18. Compute Canada. Available at: <https://www.computecanada.ca/research-showcase/>. Accessed February 6, 2018.
19. DICOM. Digital Imaging and Communications in Medicine. Available at: <https://www.dicomstandard.org/>. Accessed January 28, 2018.
20. DICOM PS3.6 2018a - data dictionary. 2018. Available at: <http://dicom.nema.org/medical/dicom/current/output/html/part06.html>. Accessed January 28, 2018.
21. Nelson GS. Practical implications of sharing data: a primer on data privacy, anonymization, and de-identification. Paper 1884e2015. SAS Global Forum Proceedings 2015. Available at: <https://support.sas.com/resources/papers/proceedings15/1884-2015.pdf>. Accessed January 28, 2018.
22. Channin DS, Mongkolwat P, Kleper V, Rubin DL. The annotation and image mark-up project. *Radiology* 2009;253:590e2.
23. <http://www.sfrnet.org/sfr/presse/1-actu/news.phtml?id=rc%2F0rg%2Fsfnet%2Fnews%2FNews%2F2012%2F20120207-131615-718>
24. Jha S, Topol EJ. Adapting to artificial intelligence: radiologists and pathologists as information specialists. *JAMA*. 2016;316:2353–2354.
25. Alliance des sciences et technologie du Numérique (Allistène) & Commission de réflexion sur l’Ethique de la Recherche en science et technologie du Numérique d’Allistène (CERNA), Ethique de la recherche en robotique, novembre 2014. Available at : http://cerna-ethics-allistene.org/digitalAssets/38/38704_Avis_robotique_livret.pdf.
26. Commission Mondiale d’Ethique des Connaissances Scientifiques et des Technologies (COMEST), Rapport sur l’éthique de la robotique, septembre 2017. Available at : <http://unesdoc.unesco.org/images/0025/002539/253952f.pdf>.
27. Commission National Informatique et Libertés (CNIL), Comment permettre à l’homme de garder la main ? Les enjeux éthiques des algorithmes et de l’intelligence artificielle, décembre 2017. Available at : https://www.cnil.fr/sites/default/files/atoms/files/cnil_rapport_garder_la_main_web.pdf.
28. Tricher T, Potier de la Varde B, Les questions du juriste : quelles protections pour les patients et les données ? Colloque Imagerie médicale et apprentissage automatique : vers une intelligence artificielle ? Collège de France, mai 2018. Available at : <https://www.college-de-france.fr/site/gerard-berry/symposium-2018-05-02-12h00.htm>.
29. Commission National Informatique et Libertés (CNIL), Loi du 6 janvier 1978 relative à l’informatique, aux fichiers et aux libertés (modifiée par la loi du 6 août 2004 relative à la protection des personnes physiques à l’égard des traitements de données à caractère personnel), article 10, p. 10.
30. Villani C, Donner un sens à l’intelligence artificielle, pour une stratégie nationale et européenne, Mission parlementaire, Assemblée Nationale Française, mars 2018. Available at : <http://www.ladocumentationfrancaise.fr/var/storage/rapports-publics/184000159.pdf>.
31. Pierron L, Evennou A, La santé à l’heure de l’intelligence artificielle, Terra Nova, décembre 2017. Available at : <http://tnova.fr/system/contents/files/000/00>

1/489/original/Terra-Nova_Sante-Intelligence-Artificielle_051217.pdf?1512401730.
32. Office Parlementaire d'Evaluation des Choix Scientifiques et Technologiques (OPECST), Pour une intelligence artificielle maîtrisée, utile et démystifiée, mars 2017. Available at : https://www.senat.fr/fileadmin/Fichiers/Images/opekst/quatre_pages/OPECST_rapport_Intelligence_artificielle_infographie.pdf.