

L'intelligence artificielle pour la détection des cancers en imagerie médicale : focus sur le cancer du sein

Dania ITIM

Résumé

L'intelligence artificielle (IA) connaît un essor considérable dans le domaine de la santé, en particulier pour l'aide au diagnostic en imagerie médicale. Cette revue explore les applications récentes de l'IA dans la détection des cancers à partir de différentes modalités d'imagerie, avec un accent sur le cancer du sein et ainsi la mammographie, la tomosynthèse et l'échographie. Nous analysons les approches fondées sur l'apprentissage profond (deep learning) telles que les réseaux de neurones convolutifs, ainsi que les méthodes combinant données cliniques et visuelles. Une attention particulière est portée au cancer du sein, mais d'autres types de cancers (poumon, cerveau) sont également évoqués. Enfin, les limites actuelles, les performances comparatives des algorithmes et les perspectives d'intégration clinique sont discutées.

1. Introduction

Le cancer constitue aujourd'hui l'une des principales causes de mortalité dans le monde avec près de 10 millions de décès estimés en 2020 selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS) [1]. Face à ce défi majeur de santé publique, le diagnostic précoce joue un rôle crucial dans l'amélioration de la prise en charge et du pronostic des patients. L'imagerie médicale est le moyen de plus fiable de détection, permettant de visualiser précocement les anomalies associées à diverses formes de cancer.

Cependant, l'interprétation des images médicales reste une tâche complexe pouvant être faussée par la variabilité des observateurs, la surcharge de travail des radiologues, et par les erreurs diagnostiques. C'est dans ce contexte que l'intelligence artificielle (IA), et plus spécifiquement l'apprentissage automatique (machine learning, ML) et l'apprentissage profond (deep learning, DL), ont commencé à jouer un rôle croissant dans l'aide au diagnostic.

Ces dernières années, de nombreux travaux ont exploré l'utilisation des réseaux de neurones convolutifs (CNN) et d'autres approches d'intelligence artificielle pour détecter automatiquement les signes de cancer sur des images issues de la mammographie, de la tomosynthèse, de l'échographie, de l'IRM ou encore du scanner [2-5]. Le cancer du sein, en raison de sa prévalence et de la disponibilité de grandes bases de données d'images annotées, a été un terrain d'expérimentation privilégié pour ces technologies [6].

Dans cette revue bibliographique, nous faisons le point sur l'utilisation de l'IA dans la détection de cancers à partir d'images médicales. Un accent particulier est mis sur le cancer du sein, tout en évoquant des applications pertinentes à d'autres zones cancéreuses. Nous analysons également les modes d'imageries concernés, les résultats obtenus, ainsi que les limites actuelles et les perspectives de ce domaine en pleine expansion.

2. L'IA en imagerie médicale : principe, domaines et promesses

L'intelligence artificielle (IA) regroupe un ensemble de techniques informatiques permettant à des ordinateurs d'accomplir des tâches jusqu'ici réalisées par des humains, comme la reconnaissance de formes ou la prise de décision. Elle connaît un essor considérable depuis plusieurs années dans le domaine médical, notamment en imagerie médicale puisque les compétences nécessaires correspondent à celle révisées par l'IA. Grâce à l'IA, il est possible d'analyser automatiquement de grandes quantités de données visuelles issues de différents modes d'imageries comme la radiographie, la tomodensitométrie, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou l'échographie. L'objectif principal est d'assister les professionnels de santé dans la détection, la classification et le suivi de pathologies, en particulier les cancers [3].

Parmi les domaines de l'IA, le machine learning (ML), ou apprentissage automatique, est l'un des plus utilisés. Il s'agit d'un ensemble de techniques qui permettent à une machine d'apprendre à partir de données qui lui sont fournies.

Le deep learning (DL), ou apprentissage profond, est une sous-catégorie du machine learning. Il repose sur des architectures appelées réseaux de neurones artificiels, capables de traiter des données complexes sans intervention humaine directe. Parmi ces architectures, les réseaux de neurones convolutifs (CNN) se sont imposés comme les plus efficaces en analyse d'images médicales [2].

2.1. Le machine learning (ML)

Le machine learning (ML), ou apprentissage automatique, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle qui repose sur l'idée que les machines peuvent apprendre à partir de données sans avoir été manuellement programmées pour chaque tâche. En imagerie médicale, cela signifie qu'un ordinateur peut être entraîné à reconnaître des motifs associés à des pathologies, comme des anomalies suspectes sur une radiographie, en analysant un grand nombre d'images annotées par des professionnels.

Il existe plusieurs types d'apprentissages automatiques. Le plus courant en imagerie est l'apprentissage supervisé, dans lequel les données d'entraînement (par exemple des images de mammographie) sont accompagnées d'annotations (comme "bénin" ou "malin"). L'algorithme apprend ainsi à associer des caractéristiques observées à des diagnostics cliniques. C'est ce type d'approche qui est souvent utilisée pour la classification de lésions ou la détection de cancers [4].

L'apprentissage non supervisé, moins utilisé mais envisagé à l'avenir, repose sur des données non annotées. L'algorithme tente alors d'identifier des structures régulières et irrégulières et à les différencier [2,4].

Le ML est également utilisé pour la réduction de faux positifs, le triage des examens, ou encore l'optimisation des protocoles d'imagerie. Dans le cadre du dépistage du cancer du sein, par exemple, il permet d'automatiser la première lecture des mammographies, réduisant la charge de travail des radiologues [3,8,7].

2.2. Le deep learning (DL)

Le deep learning (DL), ou apprentissage profond, est une branche du machine learning qui repose sur des réseaux de neurones artificiels profonds. Ces réseaux sont constitués de nombreuses couches successives permettant de traiter des données complexes de manière hiérarchique. Le DL est particulièrement adapté à l'analyse d'imageries médicales, car il permet une sélection automatique des caractéristiques visuelles reconnues, sans avoir besoin de définir manuellement les critères à observer [2,7,4,3].

Contrairement aux méthodes traditionnelles où l'expert sélectionne les variables pertinentes (ex. forme, contraste, etc.), les modèles de deep learning apprennent directement à repérer les motifs représentatifs des lésions dans les images, à partir d'exemples annotés. Cette approche est dite "end-to-end" [9].

Dans le contexte du dépistage du cancer, le DL a montré des performances comparables, voire supérieures, à celles des radiologues pour certaines tâches spécifiques. Par exemple, il peut détecter des lésions précoces qui passeraient inaperçues lors d'une lecture humaine, ou encore aider à prioriser les examens à réanalyser selon le niveau de suspicion [8].

Cependant, les modèles de DL nécessitent des volumes importants de données bien annotées pour être performants, ce qui constitue un défi majeur en santé. De plus, leur fonctionnement interne reste souvent difficile à interpréter (“black box”), ce qui soulève des questions de confiance et de responsabilité dans un contexte clinique [4,2].

2.3. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN, pour Convolutional Neural Networks) sont une architecture spécifique du deep learning, particulièrement efficace pour le traitement d’images. C’est un type spécial de DNN (deep neural networks), qui représentent de multiples couches de neurones connectés entre eux [3]. Leur conception s’inspire du fonctionnement du cortex visuel humain : ils sont capables de détecter automatiquement des motifs visuels tels que des bords, des textures, des formes, puis de les combiner pour reconnaître des structures complexes. Dans le contexte du dépistage du cancer du sein, les CNN sont au cœur des systèmes d’IA appliqués à la mammographie. Ils ont été entraînés sur de larges bases de données pour reconnaître les signes visuels de tumeurs ou de microcalcifications. Ils s’utilisent également dans d’autres types de cancer comme pour la segmentation des cancers du nasopharynx [4].

Un CNN est composé de plusieurs couches dites “convolutives” qui extraient des caractéristiques à différents niveaux de complexité. Dans le domaine de l’imagerie médicale, les CNN sont largement utilisés pour des tâches telles que la classification d’images, la segmentation de lésions, ou encore la localisation de zones suspectes. Ils sont également utilisés dans la détection de tumeurs envahissant les lymphocytes [2]. Ainsi, les CNN représentent la forme d’IA la plus performante utilisée pour la détection de cancer en imagerie.

Plusieurs études ont montré qu’ils peuvent atteindre des performances comparables à celles des radiologues, en particulier lorsqu’ils sont utilisés comme systèmes d’aide au diagnostic [8,10].

Toutefois, leur mise en œuvre clinique nécessite une validation rigoureuse, notamment en raison de leur complexité algorithmique et du risque de “surapprentissage” (overfitting) si les données d’entraînement ne sont pas suffisamment représentatives. Ces défis seront abordés plus en détail dans les sections suivantes [4].

2.4. Promesses et apports dans la détection des cancers

L’intégration de l’intelligence artificielle en imagerie médicale offre de nombreuses promesses pour améliorer la détection des cancers. Parmi les apports les plus significatifs, on peut citer la réduction du temps de lecture, l’amélioration de la précision diagnostique et pronostique, et le renforcement du dépistage dans les zones à faible densité médicale [11].

Les modèles d’IA, en particulier ceux basés sur le deep learning et les réseaux convolutifs, ont montré leur capacité à détecter des anomalies invisibles à l’œil humain, à repérer des lésions précoces, et à différencier automatiquement des lésions bénignes de lésions malignes. En situation de dépistage, cela peut conduire à une meilleure sensibilité (réduction des faux négatifs) et une spécificité accrue (réduction des faux positifs) [8].

Plusieurs études cliniques ont démontré que l’IA pouvait aider les radiologues experts, en particulier lorsqu’elle est utilisée comme système d’aide à la décision (CAD – Computer-Aided Detection/Diagnosis) [5].

Enfin, l’IA offre également des avantages logistiques : elle peut aider à prioriser les examens urgents, filtrer automatiquement les cas normaux pour permettre aux radiologues de se concentrer sur les cas complexes, ou encore standardiser l’interprétation des images à grande échelle. Ces atouts pourraient changer les pronostics de nombreux futurs malades et la placent ainsi au cœur des stratégies futures de dépistage de cancer.

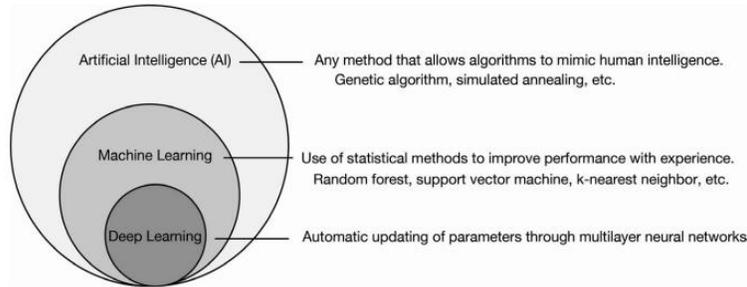


Figure 1. Représentation hiérarchique des relations entre l'intelligence artificielle (AI), le machine learning et le deep learning. Reproduite de : Shimizu H, Nakayama KI. Artificial intelligence in oncology. *Cancer Sci.* 2020;111:1452–1460. doi:10.1111/cas.14322

3. Les différentes technologies de détection du cancer et l'intégration de l'IA

L'imagerie médicale est au cœur des stratégies de dépistage et de diagnostic du cancer. Les modalités les plus utilisées sont la mammographie, la tomosynthèse mammaire numérique (DBT), l'IRM, et l'échographie (US). Chacune de ces techniques génère un volume important de données visuelles, que l'IA peut analyser automatiquement à différentes étapes du parcours de soin.

3.1. Mammographie numérique (DM)

La mammographie 2D est l'outil de référence pour le dépistage du cancer du sein dans de nombreux pays. L'IA y est intégrée sous forme de systèmes de Computer-Aided Detection (CADe) et Computer-Aided Diagnosis (CADx), qui utilisent principalement des réseaux convolutifs pour identifier des signes radiologiques suspects tels que des masses ou des microcalcifications[3,8].

Des modèles de deep learning supervisé sont entraînés sur de grandes bases de données d'images annotées. Ils peuvent détecter automatiquement les zones suspectes, proposer un niveau de suspicion, ou aider à la classification BI-RADS. L'IA est aussi utilisée pour prioriser les cas les plus suspects et améliorer le flux de lecture des radiologues [10,3].

3.2. Tomosynthèse mammaire numérique (DBT)

La DBT, parfois appelée "mammographie 3D", permet de contourner certaines limites de la mammographie 2D en reconstituant un volume

mammaire à partir de coupes fines. Cependant, elle génère un volume beaucoup plus important de données, ce qui rend la lecture plus longue et plus complexe.

L'IA trouve ici une utilité majeure, en automatisant la sélection des coupes les plus pertinentes, en détectant des lésions dans des plans discrets, et en réduisant le taux de faux positifs [3,9].

Des réseaux de neurones profonds sont capables d'analyser l'ensemble du volume en un temps court, ce qui permet de maintenir l'efficacité du dépistage sans augmenter la charge de travail des cliniciens.

3.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'IRM mammaire est principalement utilisée pour les femmes à haut risque ou dans le cadre de bilans diagnostiques complémentaires. En IA, des modèles sont entraînés à segmenter automatiquement les lésions, à différencier les signes bénins et malins, et à quantifier des paramètres comme la cinétique de rehaussement [2,4].

Les approches d'IA permettent également de standardiser l'interprétation des IRM, qui reste encore très dépendante de l'opérateur.

3.4. Échographie (US)

L'échographie est souvent utilisée comme complément de la mammographie, en particulier chez les femmes aux seins denses. Les algorithmes d'IA ont été développés pour automatiser l'analyse des images échographiques, notamment pour la

classification des nodules ou pour optimiser la détection des anomalies [3].

3.5. Autres modalités

D'autres techniques comme la tomodensitométrie (CT), la radiographie thoracique ou la Scintigraphie sont aussi explorées pour le dépistage de cancers (ex. poumon, prostate) avec des approches via l'IA, mais leur intégration est encore moins avancée. Les approches restent similaires : extraction automatique de caractéristiques, détection de nodules, évaluation de la croissance tumorale, etc. [4]. Pour l'usage de l'IA en scintigraphie, ou TEP, il y a encore peu d'études, mais des premiers résultats sont prometteurs en évaluation des stades ganglionnaires ou des métastases [3].

4. Zoom : IA et cancer du sein

Le cancer du sein est l'un des domaines les plus avancés en matière d'intégration de l'intelligence artificielle dans l'imagerie médicale. En particulier, la mammographie 2D et la tomosynthèse mammaire (DBT) qui ont fait l'objet de nombreuses études visant à évaluer les performances des algorithmes de deep learning pour le dépistage du cancer du sein. Les résultats publiés sont globalement prometteurs, bien que les performances restent fortement dépendantes du contexte d'évaluation, de la base de données utilisée, de l'année de l'étude et de la méthode d'annotation [7].

4.1. Études IA seule vs radiologues

Dans l'étude de Rodríguez-Ruiz et al. réalisée en 2019, citée dans [4,2], un système de deep learning commercial a été comparé aux performances de 101 radiologues dans l'interprétation de 265 mammographies. Le modèle d'IA a obtenu une aire sous la courbe ROC (AUC) de 0,840, contre 0,814 pour les radiologues en moyenne. Le dataset INbreast étudié dans la revue [5] a démontré une détection précise des lésions sans intervention humaine avec une AUC de 0.95%. Et en 2020 l'étude Google Health de McKinney et al citée dans [4]

témoigne d'un modèle meilleur que 6 radiologues avec une VPN=99.9%. Ces résultats suggèrent un potentiel pour une utilisation autonome de l'IA. Cependant, ces évaluations ont été réalisées en dehors d'un cadre clinique réel, sur des données rétrospectives, ce qui limite la généralisation des résultats.

En 2021, une revue systématique regroupe les résultats de 12 études sur un mode en « Standalone » et a comparé 36 solutions d'IA en mammographie contre des radiologues. Cette étude rapportait que 94 % des logiciels d'intelligence artificielle étaient moins pertinents qu'un radiologue. Et d'après cette même revue, l'étude prospective INSPIRED003 de 2022 montre que les radiologues avec une échographie font mieux que l'IA seule (AUC 0,95 vs 0,90) [8].

En 2019 une approche spécifique montre que l'IA peut tout de même s'avérer meilleure que les radiologues en suivant une architecture cohérente. Le modèle montre même une généralisation inter population envisageable comparé aux autres études.[9]

4.2. IA vs modèles de calculs standards

Une étude rétrospective décrite dans [10] teste l'association du machine learning (XGBoost) avec une forêt aléatoire pour la sélection des données cliniques et un DL avec un CNN pour l'analyse d'images de mammographies numériques. L'étude se base sur les données de 13234 femmes ayant subi une mammographie entre 2013 et 2017. On obtient de meilleur résultat que le modèle de référence (Gail), avec une AUC de 0,78 vs 0,54.

Akselrod et al. et Yala et al. (2019) confirment que les modèles hybrides sont meilleurs que les modèles standards (Gail ou Tyrer-Cuzick) d'après [7].

En 2017 la revue [3] montre que des résultats déjà prometteur étaient étudiés par Han et al. (AUC 0,960 pour le modèle IA contre 0,90 pour le CAD).

Les performances des différents modèles d'IA sont résumées dans la Figure 2 et le Tableau 1 ci-dessous.

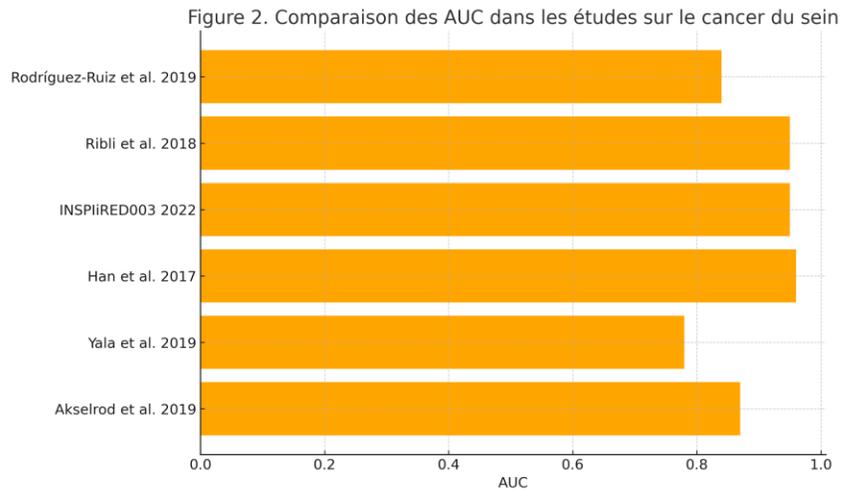


Figure 2. Comparaison des AUC dans plusieurs études évaluant l'efficacité de l'intelligence artificielle pour la détection du cancer du sein. Les performances varient selon le type de modèle et la base de données utilisée.

Tableau 1.

Tableau comparatif – Études IA vs Radiologues et Outils standards

Étude	Méthode	Objectif	Performance
Rodríguez-Ruiz et al. (2019)	CNN	Détection automatique du cancer du sein (DBT)	AUC = 0.84
Ribli et al. (2018)	CNN	Classification des lésions sur mammographies	AUC = 0.95
McKinney et al. (2020)	Deep Learning	Dépistage autonome du cancer du sein	VPN = 99.9%
INSPIRED003 (2022)	Radiologues + échographie	Comparaison clinique avec IA	AUC = 0.95 (radiologue) vs 0.90 (IA)
Han et al. (2017)	DL vs CAD	Comparaison IA vs système CAD	AUC = 0.96 (IA) vs 0.90 (CAD)
Yala et al. (2019)	Modèle hybride (ML + DL)	Prédiction du risque à 5 ans	AUC = 0.78 vs 0.54 (Gail)
Akselrod et al. (2019)	DL + données cliniques	Prédiction améliorée du risque	AUC = 0.87 vs 0.62 (Tyrer-Cuzick)

Résumé des principales études comparant les performances de l'intelligence artificielle à celles des radiologues ou à celle des outils standards d'évaluation dans la détection du cancer du sein. Les AUC (Area Under the ROC Curve) sont les indicateurs de performance les plus utilisés. Certaines études présentent aussi des valeurs de VPN (valeur prédictive négative).

Sources : [4], [5], [6], [7], [9], [10], [11].

4.3. IA combinée aux radiologues

Dans un objectif de tirer au mieux parti de cette technologie en gardant les traits positifs de l'IA et en les associant à ceux des radiologues ou simplement en utilisant l'IA pour tirer au mieux parti des compétences humaines. L'IA serait alors combinée aux professionnels de santé à des moments définis du parcours de soin.

L'IA pour la réduction de la charge de travail pourrait être utilisée en second lecteur. Les radiologues seraient ainsi plus concentrés dans leurs propres analyses grâce à leur charge de travail diminuées. On parle de « radiologue augmenté », la réduction du temps de lecture s'élèverait à 30 ou 50% [8].

L'étude de McKinney et al citée dans [7], compte une réduction de la charge de travail de 88%.

L'IA en aide au diagnostic a permis une augmentation de la sensibilité de 83 à 86% (Rodríguez-Ruiz et al. (2019)) et une réduction des faux positifs de 69% (Watanabe et al. (2019)) [7].

4.4. IA comme outil de triage

Dans 20 % des cas, l'intelligence artificielle permettrait d'exclure à 100 % le diagnostic de cancer donc elle pourrait être utilisée en première lecture [8]. L'IA peut classifier des images, dans un mode binaire (bénin/malin) on obtient une sensibilité de 96% [7].

La classification peut être plus précise avec un triage par risque ou une caractérisation des lésions. La classification peut s'effectuer en fonction du Grade (degré d'agressivité) ou par Stade (degré d'expansion). Dans la revue [4] l'étude Zhang et al. citée met en évidence une précision de 94-95% dans la gradation des gliomes et Liu et al. (LYNA) observe une AUC de 0.99 pour la détection de métastases ganglionnaires mammaires et leur classification par stade.

4.5. Amélioration des modèles d'IA performants

Le choix du modèle est important pour viser les meilleurs performances diagnostics. On compare les performances de modèles de deep learning à celles de modèles de machine learning classiques pour la pré-détection (prescreening)

du cancer du sein à partir de données cliniques et biologiques, sans imagerie. Résultat, le meilleur modèle est le deep learning avec une sensibilité de 0,922 et une AUC de 0,87. Le DL a une meilleure précision et une meilleure stabilité que tous les autres modèles ML [11].

La méthode joue également un rôle important pour exploiter au mieux ces outils technologiques. Les images IRM 3D sont transformées en 2D pour être aux mieux analysés par certains outils. L'étude Yang et al. étude comparative en ipsilatérale avec plusieurs vues du même sein montre une AUC à 0,962 contre 0,90 pour l'analyse d'une seule vue. Kim et al. se base sur une comparaison bilatérale qui améliore également les analyses. Ces études sont toutes deux citées dans [3].

Comme pour tout autre type d'analyse le choix des outils et de la méthode impacte le résultat.

4.6. IA pour prédire les données futures : risques, récurrences, réponse médicamenteuse...

La prédiction du risque de cancer du sein est globalement améliorée avec l'utilisation de l'IA Debrower et al. (2020) montre que le DL risk score est meilleur face à une densité mammaire classique (AUC 0.65 vs 0.57). Arefan et al. montre que le DL se différencie également lorsqu'il s'agit de prédire un risque à court terme [7].

Dans une étude développant un modèle de deep learning (DL) utilisant des mammographies pleine image pour prédire le risque de cancer du sein dans les 5 ans, et comparer aux modèles cliniques existants comme Tyrer-Cuzick v8 le modèle DL propose une stratégie plus précise et équitable de prédiction du risque en particulier dans sa version hybride (AUC hybride DL 0,70 vs 0,62 pour Tyrer-Cuzick) [6].

Les méthodes prédictives peuvent s'appliquer en médecine personnalisée [2].

5. Autres types de cancers

Si le cancer du sein concentre une grande partie des publications en raison des bases de données disponibles et du dépistage organisé, l'intelligence artificielle (IA) est également de plus en plus utilisée pour la détection d'autres

types de cancers à partir d'imagerie médicale. Bien que ces domaines soient moins représentés dans les articles étudiés, certaines revues générales permettent d'illustrer ces applications émergentes.

5.1. *Cancers pulmonaires*

Le cancer du poumon est souvent détecté par tomodensitométrie (CT), en particulier dans le cadre de programmes de dépistage chez les fumeurs. Des modèles de deep learning ont été entraînés pour détecter automatiquement les nodules pulmonaires suspects et estimer leur probabilité de malignité. Ces outils visent à réduire le taux de faux positifs dans le dépistage par scanner thoracique. La revue de Shimizu et al. évoque plusieurs études atteignant des AUC > 0,9 pour la détection automatisée de nodules [2].

5.2. *Tumeurs cérébrales*

Dans le cas des tumeurs cérébrales, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) est la modalité de référence. L'IA y est principalement utilisée pour la segmentation automatique des volumes tumoraux, une tâche complexe mais essentielle pour la planification thérapeutique. Des modèles comme U-Net ou DeepMedic permettent une délimitation fine des régions tumorales sur IRM, comme le mentionne la revue [7].

5.3. *Cancers colorectaux et prostatiques*

Pour les cancers colorectaux, l'IA est surtout exploitée dans l'analyse d'images endoscopiques ou de tomographie TEP. Elle permet, par exemple, de détecter des polypes ou des lésions précancéreuses. Dans le cas du cancer de la prostate, des modèles de classification basés sur l'IRM multiparamétrique sont en développement, avec des résultats encourageants en termes de sensibilité [4,2].

6. **Limites, enjeux et perspectives**

Malgré les avancées significatives de l'intelligence artificielle (IA) dans la détection des cancers à partir de l'imagerie médicale,

plusieurs limites freinent encore son déploiement à grande échelle en pratique clinique. Ces limites sont d'ordre éthique, technique et organisationnel.

6.1. *Qualité des données*

L'un des principaux obstacles est la qualité des données d'entraînement. De nombreux modèles sont développés à partir de bases de données publiques qui ne sont pas toujours représentatives de la diversité des populations. La majorité des images proviennent d'un nombre restreint d'hôpitaux, souvent en Amérique du Nord ou en Asie, ce qui introduit un biais de sélection. De plus, les données peuvent varier en format, en résolution, et en modalités (DM, DBT, US), compliquant la généralisation des modèles. On fait face à du sur-apprentissage (overfitting), la modèle devient bon sur les images d'entraînement mais ne sais en réalité pas s'adapter face à de nouvelles images.

L'ancienneté des bases de données utilisées influence les résultats, car les images plus récentes sont souvent plus proches de la pratique actuelle. Le type d'annotations utilisé, peut également introduire des biais. [3]

6.2. *Reproductibilité et validation clinique*

Beaucoup d'articles présentent des résultats prometteurs, mais souvent sur des bases internes ou en validation croisée. Très peu d'algorithmes sont validés sur des données externes ou dans des essais prospectifs en condition réelle. Cela rend difficile l'évaluation de leur robustesse et de leur performance hors du laboratoire [11].

6.3. *Interprétabilité et acceptabilité clinique*

Les modèles de deep learning sont souvent décrits comme des "boîtes noires" (black box), ce qui freine leur adoption par les professionnels de santé. La plupart des radiologues expriment une réticence à utiliser un outil dont ils ne peuvent pas comprendre les mécanismes de décision. Le clinicien doit être transparent avec le patient et doit pouvoir expliquer ses choix. L'absence

d'explicabilité nuit à la confiance dans les résultats fournis par l'IA [3,4].

6.4. Enjeux réglementaires et éthiques

L'intégration de l'IA dans les systèmes de santé soulève également des questions éthiques et juridiques : qui est responsable en cas de mauvaise prédiction ? Quelles limites de confidentialité ? Quel consentement pour l'usage des données ? Ces questions sont encore en cours d'encadrement [3].

6.5. Vers une IA explicable et normalisée

Tous ces éléments rappellent que les résultats publiés doivent être interprétés avec prudence, et qu'aucune implémentation clinique ne peut se faire sans validation dans des contextes diversifiés

Les recherches récentes s'orientent vers des modèles plus transparents, capables de fournir des explications aux décisions prises. Par ailleurs, l'avenir de l'IA en imagerie médicale repose probablement sur des modèles multimodaux (données cliniques + images) et validés de manière rigoureuse à grande échelle.

On cherche à augmenter les données fournies tout en les régulant. [2]

7. Conclusion

L'intelligence artificielle, et plus particulièrement l'apprentissage profond, a considérablement modifié les prévisions dans l'imagerie médicale en oncologie. En permettant l'automatisation partielle de la détection, de la classification et même de la prédiction du risque, ces technologies offrent un réel potentiel pour améliorer la précocité et la fiabilité des diagnostics [6].

Le cancer du sein apparaît comme un terrain privilégié de développement, avec des résultats très prometteurs dans les domaines de la mammographie, de la tomosynthèse et de l'échographie [2,11]. Les performances atteintes par certains modèles dépassent parfois celles de radiologues expérimentés dans des conditions de test contrôlées [9].

Néanmoins, la généralisation de ces outils à d'autres localisations tumorales (poumon, cerveau, colorectal...) reste plus récente, bien que des avancées notables soient également observées, notamment en IRM et en tomodensitométrie [2,7].

Il est essentiel de garder à l'esprit que les défis liés à la validation clinique, à la reproductibilité, à la qualité des données et à l'acceptabilité des professionnels restent importants [3]. Les futurs travaux devront porter sur des modèles plus transparents, validés dans des contextes multicentriques, et intégrés aux parcours cliniques existants.

Ainsi, si l'IA ne remplace pas le radiologue, elle est appelée à devenir un outil d'aide au diagnostic incontournable, capable de renforcer la qualité voire la quantité des soins en oncologie.

References

- [1] Organisation mondiale de la santé. Cancer. Fiche d'information. 2020. Disponible sur: <https://www.who.int/news-room/factsheets/detail/cancer>
- [2] Shimizu H, Nakayama KI. Artificial intelligence in oncology. *Cancer Sci*. 2020;111:1452–1460. doi:10.1111/cas.14322
- [3] Balkenende L, Teuwen J, Mann RM. Application of deep learning in breast cancer imaging. *Semin Nucl Med*. 2022;52:584–96. doi:10.1053/j.semnuclmed.2022.02.003
- [4] Cuocolo R, Caruso M, Perillo T, Uggla L, Petretta M. Machine learning in oncology: A clinical appraisal. *Cancer Lett*. 2020;481:55–62. doi:10.1016/j.canlet.2020.03.032.
- [5] Ribli D, Horváth A, Unger Z, Pollner P, Csabai I. Detecting and classifying lesions in mammograms with deep learning. *Sci Rep*. 2018;8:4165. doi:10.1038/s41598-018-22437-z.
- [6] Yala A, Lehman C, Schuster T, Portnoi T, Barzilay R. A deep learning mammography-based model for improved breast cancer risk prediction. *Radiology*. 2019;292(1):60–66. doi:10.1148/radiol.2019182716.

- [7] Batchu S, Liu F, Amireh A, Waller J, Umair M. A review of applications of machine learning in mammography and future challenges. *Oncology*. 2021. doi:10.1159/000515698.
- [8] Thomassin-Naggara I, Ceugnart L, Tardivon A, Verzaux L, Balleyguier C, Taourel P, et al. Intelligence artificielle : place dans le dépistage du cancer du sein en France. *Bull Cancer*. 2022;109(7–8):780–5. doi:10.1016/j.bulcan.2022.04.008.
- [9] Lotter W, Grisot G, Wu E, Onieva J, et al. Robust breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis using annotation-efficient deep learning approach. *arXiv [Preprint]*. 2019. doi:10.48550/arXiv.1912.11027.
- [10] Akserlod-Ballin A, Chorev M, Shoshan Y, Hazan A, et al. Predicting breast cancer by applying deep learning to linked health records and mammograms. *Radiology*. 2019. doi:10.1148/radiol.2019182622.
- [11] Gonzales Martinez R, van Dongen D-M. Deep learning algorithms for the early detection of breast cancer: A comparative study with traditional machine learning. *Inform Med Unlocked*. 2023;41:101317. doi:10.1016/j.imu.2023.101317