À propos des auteures

Vivianne Freitas, M.D., MSc.

La Dre Vivianne Freitas, MD, MSc, autrice principale, est professeure adjointe à l'Université de Toronto et membre du personnel du Département commun d'imagerie médicale, division du cancer du sein. Elle occupe un poste à temps plein à l'Université depuis 2017.

Affiliation : Professeure adjointe à l'Université de Toronto, Toronto, Ontario

Renata Pinto, M.D., MSc.

La Dre Renata Pinto, MD, MSc, co-autrice, est une radiologue spécialisée en imagerie du sein, actuellement fellow postdoctorale à l'Institut de recherche Lunenfeld-Tanenbaum de l'Université de Toronto. Elle est responsable du Département d'imagerie du sein à l'hôpital Unimed depuis 2010 et à l'Institut national du cancer (INCA) au Brésil depuis 2011

Affiliation : Professeure adjointe à l'Institut national du cancer (INCA) au Brésil

Révolutionner l'imagerie du sein : le rôle de l'intelligence artificielle pour différencier précisément les lésions bénignes des lésions malignes

Vivianne Freitas, M.D., MSc.
Renata Pinto, M.D., MSc.

Introduction

Les avancées récentes dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA) ont permis d'exploiter de grands ensembles de données grâce à l'informatique, pour améliorer les capacités de prédiction et de classification, qui sont cruciales pour la résolution de problèmes en radiologie[1]. L'apprentissage automatique (AA - *Machine Learning*), qui est la force motrice derrière l'efficacité de l'IA, exploite des modèles et des algorithmes informatiques pour analyser des données brutes en vue d'effectuer des tâches de classification et de prédiction[2]. L'IA utilise un réseau de neurones artificiels multicouche interconnectés émulant la structure neuronale complexe du cerveau humain. Ces couches incluent une couche d'entrée qui reçoit initialement les données, d'une couche cachée qui distingue les modèles de données et d'une couche de sortie qui présente les résultats des données traitées[2].

L'évolution de l'IA nous a fait passer d'une dépendance à l'égard de techniques manuelles intenses de l'AA à des domaines plus autonomes de l'apprentissage profond (AP - *Deep Learning*). Cette évolution a réduit notre dépendance à l'égard de connaissances d'ingénierie approfondies et d'une expertise spécifique au domaine, en particulier pour l'extraction de caractéristiques à partir de données brutes[2]. Cette progression s'est avérée cruciale pour la gestion d'ensembles de données de grande envergure, l'amélioration des résultats et l'augmentation des performances avec une exposition accrue des données. Dans le spectre des méthodologies de l'AP, les réseaux de neurones convolutifs sont apparus pour transformer l'analyse des images et ont particulièrement révolutionné l'utilisation des applications de l'IA en radiologie. Les progrès de l'IA dans le domaine de la radiologie clinique sont particulièrement évidents et l'imagerie du sein est l'un des principaux bénéficiaires de ces avancées technologiques[3,4].

L'application de l'IA à l'imagerie du sein présente un large éventail d'utilisations cliniques, allant de l'amélioration du dépistage du cancer du sein à la stratification du risque[6-8], aidant à la prise de décisions thérapeutiques en prédisant l'atteinte axillaire[8], les réponses à la thérapie néoadjuvante[9] et les risques de récidive[10]. Une avancée significative dans l'application de l'IA à l'imagerie du sein réside dans son potentiel à augmenter la spécificité des tests d'imagerie du sein, permettant une discrimination précise entre les lésions mammaires bénignes et malignes.

Une revue systématique et une méta-analyse récentes ont examiné les analyses radiomiques de l'imagerie diagnostique préopératoire du sein. Les données de 31 études ont été analysées[11], 17 études ayant contribué à la méta-analyse. L'étude a porté sur 8 773 patientes, avec une cohorte composée de 56,2 % de cancers du sein et de 43,8 % de lésions mammaires bénignes. Les résultats ont montré que neuf des études incluses ont rapporté la valeur des propriétés radiomiques de l'IRM pour différencier les tumeurs mammaires malignes et bénignes, avec une sensibilité de 0,91 (IC à 95 % : 0,89 à 0,92) et une spécificité de 0,84 (IC à 95 % : 0,82 à 0,86). Dans les quatre études qui incluaient la mammographie, la sensibilité était de 0,79 (IC à 95 % : 0,76 à 0,82) avec une spécificité

de 0,81 (IC à 95 % : 0,79 à 0,84), et dans les trois études qui incluaient l'échographie, la sensibilité était de 0,92 (IC à 95 % : 0,90 à 0,94) avec une spécificité de 0,85 (IC à 95 % : 0,83 à 0,88) à différencier les lésions malignes des lésions bénignes.

De plus, dans une étude de validation, Lee *et al*.[12] ont comparé l'efficacité d'un logiciel d'IA commercial, en évaluant ses performances et le temps de lecture par rapport aux compétences des radiologistes du sein et des radiologistes généralistes. Le modèle d'IA a surpassé la précision diagnostique des radiologistes à tous les niveaux d'expertise, avec une aire sous la courbe (ASC) pour l'IA seule, pour les radiologistes du sein et les radiologistes généralistes de 0,915 (IC à 95 % : 0,876 à 0,954), 0,813 (IC à 95 % : 0,756 à 0,870), et de 0,684 (IC à IC 95 % : 0,016 à 0,752), respectivement. Par ailleurs, l'utilisation de l'IA a notamment permis de réduire le temps de lecture des radiologistes du sein de 82,73 secondes à 73,04 secondes, $p < 0,001$, alors qu'elle a augmenté le temps de lecture des radiologistes généralistes de 35,44 secondes à 42,52 secondes, $p < 0,001$.

Une étude multicentrique portant sur 144 231 mammographies de dépistage réalisées auprès de 85 580 femmes américaines et sur 166 578 mammographies de dépistage réalisées auprès de 68 008 femmes suédoises a en outre révélé que les algorithmes d'IA combinés à la révision par un radiologiste présentaient une AUC de 0,942 avec une spécificité significativement améliorée de 92,0 % et une sensibilité inchangée[14]. Cette étude démontre le potentiel de l'IA en tant qu'outil d'appoint pour l'interprétation des mammographies de dépistage. L'efficacité de l'IA dans la détection du cancer du sein s'étend d'ailleurs à d'autres modalités que la mammographie numérique, notamment la tomosynthèse mammaire numérique (imagerie 3D), l'échographie et l'IRM[13].

En fait, dans les systèmes assistés par ordinateur basés sur l'IA, deux classifications distinctes sont apparues : la détection assistée par ordinateur (DAO), qui identifie les lésions, et le diagnostic assisté par ordinateur, qui classe les lésions identifiées comme bénignes ou malignes[14]. Par conséquent, le diagnostic assisté par ordinateur peut augmenter la spécificité en distinguant les types de lésions, et la DAO peut améliorer la sensibilité lors des dépistages par mammographie, en agissant comme un outil de triage pour mettre en évidence les cas suspects et confirmer les diagnostics sans cancer, ce qui permet de rationaliser le flux de travail[14].

Le remplacement de la mammographie traditionnelle par des systèmes de détection assistés par ordinateur, qui ont souvent entraîné une augmentation des suivis inutiles sans pour autant améliorer la détection du cancer[14-16], par des systèmes d'IA-DAO plus efficaces qui égalent, voire dépassent, les performances diagnostiques des radiologistes constituent une évolution importante[16,17]. Pour les patients, l'utilisation de l'IA en radiologie pourrait atténuer l'impact psychologique et l'anxiété associés aux résultats faussement positifs[18,19]. Sur le plan opérationnel, ces modèles d'IA, conçus pour traiter efficacement de volumineuses données d'imagerie, peuvent alléger la charge de travail des radiologistes et favoriser une répartition rentable des ressources de santé. Cette efficacité pourrait permettre de réaliser d'importantes économies et de potentiellement réaffecter des fonds à l'amélioration d'autres aspects des soins aux patients et de la recherche médicale.

Bien que nous ayons lentement intégré l'IA dans la pratique clinique et que certains algorithmes d'IA aient reçu l'approbation de la FDA[20], de nombreux défis subsistent lorsqu'il s'agit d'appliquer ces développements de manière efficace dans la pratique clinique. Ces défis comprennent la généralisation et la transférabilité de la recherche en IA, qui peut être entravée par un nombre limité d'études multicentriques et un manque de diversité démographique[21]. Les problèmes de transparence, notamment la nature de la « boîte noire » des réseaux de neurones de l'IA, entravent l'acceptation des systèmes d'IA. Pour cela, il est nécessaire d'élaborer des méthodologies pour permettre un examen rigoureux par les pairs et une validation. De plus, les études en IA se sont concentrées sur des mesures diagnostiques. Un changement vers des résultats cliniques tangibles, tels que le taux de mortalité, seraient utiles pour fournir des évidences concrètes des avantages de l'IA[23]. Du point de vue de la responsabilité aussi, différentes responsabilités juridiques ont été soulevées lors de l'intégration de l'IA dans la pratique clinique. En ce qui concerne la question de la responsabilité dans les cas où l'IA peut remplacer le radiologiste, compte tenu notamment du fait que le processus de développement d'un algorithme comporte généralement de nombreuses étapes faisant intervenir différents experts, il est essentiel de définir qui devrait être tenu responsable des

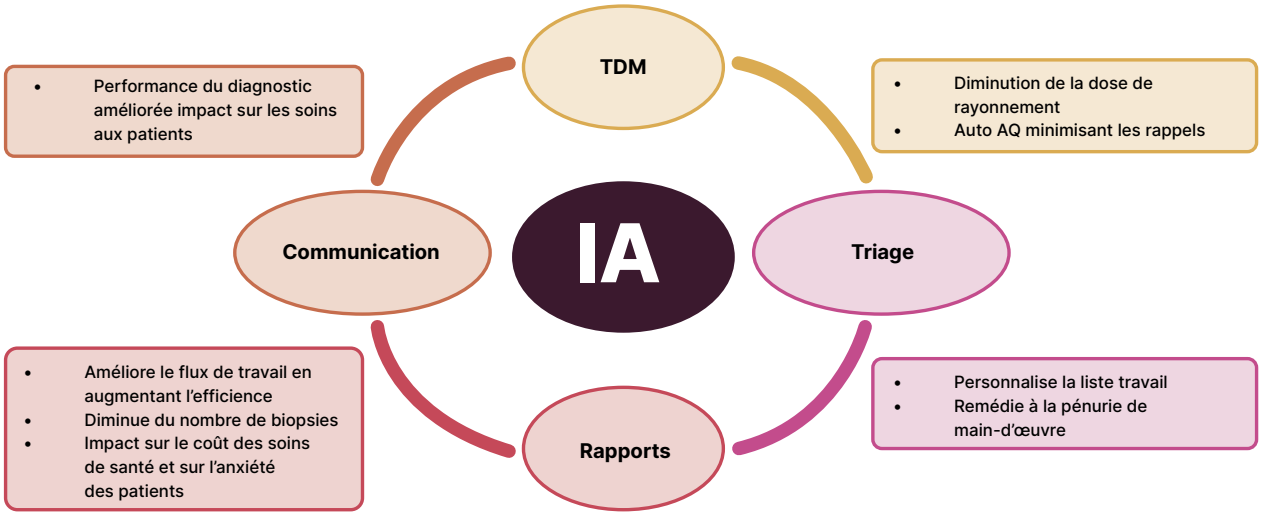

Figure 1. Impact de l'IA dans le parcours de l'imagerie pour le cancer du sein; *avec l'aimable autorisation des Dre Vivianne Freitas, M.D., MSc., et Dre Renata Pinto, M.D., MSc.*

résultats dans les situations où une mauvaise interprétation de l'IA pourrait potentiellement causer un préjudice au patient[2]. Ces défis soulignent la complexité de l'intégration de l'IA dans les soins de santé et la nécessité d'une réflexion approfondie pour préserver la confiance des patients et l'intégrité des services médicaux.

Conclusion

En conclusion, l'intégration de l'IA dans l'imagerie du sein devrait affiner le flux de travail et l'efficacité des radiologistes du sein et aider à gérer la charge de travail croissante sans submerger les professionnels. Bien que l'IA facilite les tâches de diagnostic, il est important de garder à l'esprit qu'elle ne supplantera pas les radiologistes en raison de leur rôle dans la prise de décision et d'autres tâches complexes; au contraire, la synergie entre l'expertise humaine et l'IA promet d'améliorer les soins aux patients et la précision des diagnostics. Cette intégration représente une avancée significative dans le domaine de l'imagerie, qui pourrait avoir un impact sur l'ensemble du cycle de l'imagerie du sein (**Figure 1**). Il est essentiel de relever les défis liés à l'intégration de l'IA dans la pratique clinique afin d'exploiter pleinement son potentiel pour améliorer les soins aux patients.

Autrice correspondante

Dre Vivianne Freitas
Courriel : vivianne.freitas@uhn.ca

Divulgations des liens financiers

V.F. : Aucun à déclarer.
R.P. : Aucun à déclarer.

Références

1. Hu Q, Giger ML. Clinical artificial intelligence applications: breast imaging. Radiol Clin North Am. 2021;59(6):1027-l043. doi: 10.3322/caac.21552.
2. Pesapane F, Codari M and Sardanelli F. Artificial intelligence in medical imaging: threat or opportunity? Radiologists again at the forefront of innovation in medicine. Eur Radiol Exp. 2018;2:35. doi: 10.1186/s41747-018-0061-6.
3. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature. 2015;521(7553):436-444. doi: 10.1038/nature14539
4. Sahiner B, Pezeshk A, Hadjiiski LM, Wang X, Drukker K, Cha KH, et al. Deep learning in medical imaging and radiation therapy. Med Phys. 2019;46(1):el-e36. doi: 10.1002/mp.
5. Mazurowski MA, Buda M, Saha A, Bashir MR. Deep learning in radiology: an overview of the concepts and a survey of the state of the art with focus on MRJ. J Magn Reson Imaging. 2019;49(4):939-954. doi: 10.1002/jmri.26534.
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. Dembrower K, Liu Y, Azizpour H, Eklund M, Smith K, Lindholm P, et al. Comparison of a deep learning risk score and standard mammographic density score for breast cancer risk prediction. Radiology. 2020;294(2):265-272. doi:10.1148/radiol.2019190872.
8. Yala A, Mikhael PG, Strand F, Lin G, Smith K, Wan YL, et al. Toward robust mammography-based models for breast cancer risk. Sci Transl Med. 2021;13(578):eaba4373. doi: 10.1126/scitranslmed.aba4373
9. Brunetti N, Calabrese M, Martinoli C, Tagliafico AS. Artificial intelligence in breast ultrasound: from diagnosis to prognosis-a rapid review. Diagnostics (Basel). 2022;13(1):58. doi: 10.3390/diagnostics13010058.
10. Liang X, Yu X, Gao T. Machine learning with magnetic resonance imaging for prediction of response to neoadjuvant chemotherapy in breast cancer: a systematic review and meta-analysis. Eur J Radiol. 2022;150:110247. doi: 10.1016/j.ejrad.2022.110247.
11. Davey MG, Davey MS, Ryan ÉJ, Boland MR, McAnena PF, Lowery AJ, et al. Is radiomic MRI a feasible alternative to OncotypeDX® recurrence score testing? A systematic review and meta-analysis. BJS Open. 2021;5(5):zrab081. doi: 10.1093/bjsopen/zrab081.
12. Oh KE, Vasandani N, Anwar A. Radiomics to differentiate malignant and benign breast lesions: a systematic review and diagnostic test accuracy meta-analysis Cureus. 2023;15(11):e49015. doi: 10.7759/cureus.49015
13. Lee JH, Kim KH, Lee EH, An JS, Ryu JK, Park YM, et al. Improving the performance of radiologists using artificial intelligence-based detection support software for mammography: a multi-reader study. Korean J Radiol. 2022;23(5):505-516. doi: 10.3348/kjr.2021.0476.
14. Schaffter T, Buist DSM, Lee CI, Nikulin Y, Ribli D, Guan Y, et al. Evaluation of combined artificial intelligence and radiologist assessment to interpret screening mammograms. JAMA Netw Open. 2020;3(3):e200265. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2020.0265.
15. Yoon JH, Kim EK. Deep learning-based artificial intelligence for mammography. Korean J Radiol. 2021;22(8):1225-1239. doi: 10.3348/kjr.2020.1210
16. Lee HJ, Nguyen AT, Ki SY, Lee JE, Do LN, Park MH et al. Classification of MR-detected additional lesions in patients with breast cancer using a combination of radiomics analysis and machine learning. Front Oncol. 2021;11:744460. doi: 10.3389/fonc.2021.744460.
17. Le EPV, Wang Y, Huang Y, Hickman S, Gilbert FJ. Artificial intelligence in breast imaging. Clin Radiol. 2019;74(5):357-366. doi: 10.1016/j.crad.2019.02.006.
18. Bahl M. Artificial intelligence: a primer for breast imaging radiologists. J Breast Imaging. 2020;2(4):304-314. doi: 10.1093/jbi/wbaa033.
19. Dabbous FM, Dolecek TA, Berbaum ML, Friedewald SM, Summerfelt WT, Hoskins K, et al. Impact of a false-positive screening mammogram on subsequent screening behavior and stage at breast cancer diagnosis. Cancer Epidemiol Biomarkers Prev. 2017;26(3):397-403. doi: 10.1158/1055-9965.EPI-16-0524
20. Nelson HD, Pappas M, Cantor A, Griffin J, Daeges M, Humphrey L. Harms of breast cancer screening: a systematic review to update the 2009 U.S. Preventive Services Task Force recommendation. Ann Intern Med. 2016;164(4):256-267. doi: 10.1158/1055-9965.EPI-16-0524.
21. U.S. Food & Drug Administration. Machine Learning (AI/ML)-Based Software as a Medical Device (SaMD) Action Plan. [Internet] US Food and Drug Administration [Publié le 22 septembre 2021, consulté le 9 janvier 2024] Disponible au : https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-software-medical-device..

22. Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, Zhou C. Deep learning in medical imaging analysis. Adv Exp Med Biol. 2020;1213:3-21. doi: 10.1007/978-3-030-33128-3_1.
23. Haibe-Kains B, Adam GA, Hosny A, Khodakarami F, Massive Analysis Quality Control (MAQC) Society Board of Directors, Waldran L, et al. Transparency and reproducibility in artificial intelligence. Nature. 2020;586(7829):E14-E16. doi: 10.1038/s41586-020-2766-y.
24. Facciorusso A, Ferrusquía J, Muscatiello N. Lead time bias in estimating survival outcomes. Gut. 2016;65(3):538-539. doi:10.1136/gutjnl-2015-310199
25. Health Canada. Medical Devices Active License Listing (MDALL) - Your reference tool for licensed medical devices in Lead time bias in estimating survival outcomes Canada. [Internet]. Health Canada. [Consulté le 24 septembre 2023, cité le 6 janvier 2021]. Disponible au : https://health-products.canada.ca/mdall-limh/
26. U.S. Food & Drug Administration. Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices. [Internet]. [Consulté le 24 septembre 2022, cité le 22 septembre 2021]. Disponible au : Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) in Medical Devices (fda.gov)