

L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS L'IMAGERIE DU CANCER DU POUMON, *Quel Avenir ?*

CHADLI N, BENMAMAR H.E

Service d'Imagerie Médicale et de Radiologie CHU Constantine.

Email : norhane.chadli@gmail.com ; bczldz@yahoo.fr

RESUME :

Cet article vise à décrire les actualités de l'application de l'intelligence artificielle (IA) dans l'imagerie du cancer du poumon pour rapprocher ses concepts à la perception du médecin radio-logue. Connu pour être la première pathologie cancéreuse de l'homme, le cancer du poumon est l'une des premières causes de décès à l'échelle mondiale. L'imagerie médicale joue un rôle crucial dans son dépistage, sa détection et son suivi. Les avancées dans l'imagerie médicale ont permis d'obtenir des images de haute résolution qui peuvent aider à mieux maîtriser cette pathologie. L'introduction de l'intelligence artificielle peut contribuer à l'amélioration de l'interprétation des résultats en fournissant grâce à des outils d'aide, une analyse rapide et précise des caractéristiques de la tumeur, à savoir sa taille, sa forme sa localisation et son potentiel de malignité. Plusieurs ap-proches ont été introduites comme l'apprentissage profond. Ce dernier peut non seulement aug-menter les performances de la détection, la caractérisation et la surveillance des cas du cancer du poumon mais aussi la prédiction des cas à risque. Cependant, plusieurs challenges sont rencontrés notamment en matière de collecte de données et d'efficacité opérationnelle des outils d'aide. Malgré ces défis et l'application de ses approches qui paraît lointaine en Algérie, l'introduction de l'intelligence artificielle au domaine de l'imagerie du cancer du poumon semble prometteuse, no-tamment avec les perspectives d'avenir de son développement.

Mots-clés : Cancer du poumon, Imagerie médicale, Intelligence artificielle, Apprentissage profond.

ABSTRACT: ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN LUNG CANCER IMAGING : *What Future?*

This article aims to describe the latest developments in the application of artificial intelli-gence in lung cancer imaging to bridge its concepts with the perception of the radiologist. Known to be the leading cancer pathology in humans, lung cancer is one of the leading causes of death worldwide. Medical imaging plays a crucial role in its screening, detection, and monitoring. Ad-vances in medical imaging have led to obtaining high-resolution images that can help better under-stand this pathology. The introduction of artificial intelligence can contribute to improving the in-terpretation of results by providing, through assistance tools, a rapid and accurate analysis of tu-mour characteristics, namely its size, shape, location, and potential malignancy. Several approaches have been introduced, such as deep learning. The latter can not only enhance the performance of lung cancer detection, characterization, and monitoring but also the prediction of high-risk cases. However, several challenges are encountered, particularly in terms of data collection and operation-al efficiency of assistance tools. Despite these challenges and the seeming distance of its application in Algeria, the introduction of artificial intelligence in the field of lung cancer imaging appears promising, especially considering the future prospects of its development.

Key words : Lung cancer, Medical imaging, Artificial intelligence, Deep learning.

INTRODUCTION

L'imagerie médicale, notamment dans le domaine du cancer du poumon, a considérablement évolué grâce à l'introduction de l'IA. Le cancer du poumon reste l'une des principales causes de décès dans le monde. Le dépistage précoce ainsi qu'une gestion efficace sont cruciaux pour améliorer les résultats cliniques. Dans cet article, nous examinons comment l'IA a transformé l'imagerie du cancer du poumon et discutons du rôle continu et crucial des radio-logues dans ce contexte.

PRE-REQUIS SUR L'IA ET L'APPRENTISSAGE MACHINE

L'IA désigne la capacité des machines ou des systèmes informatiques à effectuer des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine. Cela inclut la résolution de problèmes, l'apprentissage, la reconnaissance de motifs, la prise de décision et bien d'autres. L'IA repose souvent sur des algorithmes et des modèles mathématiques pour analyser des données et effectuer des actions en fonction de ces analyses (figure 1).

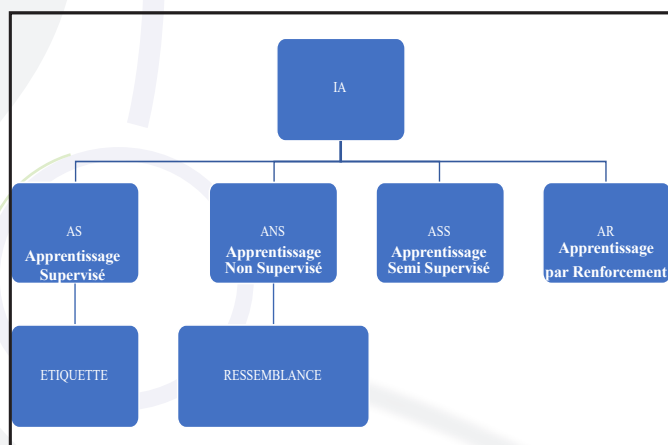


Figure 1. Récapitulation des types de l'IA.

Vu que les images radiologiques ne sont en fait que de données numériques, l'IA peut intervenir au domaine de l'imagerie médicale avec ce qu'on appelle « la radiomique ». Ce concept consiste à utiliser des algorithmes avancés d'IA pour analyser de grandes quantités de données quantitatives provenant d'images médicales, y compris celles qui peuvent être ratées à l'œil nu [1]. Ces données, combinées à d'autres informations, telles que les données démographiques ou génétiques, peuvent contribuer à résoudre des problèmes cliniques. Un concept connexe, la « radiogénomique », vise à relier les résultats d'imagerie (« radio ») aux informations génétiques (« génomique ») [2]. Les algorithmes appliqués sont utilisés pour générer directement des modèles de prédiction ou des modèles préentraînés pour l'accélération de la construction de nouveaux modèles plus sophistiqués en exploitant les expériences précédentes [3].

1. Machine Learning (ML)

L'apprentissage machine ou (ML) est une sous classe de l'intelligence artificielle. Il constitue le pilier de l'approche radiomique. Le ML est une méthode permettant aux ordinateurs d'apprendre et de trouver des motifs dans les données [4]. Il existe différents types de ML, tels que l'apprentissage supervisé (AS) et l'apprentissage non supervisé (ANS). Dans l'AS, l'ordinateur apprend à partir d'exemples étiquetés fournis par des experts, tel qu'un radiologue. Dans l'ANS, l'ordinateur cherche des motifs dans des données non étiquetées sans guidance spécifique [5].

2. Apprentissage Supervisé (AS)

Il est utilisé lorsque nous avons des données d'entraînement préétiquetées, à titre d'exemple, des images de poumons avec des étiquettes indiquant si elles présentent un cancer ou non. Le modèle est formé en utilisant ces données d'entraînement pour apprendre à classer les nouvelles images en fonction des étiquettes existantes. Ainsi, le modèle apprend à identifier les caractéristiques spécifiques dans les images qui correspondent au cancer du poumon. Lorsque de nouvelles images non étiquetées sont présentées au modèle, il peut prédire si elles contiennent ou non un cancer en se basant sur les connaissances acquises pendant l'entraînement [5].

3. Apprentissage Non Supervisé

En revanche, dans l'apprentissage non supervisé, nous n'avons pas d'étiquettes préexistantes indiquant si une image contient ou non un cancer. Le modèle utilise uniquement les caractéristiques des images pour trouver des structures et des similitudes dans les données. Il regroupe les images similaires en clusters ou détecte des schémas sans étiquettes prédéfinies. Dans le contexte de l'imagerie du cancer du poumon, cela peut aider à identifier des groupes de patients présentant des caractéristiques similaires, mais sans spécifier si ces caractéristiques correspondent à la présence de cancer ou à d'autres types d'informations [6].

4. Apprentissage Semi-Supervisé (ASS)

Une approche d'apprentissage semi supervisé (ASS) fonctionne avec un mélange de données étiquetées et non étiquetées. Cela est utile lorsqu'il n'y a pas suffisamment de données étiquetées disponibles [7].

5. Apprentissage par Renforcement (AR)

En dernier lieu, existe l'apprentissage par renforcement (AR) c'est une méthode plus complexe qui apprend par essais et erreurs, mais qui n'est pas largement utilisée en imagerie médicale [8].

Différents modèles de ML, tels que les arbres de décision et les réseaux neuronaux, aident les ordinateurs à comprendre les relations au sein des données. Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont particulièrement utiles pour l'analyse d'images en radiologie.

6. Apprentissage Profond (DL)

C'est une sous-catégorie du ML qui peut être utilisée dans les différents types du ML. Il utilise des architectures complexes de réseaux neuronaux, tels que les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN), pour le traitement visuel des données. Le DL, en particulier avec les CNN, a montré une grande promesse dans des tâches, telles que l'imagerie du cancer du poumon [9] (figure 2).

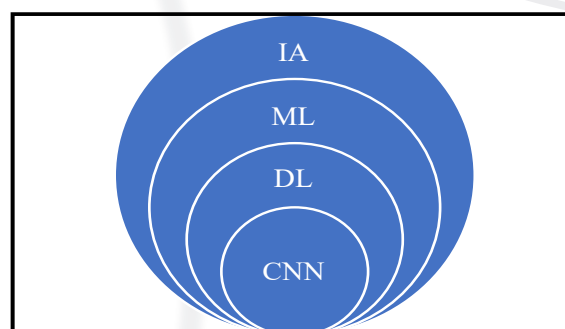


Figure 2. Diagramme de Venn de l'intelligence artificielle.

7. Apprentissage Contrastif

L'apprentissage contrastif est une méthode de programmation utilisée pour former des modèles d'apprentissage profond, pour la reconnaissance d'images. Elle consiste à mettre en contraste des images de référence avec des exemples positifs et négatifs pour améliorer et raffiner la compréhension du modèle [10].

LA PLACE DE L'IA DANS L'IMAGERIE DU CANCER DU POUMON

Grâce à ses capacités avancées d'analyse et de reconnaissance de motifs, l'IA est devenue un outil précieux pour les radiologues dans l'interprétation des scanners pulmonaires. En identifiant les anomalies et les caractéristiques subtiles associées au cancer du poumon avec une précision accrue, l'IA trouve sa place dans les différentes étapes de l'analyse radiologique, à savoir : la détection, la segmentation et la prédiction de la malignité.

1. Détection

En raison de la pauvre symptomatologie au stade précoce des cancers du poumon, la découverte est souvent retardée jusqu'au stade où la pathologie est invalidante. Par conséquent, les recommandations de l'école américaine indiquent le dépistage systématique par TDM non injectée aux patients de 55 à 77 ans avec une histoire de tabagisme de 30 paquets années. Cependant, les programmes de dépistage à l'échelle de la population restent limités [11].

Les techniques d'IA peuvent traiter d'énormes quantités de données pour orienter le processus de décision du dépistage. Des modèles d'IA, tels que les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), ont montré une grande promesse pour prédire l'incidence à long terme du cancer du poumon [12]. Les systèmes d'aide à la décision assistée par ordinateur (CAD) représentent une contribution précieuse de l'IA au dépistage du cancer du poumon, avec plusieurs outils validés disponibles sur le marché. Ces outils, basés sur des modèles d'apprentissage profond (DL), sont efficaces pour détecter automatiquement des nodules potentiellement malins dans les images de tomodensitométrie thoracique [13].

Les implications économiques des systèmes d'IA dans la pratique clinique standard ne doivent pas également être négligées comme en témoigne une étude montrant la possibilité de réduire les coûts et d'augmenter l'efficacité grâce à l'utilisation de l'IA dans l'analyse des images de tomodensitométrie à faible dose [14].

2. Segmentation

L'IA trouve sa place également dans la segmentation pulmonaire à travers différentes techniques pour mieux localiser et étiqueter les différentes lésions, conduisant alors à une meilleure prise en charge.

2.1. Seuillage

Le seuillage est une méthode de segmentation simple et largement utilisée dans le domaine de la détection des nodules pulmonaires en imagerie médicale. Elle implique de définir une valeur de seuil pour séparer différents objets ou régions dans une image. Les pixels ayant des intensités au-dessus du seuil sont assignés à une région, tandis que les pixels en dessous du seuil sont assignés à une autre région. Cela équivaut à tracer une ligne pour séparer les nodules en fonction de leur luminosité ou de leur couleur [15].

2.2. Détection de contours

La détection de contours se concentre sur l'identification des limites ou des contours entre différents objets ou régions dans une image médicale pulmonaire. Elle détecte les changements abrupts d'intensité ou de couleur, indiquant des transitions d'un nodule à un autre. Les limites résultantes forment des contours qui aident à définir les nodules distincts [16].

2.3. Croissance de région

La croissance de région est une méthode qui commence avec un point ou une région semence dans le contexte de la détection des nodules pulmonaires, et l'élargit progressivement en incluant des pixels voisins ayant des propriétés similaires. Elle fonctionne en examinant la similarité ou l'homogénéité des pixels adjacents et en les ajoutant à la région croissante s'ils satisferaient à certains critères. Ce processus se poursuit de manière itérative jusqu'à ce que les régions nodulaires souhaitées soient formées [17].

2.4. Frontière déformable

Les méthodes de frontière déformable, tels que les contours actifs ou les snakes, impliquent la création de courbes ou de contours flexibles qui s'ajustent automatiquement aux limites des nodules pulmonaires dans une image médicale. Ces courbes sont initialement placées près des nodules d'intérêt, et à travers un processus itératif, elles se déforment ou se déplacent pour s'adapter aux limites réelles des nodules en fonction des caractéristiques de l'image tels que les contours ou les gradients d'intensité [18].

2.5. Modèles d'apprentissage profond

Dans le contexte de la segmentation pulmonaire, les modèles d'apprentissage profond peuvent être formés pour reconnaître et classer les pixels ou les régions nodulaires dans une image, en les assignant à des classes spécifiques. Ils excellent dans la capture de motifs complexes et ont atteint des performances remarquables dans diverses tâches de l'imagerie de nodules pulmonaires [19] (figure 3).

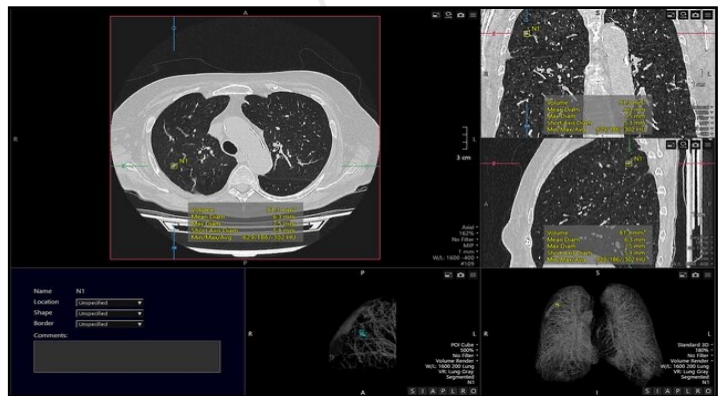


Figure 3. Exemple d'une segmentation automatique d'un nodule détecté; Technology in Cancer Research & Treatment. SAGE publications Inc.

3. Prédiction

L'oncologie a connu une diversification croissante des possibilités thérapeutiques, s'inscrivant ainsi dans une transition vers une approche de médecine individualisée. L'adéquation entre le patient et le traitement adapté devient de plus en plus déterminante, nécessitant une caractérisation minutieuse à la fois de la tumeur et du patient.

L'identification des biomarqueurs pronostiques, qui fournissent

des indications sur les probabilités d'issues liées à la maladie, permet d'établir le profil de risque du patient en se basant sur les caractéristiques de la tumeur. Ces biomarqueurs jouent également un rôle crucial dans l'identification des patients présentant un pronostic défavorable, ouvrant ainsi la voie à une intensification thérapeutique ou à la participation à des essais expérimentaux [20].

Les signatures radiomiques et radiogénomiques comblent l'écart entre les données d'imagerie et les caractéristiques biologiques qu'elles représentent. La radiomique offre une évaluation non invasive du comportement tumoral, tandis que la radiogénomique se focalise sur l'extraction de caractéristiques d'imagerie quantitatives en corrélation avec les modèles d'expression tumorale, permettant ainsi de prédire les mutations tumorales [21].

En outre, les signatures radiomiques contribuent à optimiser d'autres modalités thérapeutiques, telles que la prédiction de l'efficacité de la chimiothérapie et l'évaluation de la toxicité associée à l'immunothérapie [22].

QUELS DEFIS ATTENDENT L'IA ?

L'introduction de l'IA dans l'imagerie médicale présente une avancée significative et révolutionnaire pour le diagnostic précoce, la pronostication et la planification du traitement du cancer du poumon. Cependant, son adoption généralisée dans la pratique clinique est entravée par plusieurs obstacles.

Les principaux défis comprennent la nécessité de données de haute qualité, la collaboration entre institutions pour une collecte de données diversifiée, et la validation des modèles IA sur des cohortes externes pour assurer leur fiabilité [23]. La reproductibilité est un défi majeur en raison des différences dans les protocoles d'acquisition d'images. Des solutions incluent l'exclusion de caractéristiques influencées par les paramètres d'acquisition et l'amélioration de la standardisation de l'acquisition d'images [24].

L'importance de la collaboration multidisciplinaire est soulignée, impliquant radiologues, médecins, ingénieurs et développeurs logiciels. La segmentation précise des tumeurs et l'interprétabilité des algorithmes sont également des considérations cruciales. La transparence et la validation avec des normes cliniques sont nécessaires pour évaluer l'utilité clinique des applications de l'IA.

Des préoccupations légales et éthiques liées à la propriété des données médicales et à l'utilisation commerciale doivent également être résolues pour permettre une utilisation généralisée de l'IA en imagerie oncologique. Des directives, des essais cliniques prospectifs et des cadres légaux et éthiques clairs sont essentiels pour la translation clinique réussie de l'IA dans le domaine du cancer du poumon [25].

LES PERSPECTIVES ?

Les perspectives futures dans le domaine de l'IA et de l'imagerie médicale mettent en lumière la croissance quotidienne des données cliniques et d'imagerie. Cependant, ces données ne sont souvent pas organisées en termes d'étiquetage, de segmentation, d'assurance qualité, ou de pertinence pour une pathologie prédéterminée. La curation des données représente un défi majeur dans le développement des algorithmes d'IA, nécessitant l'assistance de médecins expérimentés.

Les approches non supervisées et autosupervisées, qui ne nécessitent pas d'étiquetage, sont envisagées comme des solutions à cette limitation [26].

Le développement de plates-formes permettant l'interopérabilité entre de nombreuses applications d'IA, créant ainsi un réseau

d'outils puissants et intégrant la technologie IA dans les systèmes d'archivage et de communication d'images est également essentiel pour une intégration clinique généralisée.

L'IA permettra d'automatiser progressivement des tâches répétitives et chronophages, telles que le dépistage des nodules pulmonaires et l'identification de biomarqueurs basés sur l'image. Ces développements visent à caractériser les maladies de manière non invasive et re-productible, améliorant ainsi la gestion thérapeutique dans le cadre de la médecine personnalisée [27].

L'IA ET LE RADIOLOGUE, DOIT-ON AVOIR PEUR ?

Dans un paysage médical en constante évolution, l'introduction de l'IA dans le domaine de la radiologie suscite à la fois des préoccupations et des opportunités pour les radiologues. L'IA offre un potentiel révolutionnaire pour améliorer le diagnostic et la gestion des patients. Cependant, cela soulève également des questions sur le rôle futur des radiologues dans un environnement où les algorithmes d'IA peuvent interpréter les images avec une précision croissante [28].

Néanmoins, les avancées techniques poussent à redéfinir la radiologie pour tirer parti des avantages de l'IA tout en préservant le rôle essentiel du radiologue. Plutôt que de le remplacer, l'IA est présentée comme un outil précieux qui peut aider à accroître l'efficacité et la précision du diagnostic.

En effet, l'IA peut contribuer à automatiser des tâches répétitives et fastidieuses, permettant ainsi aux radiologues de se concentrer davantage sur des aspects cliniques complexes et sur la prise en charge globale des patients. De plus, en intégrant les capacités de l'IA dans les pratiques radiologiques, les radiologues peuvent bénéficier d'une assistance supplémentaire dans l'interprétation des images, permettant une prise de décision plus rapide et plus précise [29].

Ainsi, plutôt que de menacer l'emploi des radiologues, l'introduction de l'IA dans la radiologie peut être perçue comme une évolution positive qui renforce le rôle du radiologue en tant qu'expert clinique et décisionnaire, tout en améliorant la qualité des soins aux patients.

CONCLUSION

L'introduction de l'intelligence artificielle dans l'imagerie du cancer du poumon offre des avantages significatifs en termes de détection précoce, de segmentation précise des tumeurs et de prédiction des résultats cliniques. Cependant, son adoption généralisée dans la pratique clinique est entravée par divers défis, notamment la nécessité de données de haute qualité et la standardisation des protocoles d'acquisition d'images. Malgré ces défis, l'IA représente une évolution positive qui renforce le rôle du radiologue en tant qu'expert clinique et décisionnaire, tout en améliorant la qualité des soins aux patients. La collaboration multidisciplinaire entre radiologues, médecins, ingénieurs et développeurs logiciels est essentielle pour surmonter ces obstacles et exploiter pleinement le potentiel de l'IA dans l'imagerie oncologique.

CONFLITS D'INTERET.

Pas de conflits d'intérêt

CONTRIBUTIONS DES AUTEURS

Nous déclarons notre contribution à la réalisation de cet article.

DISPONIBILITE DES DONNEES

Nous déclarons la disponibilité des données.

DATE DE SOUMISSION : 18/11/2024.

DATE D'ACCEPTATION : 09/01/2025.

DATE DE PUBLICATION : 13/02/2025.

REFERENCES

1. Mayerhoefer ME, Materka A, Langa G, Häggström I, Szczypinski P, Gibbs P et al. Introduction to Radiomics. *J. Nucl. Med.* 2020; 61: 488–495.
2. Mazurowski MA. Radiogenomics: What It Is and Why It Is Important. *J. Am. Coll. Radiol.* 2015; 12: 862–866.
3. Lawson CE, Marti JM, Radivojevic T, Jonnalagadda SVR, Gentz R, Hillson NJ et al. Machine learning for metabolic engineering: A review. *Metab. Eng.* 2021; 63: 34–60.
4. Shalev-Shwartz S, Ben-David S. Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms; Cambridge University Press: Cambridge. UK. 2014.
5. Castiglioni I, Ippolito D, Interlenghi M, Monti CB, Salvatore C, Schiaffino S et al. Machine Learning Applied on Chest X-Ray Can Aid in the Diagnosis of COVID-19: A First Experience from Lombardy, Italy. *Eur. Radiol. Exp.* 202; 5: 7.
6. Shen R, Olshen AB, Ladanyi M. Integrative clustering of multiple genomic data types using a joint latent variable model with application to breast and lung cancer subtype analysis. *Bioinformatics.* 2009; 25: 2906–2912.
7. Chebli A, Djebbar A, Marouani HF. Semi-Supervised Learning for Medical Application: A Survey. In Proceedings of the 2018 International Conference on Applied Smart Systems (ICASS), Medea, Algeria, 24–25 November 2018: 1–9.
8. Silver D, Hubert T, Schrittwieser J, Antonoglou I, Lai M, Guez A et al. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play. *Science* 2018; 362: 1140–1144.
9. Gao R, Huo Y, Bao S, Tang Y, Antic SL, Epstein ES et al. Distanced LSTM: Time-distanced gates in long short-term memory models for lung cancer detection. In International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging; Springer: New York, NY, USA. 2019: 310–318.
10. Khosla P, Teterwak P, Wang C, Sarna A, Tian Y, Isola P et al. Supervised Contrastive Learning. In Proceedings of the 34th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020), Vancouver, BC, Canada, 6–12 December 2020.
11. Dyer O. US Task Force Recommends Extending Lung Cancer Screenings to over 50s. *BMJ* 2021; 372, n698.
12. Gu Y, Chi J, Liu J, Yang L, Zhang B, Yu D et al. A Survey of Computer-Aided Diagnosis of Lung Nodules from CT Scans Using Deep Learning. *Comput. Biol. Med.* 2021; 137: 104806.
13. Li R, Xiao C, Huang Y, Hassan H, Huang B. Deep Learning Applications in Computed Tomography Images for Pulmonary Nodule Detection and Diagnosis: A Review. *Diagnostics.* 2022; 12: 298.
14. Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, Choi B, Reicher JJ, Peng L et al. End-to-End Lung Cancer Screening with Three-Dimensional Deep Learning on Low-Dose Chest Computed Tomography. *Nat. Med.* 2019; 25: 954–961.
15. Jalali Y, Fateh M, Rezvani M, Abolghasemi V, Anisi MH. ResB-CDU-Net: A Deep Learning Framework for Lung CT Image Segmentation. *Sensors.* 2021; 21: 268.
16. Cappella A, Gibelli D, Cellina M, Mazzarelli D, Oliva AG, De Angelis D et al. Three-Dimensional Analysis of Sphenoid Sinus Uniqueness for Assessing Personal Identification: A Novel Method Based on 3D-3D Superimposition. *Int. J. Legal Med.* 2019; 133: 1895–1901.
17. Pathak Y, Shukla PK, Tiwari A, Stalin S, Singh S, Shukla PK. Deep Transfer Learning Based Classification Model for COVID-19 Disease. *IRBM.* 2022; 43: 87–92.
18. Rizwan I, Haque I, Neubert J. Deep Learning Approaches to Biomedical Image Segmentation. *Inform. Med. Unlocked.* 2020. 18: 100297.
19. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Munich, Germany, 5–9 October 2015.
20. Bera K, Braman N, Gupta A, Velcheti V, Madabhushi A. Predicting Cancer Outcomes with Radiomics and Artificial Intelligence in Radiology. *Nat. Rev. Clin. Oncol.* 202; 19: 132–146.
21. Zhou M, Leung A, Echegaray S, Gentles A, Shrager JB, Jensen KC et al. Non-Small Cell Lung Cancer Radiogenomics Map Identifies Relationships between Molecular and Imaging Phenotypes with Prognostic Implications. *Radiology.* 2018; 286: 307–315.
22. Bourbonne V, Da-Ano R, Jaouen V, Lucia F, Dissaux G, Bert J et al. Radiomics Analysis of 3D Dose Distributions to Predict Toxicity of Radiotherapy for Lung Cancer. *Radiother. Oncol.* 2021; 155: 144–150.
23. Sourlos N, Wang J, Nagaraj Y, Van Ooijen P, Vliegthart R. Possible Bias in Supervised Deep Learning Algorithms for CT Lung Nodule Detection and Classification. *Cancers.* 2022; 14: 3867.
24. Klement RJ, Allgauer M, Appold S, Dieckmann K, Ernst I, Ganswindt U et al. Support Vector Machine-Based Prediction of Local Tumor Control After Stereotactic Body Radiation Therapy for Early-Stage Non-Small Cell Lung Cancer. *Int. J. Radiat. Oncol.* 2014; 88: 732–738.
25. Cheung HMC, Rubin D. Challenges and Opportunities for Artificial Intelligence in Oncological Imaging. *Clin. Radiol.* 2021; 76: 728–736.
26. Zarzeczny A, Babyn P, Adams SJ, Longo J. Artificial Intelligence-Based Imaging Analytics and Lung Cancer Diagnostics: Considerations for Health System Leaders. *Healthc. Manag. Forum.* 2021; 34: 169–174.
27. Zhao W, Liu J. Artificial intelligence in lung cancer: Application and future thinking. *Zhong Nan Da Xue Xue Bao Yi Xue Ban.* 2022; 47: 994–1000.
28. Chevalier E. Intelligence artificielle : et maintenant ? Le Médecin Radiologue de France. *La Lettre de la Fédération Nationale des Médecins Radiologues.* 2020 ; 437 : 8-11.
29. Brugger PE et al. Comment redéfinir la radiologie de demain ? Le Cahier Technique. *Actualités IRBM* 2022; 43 (2).