



HAL
open science

La pathologie cancéreuse pulmonaire à l'heure de l'intelligence artificielle : entre espoir, désespoir et perspectives

Simon Heeke, Hervé Delingette, Youta Fanjat, Elodie Long-Mira, Sandra Lassalle, Véronique Hofman, Jonathan Benzaquen, Charles-Hugo Marquette, Paul Hofman, Marius Ilié

► To cite this version:

Simon Heeke, Hervé Delingette, Youta Fanjat, Elodie Long-Mira, Sandra Lassalle, et al.. La pathologie cancéreuse pulmonaire à l'heure de l'intelligence artificielle : entre espoir, désespoir et perspectives. *Annales de Pathologie*, 2019, 39 (2), pp.130-136. 10.1016/j.annpat.2019.01.003 . hal-02446712

HAL Id: hal-02446712

<https://inria.hal.science/hal-02446712>

Submitted on 22 Oct 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial 4.0 International License

1 **La Pathologie Cancéreuse Pulmonaire à l'heure de l'Intelligence Artificielle :**

2 **Entre Espoir, Désespoir et Perspectives**

3 ***The Age of Artificial Intelligence in Lung Cancer Pathology:***

4 ***between Hope, Gloom and Perspectives***

5
6 Simon Heeke (1, 2), Hervé Delingette (3), Youta Fanjat (1), Elodie Long-Mira (1, 2), Sandra
7 Lassalle (1, 2), Véronique Hofman (1, 2), Jonathan Benzaquen (2, 4) Charles-Hugo Marquette
8 (4), Paul Hofman (1, 2), Marius Ilié (1, 2)

9
10 (1) Laboratoire de Pathologie Clinique et Expérimentale/Biobanque (BB 0033-00025),
11 Fédération Hospitalo-Universitaire OncoAge, CHU de Nice, Université Côte d'Azur, 30 voie
12 Romaine, 06000 Nice, France

13 (2) Equipe 4, Institut de Recherche sur le Cancer et le Vieillissement de Nice (IRCAN),
14 Inserm U1081, CNRS UMR7284, Faculté de Médecine, 28, Avenue de Valombrose 06107
15 Nice, France

16 (3) Equipe Asclepios, INRIA Sophia-Antipolis, Université Côte d'Azur, 2004 Route des
17 Lucioles 06902 Sophia Antipolis, France

18 (4) Service de Pneumologie, Fédération Hospitalo-Universitaire OncoAge, CHU de Nice,
19 Université Côte d'Azur, 30 Voie Romaine, 06000 Nice, France

20
21 **Auteur correspondant :** Marius Ilié, Laboratoire de Pathologie Clinique et Expérimentale,
22 Hôpital Pasteur, Pavillon J, 30 Voie Romaine 06000 Nice, France ; Tél. 04 92 03 82 63 ; Fax.
23 04 92 03 85 55 ; ilie.m@chu-nice.fr

24
25
26 **Mots clés :** pathologie ; histologie ; cancer broncho-pulmonaire ; intelligence artificielle ;
27 réseaux de neurones convolutifs ; apprentissage profond

28
29 **Keywords:** pathology; histology; lung cancer; artificial intelligence; convolutional neural
30 networks; deep learning

31
32
33
34 IA et pathologie cancéreuse pulmonaire

1 **Résumé**

2 L’histopathologie est l’outil fondamental utilisé en anatomo-pathologie depuis plus d’un
3 siècle pour établir le diagnostic final d’un carcinome broncho-pulmonaire. L’information
4 phénotypique présente sur les images histologiques reflète l’effet global des altérations
5 moléculaires sur le comportement des cellules cancéreuses et fournit une lecture visuelle
6 pratique de l’agressivité de la maladie. Cependant, l’évaluation humaine de l’image
7 histologique peut être parfois subjective et assez peu reproductible selon les cas. Par
8 conséquent, l’analyse computationnelle de l’imagerie histologique *via* des approches dites «
9 d’intelligence artificielle » (IA) a récemment reçu une attention considérable afin d’améliorer
10 cette précision diagnostique. Ainsi, l’analyse computationnelle d’images de cancer du poumon
11 a récemment été évaluée pour l’optimisation de la classification histologique ou cytologique,
12 la prédiction du pronostic ou du profil génomique des patients atteints d’un cancer
13 pulmonaire. Ce domaine, en pleine croissance, fait constamment preuve d’une grande
14 puissance dans le domaine de l’informatique d’imagerie médicale en produisant des tâches de
15 détection, de segmentation ou de reconnaissance d’une très grande précision. Cependant il
16 subsiste plusieurs défis ou enjeux majeurs à relever afin de réussir le transfert réel de cette
17 nouvelle approche en routine clinique. L’objectif de cette revue est de faire le point sur les
18 applications récentes de l’IA en pathologie cancéreuse pulmonaire, mais aussi d’apporter des
19 clarifications sur les avantages et les limites de cette approche, ainsi que les perspectives à
20 mettre en œuvre pour un transfert potentiel dans la pratique quotidienne des pathologistes.

21

22

23

24

25

26

27

28

29

30

31

32

33

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21

Abstract

Histopathology is the fundamental tool of pathology used for more than a century to establish the final diagnosis of lung cancer. In addition, the phenotypic data contained in the histological images reflects the overall effect of molecular alterations on the behavior of cancer cells and provides a practical visual reading of the aggressiveness of the disease. However, the human evaluation of the histological images is sometimes subjective and may lack reproducibility. Therefore, computational analysis of histological imaging using so-called "artificial intelligence" (AI) approaches has recently received considerable attention to improve this diagnostic accuracy. Thus, computational analysis of lung cancer images has recently been evaluated for the optimization of histological or cytological classification, prognostic prediction or genomic profile of patients with lung cancer. This rapidly growing field constantly demonstrates great power in the field of computing medical imaging by producing highly accurate detection, segmentation or recognition tasks. However, there are still several challenges or issues to be addressed in order to successfully succeed the actual transfer into clinical routine. The objective of this review is to emphasize recent applications of AI in pulmonary cancer pathology, but also to clarify the advantages and limitations of this approach, as well as the perspectives to be implemented for a potential transfer into clinical routine.

1 **Introduction**

2 Environ 85% de tous les nouveaux cas de cancer du poumon sont classés comme des
3 carcinomes pulmonaires non à petites cellules (CNPC), 10% sont des carcinomes à petites
4 cellules (CPC) et 5% représentent les autres variantes [1]. Cette classification histo-
5 morphologique est un processus diagnostique clé car les options de traitement disponibles, y
6 compris les traitements conventionnels, la chimiothérapie et, plus récemment, les thérapies
7 ciblées et l'immunothérapie, diffèrent considérablement en fonction du type histologique [1].
8 En effet, un diagnostic d'adénocarcinome pulmonaire entraînera la recherche de biomarqueurs
9 théranostiques et aura ainsi un impact important sur les options thérapeutiques [2].

10 L'interprétation précise de ces cancers peut être difficile et la distinction entre les différents
11 sous-types histologiques n'est pas toujours aisé, en particulier dans les tumeurs peu
12 différenciées : dans ce cas, des études ancillaires sont indispensables pour une classification
13 plus précise [3].

14 Depuis plus d'un siècle, l'histopathologie est l'outil clé de l'anatomo-pathologie, utilisée pour
15 établir le diagnostic final des carcinome broncho-pulmonaires. Les pathologistes évaluent des
16 caractéristiques histologiques telles que l'atypie nucléaire, l'activité mitotique, la densité
17 cellulaire et l'architecture tissulaire, en intégrant les détails cytologiques, pour classifier et
18 grader les lésions cancéreuses. L'information phénotypique présente sur les images
19 histologiques reflète l'effet global des altérations moléculaires sur le comportement des
20 cellules cancéreuses et fournit une lecture visuelle pratique de l'agressivité de la maladie [4].
21 Cependant, l'évaluation humaine de l'image histologique est parfois subjective et peu
22 reproductible. Par conséquent, l'analyse computationnelle de l'imagerie histologique via des
23 approches dites « d'intelligence artificielle » (IA) a récemment reçu une attention
24 considérable pour améliorer cette précision diagnostique [5].

25 De nombreux détails de la reconnaissance de l'image dans le système nerveux central sont
26 encore inconnus, mais nous pouvons déduire qu'au moins certaines, sinon la plupart, de nos
27 capacités cognitives utilisées grâce à notre cortex visuel et responsable du traitement des
28 images, sont littéralement basées sur la « re – connaissance ». Nous ré-identifions une image
29 que nous avons déjà vue et, selon la profondeur de la mémoire dans laquelle cette image est
30 stockée, nous la reconnaissons instantanément ou peu de temps après, avec un certain effort
31 mental (par exemple, lorsque nous sommes confrontés à un diagnostic que nous ne
32 connaissons pas bien ou que nous n'avons pas vu depuis plusieurs années). L'information sur
33 les images, quel que soit le format sous lequel elle est stockée dans notre cerveau, fait

1 certainement l'objet de comparaisons et d'inférences sophistiquées à des fins d'identification
2 [6].

3 En analyse d'images médicales, il existe une large collection d'algorithmes informatiques qui
4 effectuent différentes opérations sur les images numériques : amélioration de la qualité,
5 filtrage, enregistrement et segmentation. Cette dernière opération a fait l'objet de recherches
6 approfondies pour quantifier la morphologie et la distribution des noyaux cellulaires [7].
7 Aussi importantes que puissent être ces mesures, elles n'ont pas été en mesure d'entraîner un
8 changement significatif dans l'imagerie diagnostique, principalement parce que la
9 quantification conventionnelle est souvent introduite dans un algorithme "intelligent" pour
10 produire une "classification" – une catégorie quelconque, généralement soit une décision
11 binaire (oui/non), soit une classification de la maladie. Ces quantifications n'ont pas
12 fondamentalement modifié le processus de diagnostic, probablement parce que de tels
13 algorithmes informatiques ne réduisent pas l'incertitude pour accroître la confiance des
14 pathologistes dans un diagnostic précis [5]. Plus important encore, les algorithmes
15 informatiques axés sur la classification n'ont pas été en mesure d'aider vraiment les
16 pathologistes parce qu'ils ne fournissent aucun indice pour la rédaction du compte-rendu
17 histologique. Ainsi, la communauté des pathologistes s'est plutôt tournée vers le « deuxième
18 avis », en particulier organisé par télépathologie pour réduire la variabilité entre les
19 observateurs [8].

20 La reconnaissance d'images, utilisée comme approche alternative à l'analyse d'images
21 médicales, offre la possibilité d'effectuer une "télépathologie virtuelle", en consultant d'autres
22 pathologistes et en accédant à leurs connaissances sans avoir besoin de leur présence
23 « physique » pour examiner les lames d'histologie. Elle nous permet également de consulter
24 non pas un seul pathologiste, mais autant que nous le souhaitons au sein d'un réseau d'experts
25 de relecture (ex. MESOPATH) [9]. La reconnaissance d'images nous permet d'accéder à
26 l'expertise de plusieurs pathologistes en peu de temps et à un moindre coût qu'en le faisant par
27 soi-même, ou même par la télépathologie en temps réel. Elle peut établir un cadre très fiable
28 pour évoluer vers le contrôle de la qualité grâce à l'établissement d'un consensus informatisé.

29 Mais pourquoi attribuons-nous de telles attentes à la reconnaissance d'images ? Bien que les
30 connexions synaptiques, avec leurs états binaires d'excitation et d'inhibition, soient les
31 éléments constitutifs du cerveau humain, l'inférence réelle est granulaire, floue, implicite et
32 qualitative, par opposition à des caractéristiques spécifiques, certaines, explicites et
33 quantitatives, qui semblent nous permettre de traiter une information très complexe et

1 ambiguë comme les modèles tissulaires variables et les complexités du polymorphisme. Le
2 processus de diagnostic se termine par la rédaction d'un compte-rendu, une activité que l'on
3 peut qualifier « d'informatique avec des mots ». La contradiction est que la communauté de la
4 vision par ordinateur et la communauté de l'IA entendent par "informatique" le simple fait de
5 comprimer et de produire des nombres. Nous pouvons ignorer le fonctionnement interne des
6 algorithmes d'IA, mais le résultat produit pourrait être décisif si cela améliore la performance
7 diagnostique des pathologistes ou renforce la confiance dans leurs conclusions.

8 Compte tenu du grand nombre de lésions diagnostiquées et des données générées (images et
9 données sur le traitement et le suivi), nous devrions être en mesure d'identifier et de récupérer
10 des images qui sont histologiquement similaires à l'échantillon examiné, ainsi que les données
11 annotées pour chaque cas. Les comptes rendus contiennent les connaissances médicales de
12 nombreux autres pathologistes pour des cas similaires, ce qui en fait un trésor d'informations
13 diagnostiques de haute qualité. Les logiciels informatiques de la prochaine génération
14 pourront rendre l'information brute directement accessible au pathologiste (en montrant les
15 images récupérées avec les rapports correspondants), ou ils peuvent fusionner l'information
16 clé dans les rapports récupérés pour fournir le "sous-titrage automatique" de lames entières.
17 Ce dernier permettrait même de trier et de prioriser en temps réel les lames au fur et à mesure
18 qu'elles passent dans les scanners numériques. Le monde de la reconnaissance d'images basée
19 sur l'IA ouvre une vaste gamme d'options pour faire progresser et optimiser le flux de travail
20 du laboratoire de pathologie.

21 En vision par ordinateur, l'extraction de caractéristiques visuelles consiste en des
22 transformations mathématiques calculées sur les pixels d'une image numérique. Les
23 caractéristiques visuelles permettent généralement de mieux rendre compte de certaines
24 propriétés visuelles de l'image, utilisées pour des traitements ultérieurs entrant dans le cadre
25 d'applications telles que la détection d'objets ou la recherche d'images par le contenu.

26 La recherche d'images par le contenu (*content-based image retrieval* ; CBIR) existe depuis
27 plus de trois décennies [10]. Mais si nos attentes sont justifiées, pourquoi le CBIR n'a-t-il pas
28 tenu ses promesses ? Les raisons les plus importantes d'un point de vue technique, sont les
29 problèmes de calcul et d'exactitude. Dans le premier cas, il s'agit de la difficulté d'effectuer la
30 comparaison d'images en temps réel dans de grandes archives ; dans le second cas, il s'agit de
31 comparer correctement les images afin que les images identifiées soient réellement similaires
32 à l'image de la requête. Du point de vue de la pathologie digitale, les obstacles sont
33 légèrement différents. Ainsi, la principale raison pour laquelle les systèmes CBIR n'ont pas

1 réussi le transfert en routine clinique est liée très probablement à ce qu'on appelle le "fossé
2 sémantique" [11]. Les représentations d'images en vision par ordinateur sont numériques et
3 objectives, alors que les pathologistes utilisent des représentations verbales et subjectives qui
4 souvent ne peuvent pas être modélisées ou analysées. L'écart qui en résulte entre les
5 ordinateurs et les experts pathologistes ne permet pas une définition sans ambiguïté de la
6 similarité. En fait, le fossé sémantique est sans doute le principal défi que pose l'adoption du
7 CBIR dans le déroulement du travail dans un laboratoire d'anatomo-pathologie ; les résultats
8 du CBIR n'ont pas été jusqu'à présent acceptables pour les pathologistes. Le chemin vers les
9 images récupérées n'est pas pertinent si le pathologiste n'est pas d'accord sur le fait que les
10 images appariées sont vraiment similaires à l'image de la requête - une mauvaise réponse est
11 fautive, peu importe comment elle a été atteinte. Ces dernières années, cela a commencé à
12 changer et le CBIR connaît une renaissance avec la promesse de la révolution de l'IA [11].

13 L'IA est un terme général pour désigner « l'ensemble des théories et des techniques mises en
14 œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence ». Souvent classée
15 dans le groupe des sciences cognitives, elle fait appel à la neurobiologie computationnelle, à
16 la logique mathématique et à l'informatique.

17 Depuis sa naissance, il y a 70 ans, avec quelques abstractions simples du fonctionnement d'un
18 neurone dans le cerveau humain, l'IA est devenue un outil indispensable pour les applications
19 de vision par ordinateur. Plus particulièrement, les réseaux de neurones artificiels (*artificial*
20 *neural networks*; ANN) ont gagné une grande popularité en raison de leur capacité de
21 reconnaissance impressionnante lorsqu'ils sont mis en œuvre avec de nombreuses couches de
22 neurones artificiels (unités de traitement qui peuvent effectuer une simple agrégation des
23 valeurs synaptiques entrantes provenant d'autres unités). Ces ANN "profonds" reconnaissent
24 le contenu d'une image numérique en apprenant une représentation compacte de l'image, « un
25 codage élégant », que nous pouvons supposer être un modèle informatique primaire, mais
26 fonctionnel, au même titre qu'une image rétinienne quand elle traverse le nerf optique pour
27 atteindre le cortex visuel du cerveau humain [12].

28 Les réseaux de neurones convolutifs (*Convolutional Neural Networks* ; CNN) sont parmi les
29 solutions les plus efficaces pour extraire des caractéristiques pertinentes des images
30 numériques (**Fig. 1**). Un exemple typique est d'apprendre 1024 traits profonds pour
31 représenter une structure histologique représentée dans une image 240x240, réduisant
32 l'information à moins de 2% de sa taille originale (**Fig. 1**). Pour créer de telles représentations
33 compactes, les réseaux profonds ajustent généralement plusieurs centaines de milliers de

1 synapses artificielles pour atteindre leur objectif d'apprentissage, un processus de formation
2 dominé par l'essai et l'erreur dans la phase de conception et de nombreuses heures, voire des
3 jours de formation réelle. Un nombre croissant d'articles fait état d'une grande précision pour
4 la reconnaissance d'images histologiques numériques à l'aide de réseaux profonds [13-17].

6 **Applications de l'IA en pathologie cancéreuse pulmonaire**

7 Pour aider les pathologistes, l'analyse automatique d'images des cancers du poumon a
8 récemment été évaluée pour l'optimisation de la classification histologique ou cytologique, la
9 prédiction du pronostic ou du profil génomique des patients [15, 18, 19].

10 Yu *et coll.* ont combiné des techniques conventionnelles de seuillage et de traitement d'images
11 avec des méthodes computationnelles d'apprentissage (« *machine learning* ») atteignant une
12 aire sous la courbe (AUC) $\sim 0,85$ pour distinguer le tissu normal du tissu néoplasique, et $\sim 0,75$
13 dans la distinction entre les carcinomes épidermoïdes et les adénocarcinomes pulmonaires
14 [19]. Les auteurs ont également démontré que les caractéristiques morphologiques
15 quantitatives extraites des lames histologiques peuvent prédire la survie des patients atteints
16 de CNPC [19]. Plus récemment, l'apprentissage approfondi (« *deep learning* ») a été évalué
17 pour la classification de tumeurs du sein, de la vessie et du poumon, atteignant une AUC de
18 0,83 pour la classification des sous-types histologiques de tumeurs pulmonaires sur des lames
19 virtuelles disponibles dans l'Atlas du Génome du Cancer (*The Cancer Genome Atlas, TCGA*)
20 [13]. De manière intéressante, la précision de prédiction des sous-types histologiques de
21 CNPC atteint $\sim 0,94$ grâce à l'analyse du niveau d'ADN plasmatique [20], alors que l'ajout de
22 marqueurs immunochimiques permet d'obtenir une AUC de $\sim 0,941$ [21]. Plus récemment,
23 Coudray *et coll.* ont démontré que l'analyse CNN à partir de lames virtuelles intégrées dans
24 TCGA serait capable de classer presque sans ambiguïté les tissus normaux par rapport aux
25 tissus tumoraux (AUC $\sim 0,99$) et pourrait distinguer les sous-types de CNPC avec une grande
26 précision (AUC $\sim 0,97$), atteignant une sensibilité et une spécificité comparable à celle d'un
27 pathologiste [15]. Environ la moitié des cas classés par erreur par l'algorithme n'ont pas été
28 correctement classés par les pathologistes, mettant en évidence la difficulté intrinsèque de
29 distinguer un carcinome épidermoïde d'un adénocarcinome pulmonaire dans certains cas. De
30 manière intéressante, 83% de cas mal classés par au moins un des pathologistes a été
31 correctement assigné par l'algorithme, ce qui suggère que ce modèle pourrait accompagner les
32 pathologistes dans leur diagnostic [15]. Cependant, les images virtuelles utilisées dans cette
33 étude pour entraîner l'algorithme ne sont pas représentatives de la diversité et de

1 l'hétérogénéité des tissus (e par exemple les foyers de nécrose, la présence des vaisseaux
2 sanguins et/ou d'une inflammation) que les pathologistes analysent habituellement. Enfin,
3 cette étude met les bases de la prédiction du statut mutationnel des gènes *EGFR*, *STK11*,
4 *FAT1*, *SETBP1*, *KRAS* et *TP53* à partir l'analyse CNN d'images virtuelles, avec notamment
5 une grande précision pour la prédiction de la présence des mutations de *STK11* (AUC ~0,85)
6 [15]. Néanmoins, l'algorithme doit être encore amélioré pour la prédiction du statut
7 mutationnel de l'*EGFR* (AUC ~0,75) [15].

8 Un algorithme CNN a été récemment évalué comme outil d'aide diagnostique pour la
9 classification des sous-types de CNPC à partir d'images virtuelles de cytologie, démontrant
10 une précision diagnostique qui cependant nécessite d'être optimisée (AUC ~0,70) [22].

11

12 **Limites actuelles de l'IA**

13 L'IA est un domaine en pleine croissance, en train de devenir un outil de pointe pour la vision
14 par ordinateur et la reconnaissance automatisée d'images. Il fait constamment preuve d'une
15 grande puissance dans le domaine de l'informatique d'imagerie médicale en produisant des
16 tâches de détection, de segmentation ou de reconnaissance d'une grande précision [5]. Malgré
17 le succès rencontré dans la littérature, il subsiste à ce jour plusieurs défis importants ou enjeux
18 à relever afin de réussir le transfert réel en routine clinique.

19

20 *Limites technologiques*

21 La façon dont les algorithmes obtiennent d'excellentes performances n'est pas complètement
22 et théoriquement comprise [23]. La grande quantité de données d'images microscopiques
23 nécessite un taux élevé de traitement informatique, nécessitant ainsi une accélération des
24 calculs en CNN, mais aussi une grande capacité de stockage d'images à haute définition. Les
25 CNN n'ont pas encore actuellement saisi complètement les aspects visuels fournis par les
26 images, et cela affecterait la capacité d'interprétation des données d'imagerie qui fournissent
27 une très grande richesse pour la caractérisation d'une pathologie [5].

28 Un autre défi dans l'analyse d'images microscopiques est celui lié aux artefacts d'images et
29 des effets de lots. L'acquisition d'images microscopiques est très différente de celle utilisée
30 dans l'imagerie médicale, où l'anatomie est à peu près dans la même position à une échelle
31 identique. En histologie, les images microscopiques sont acquises après une série d'étapes de
32 traitement, comme le prélèvement, la fixation, l'inclusion en paraffine, la coupe et la
33 coloration [24]. Des erreurs à tous ces niveaux peuvent entraîner des artefacts sur l'image

1 finale tels que des plis, des ombres, des zones floues et une variation de coloration [25]. Ces
2 résultats indésirables affectent considérablement la qualité de l'image et remettent en question
3 son calcul automatique, y compris l'apprentissage en profondeur. Bien qu'il existe quelques
4 études sur la correction d'artefacts d'images microscopiques, la littérature sur ce sujet est
5 rare[24, 25]. Les effets d'échelle par lots sont plus difficiles à détecter et à traiter, car l'échelle
6 de l'objet peut naturellement changer en raison de la progression de la maladie, ce qui ne
7 facilite pas la distinction avec celle des procédures d'imagerie très disparates. Ces effets de lot
8 peuvent générer un biais dans l'évaluation de la performance des modèles prédictifs [5]. Par
9 conséquent, les algorithmes développés pour le calcul d'images histologiques doivent être
10 robustes par rapport à ces variations au sein d'un même centre mais aussi entre les différents
11 centres.

12 L'IA progresse à un tel rythme qu'elle dépasse de loin ce qu'un seul fournisseur de technologie
13 ne pourrait jamais espérer couvrir. Les fournisseurs de technologies d'imagerie doivent fournir
14 une interface ouverte pour offrir aux pathologistes la possibilité d'appliquer leurs innovations.
15 Les pathologistes ont l'habitude de travailler avec une seule interface utilisateur harmonisée,
16 qui intègre toutes les informations diagnostiques à portée de main. Si elle devait être utilisée
17 et acceptée par la communauté hospitalière, l'IA doit être mise à la disposition des utilisateurs
18 dans les systèmes déjà utilisés, tels que leur système d'archivage et de transmission d'images,
19 afin qu'ils puissent accéder aisément et rapidement à la fonctionnalité d'IA pour l'imagerie.

20

21 *Responsabilité(s) en e-Pathologie*

22 L'avènement de l'IA en pathologie marque de nouveaux espoirs mais aussi de nouvelles
23 contraintes pour les anatomo-pathologistes. D'un côté, nous pouvons nous attendre à profiter
24 de divers progrès avec par exemple comme conséquence, une diminution de l'erreur
25 diagnostique et implicitement l'augmentation du taux de reproductibilité inter-pathologistes,
26 et donc une diminution *à priori* des sources de responsabilité. Mais d'un autre côté, il existe
27 une contrepartie aux progrès attendus dans ce domaine. En effet si le résultat attendu n'est pas
28 atteint par la technologie, il se peut qu'il y ait une augmentation du nombre de recours en
29 responsabilité [26]. Nous sommes naturellement plus sévères vis-à-vis du résultat obtenu à
30 l'aide d'une machine que de celui obtenu par l'homme à qui l'on confère « un droit à
31 l'erreur » [27]. L'introduction croissante de cette technologie nécessite d'appréhender les
32 risques de défaillance et donc une problématique de responsabilité : en cas d'incident, qui est
33 responsable [26, 27] ?

1

2 *Enseigner l'IA aux futures générations de pathologistes*

3 A court terme, il est envisageable de réutiliser des réseaux CNN pré-entraînés sur d'autres
4 problématiques [15], par des techniques de « *transfer learning* ». Des bibliothèques d'images
5 « open-source » permettent de coder cela en quelques lignes. A l'avenir, afin de déjouer les
6 embûches théoriques et pratiques, des bases simples de codage devront être enseignés aux
7 jeunes pathologistes, pouvant ouvrir la voie aux « pathologistes computationnels ».

8

9 **Perspectives**

10 La grande majorité d'articles scientifiques traitant de l'IA en pathologie cancéreuse
11 pulmonaire utilise des traits profonds à des fins de classification (par exemple, si une image
12 représente ou non une tumeur maligne). Les solutions de recherche d'images basées sur le
13 CBIR médical s'abstiennent de cette approche. Le CBIR médical est fondamentalement centré
14 sur le pathologiste, contrairement à l'IA fondée sur la classification, qui vise essentiellement à
15 prendre des décisions au nom du pathologiste. Il est compréhensible que les pathologistes
16 soient initialement opposés à cette dernière solution, mais la première fait un usage précieux
17 des solutions d'IA. Au lieu de laisser les CNN et autres ANN profondes utiliser les
18 représentations d'images extraites (caractéristiques profondes) comme base pour une
19 classification binaire ("oui/non") du cancer, nous pouvons les utiliser pour indexer et
20 récupérer des images de lames virtuelles entières, ce qui engendre plusieurs avantages.
21 Premièrement, les capacités de reconnaissance d'images des réseaux profonds ont montré
22 empiriquement que l'écart sémantique entre les perceptions informatiques et humaines peut
23 être comblé [11]. Deuxièmement, l'IA offre une multitude de techniques polyvalentes de
24 reconnaissance, d'indexation et de recherche. Enfin les progrès des logiciels et du matériel ont
25 permis d'effectuer des millions de comparaisons d'images en une fraction de seconde [5]. Le
26 fait que nous vivons actuellement une transition de la microscopie à la pathologie digitale
27 n'est qu'une coïncidence étonnante qui profite à l'adoption de la vision par ordinateur en
28 pathologie. L'un des domaines qui profitera le plus du transfert de l'IA en clinique est
29 certainement l'immuno-oncologie. Ainsi, l'évaluation computationnelle de l'expression de
30 PD-L1 pourrait aider le pathologiste à surmonter les obstacles liés à un marquage hétérogène
31 pouvant conduire une mauvaise stratification pour le traitement, en fournissant une mesure
32 normalisée à la résolution d'une seule cellule sur coupe tissulaire entière [28]. L'IA pourrait
33 améliorer l'évaluation de l'infiltrat immunitaire intra-tumoral (« Cancer Immunogram ») pour

1 permettre une meilleure stratification des patients inclus dans des essais cliniques en immuno-
2 oncologie [29]. Pour permettre une stratification plus précise des patients devant bénéficier de
3 l'immunothérapie, l'analyse histologique devrait viser une caractérisation simultanée des voies
4 immunitaires et tumorales dans un seul échantillon tissulaire [30-32]. L'immunoprofilage
5 multiplexé est essentiel pour générer des données complètes sur des biomarqueurs potentiels
6 afin d'assurer une corrélation plus précise avec les paramètres cliniques [28]. Dans ce
7 contexte, l'IA en pathologie digitale est un outil efficace pour extraire des informations
8 complètes sur les niveaux d'expression des biomarqueurs, leur co-localisation et leur
9 représentation spatiale.

10 Lorsque l'on s'intéresse aux chiffres clés de l'anatomie pathologique, de l'effectif national en
11 passant par la démographie par région ou encore l'âge moyen par sexe, l'intégration de l'IA
12 pourrait permettre l'amélioration de la capacité du système national de santé à orchestrer son
13 flux de travail et à permettre un triage plus automatique des images histologiques et
14 cytologiques, avec une automatisation des lectures répétitives, afin que les cas difficiles et
15 urgents puissent être traités en priorité.

16 L'idée que 100% de l'histologie soit analysée et rapportée par des machines d'IA, plutôt que
17 par une personne, est très éloignée de la réalité et pourra certainement ne jamais se produire,
18 mais cela ne veut pas dire qu'il n'y a pas certains bénéfices à en tirer très rapidement. Avec un
19 besoin urgent de répondre à des volumes de travail croissants et le fait qu'il y ait tout
20 simplement de moins en moins de professionnels pour faire face à une demande croissante,
21 l'IA offre la possibilité d'éviter des retards coûteux dans les diagnostics qui pourraient nuire
22 considérablement à la prise en charge des patients.

23 En dépit des opportunités évidentes, il existe encore de nombreux obstacles à surmonter si
24 nous voulons amener les systèmes CBIR dans les laboratoires de pathologie - en particulier la
25 nécessité d'une validation approfondie et complète de la recherche d'images à différentes fins
26 en pathologie. Contrairement à la classification des images, qui peut être validée en
27 laboratoire d'ingénierie, la recherche d'images ne peut pas être validée sans la présence et
28 l'implication très active des pathologistes. Il y a une lueur d'espoir car la technologie met
29 l'accent sur les pathologistes, plutôt que de chercher à les remplacer. Les systèmes CBIR
30 existent pour aider les pathologistes - et ils ne peuvent être conçus et validés sans notre
31 participation directe. De plus, une fois utilisés, ils ne peuvent pas continuer à « apprendre »
32 sans que les pathologistes soient au cœur de ce processus. L'IA ne remplacera pas les

1 pathologistes ; pourtant, les pathologistes qui utilisent l'IA pourraient remplacer ceux qui ne
2 l'utilisent pas.

3 La conception, la validation et l'approbation réglementaire des solutions de recherche
4 d'images ne se feront certainement pas du jour au lendemain. En attendant, nous pouvons
5 identifier des cas d'utilisation pratique pour la recherche d'images qui démontrent comment
6 elle peut nous propulser vers l'établissement d'un consensus informatique. Avec le succès
7 récent de l'IA dans une multitude d'applications de vision par ordinateur et la croissance
8 rapide de la pathologie digitale, nous nous rapprochons de plus en plus de l'horizon des
9 partenariats pathologistes-ordinateurs.

10 En conclusion, l'utilisation de l'IA progresse de plus en plus dans le domaine de la recherche
11 translationnelle en pathologie cancéreuse pulmonaire, mais n'a pas encore été mise en œuvre
12 de la manière la plus pratique pour le transfert en routine clinique. Une application utile de
13 l'IA qui pourrait être rapidement déployée consiste en la recherche et la récupération d'images,
14 une tâche que les ordinateurs peuvent effectuer beaucoup plus rapidement que les
15 pathologistes. De nouvelles approches utilisant des réseaux neuronaux artificiels peuvent
16 aider à surmonter les défis de la reconnaissance d'images par ordinateur. L'extraction d'images
17 basée sur le contenu peut s'appuyer sur l'IA, tout en restant centrée sur le pathologiste, car ne
18 pouvant fonctionner sans la contribution d'une participation humaine.

19

1 **Références**

- 2 1. Travis WD, Brambilla E, Nicholson AG, et al. The 2015 World Health Organization
3 Classification of Lung Tumors: Impact of Genetic, Clinical and Radiologic Advances Since
4 the 2004 Classification. *J Thorac Oncol.* 2015;10:1243-60.
- 5 2. Ribas A, Wolchok JD. Cancer immunotherapy using checkpoint blockade. *Science.*
6 2018;359:1350-5.
- 7 3. Zachara-Szczakowski S, Verdun T, Churg A. Accuracy of classifying poorly
8 differentiated non-small cell lung carcinoma biopsies with commonly used lung carcinoma
9 markers. *Hum Pathol.* 2015;46:776-82.
- 10 4. Mobadersany P, Yousefi S, Amgad M, et al. Predicting cancer outcomes from
11 histology and genomics using convolutional networks. *Proc Natl Acad Sci U S A.*
12 2018;115:E2970-E9.
- 13 5. Fuyong X, Yuanpu X, Hai S, et al. Deep Learning in Microscopy Image Analysis: A
14 Survey. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst.* 2018;29:4550-68.
- 15 6. Jia K, Xue X, Lee JH, et al. Visual perceptual learning modulates decision network in
16 the human brain: The evidence from psychophysics, modeling, and functional magnetic
17 resonance imaging. *J Vis.* 2018;18:9.
- 18 7. Sirinukunwattana K, Ahmed Raza SE, Yee-Wah T, et al. Locality Sensitive Deep
19 Learning for Detection and Classification of Nuclei in Routine Colon Cancer Histology
20 Images. *IEEE Trans Med Imaging.* 2016;35:1196-206.
- 21 8. Farahani N, Pantanowitz L. Overview of Telepathology. *Clin Lab Med.* 2016;36:101-
22 12.
- 23 9. Galateau Salle F, Le Stang N, Nicholson AG, et al. New Insights on Diagnostic
24 Reproducibility of Biphasic Mesotheliomas: A Multi-Institutional Evaluation by the
25 International Mesothelioma Panel From the MESOPATH Reference Center. *J Thorac Oncol.*
26 2018;13:1189-203.
- 27 10. Sparks R, Madabhushi A. Out-of-Sample Extrapolation utilizing Semi-Supervised
28 Manifold Learning (OSE-SSL): Content Based Image Retrieval for Histopathology Images.
29 *Sci Rep.* 2016;6:27306.
- 30 11. Traore L, Kergosien Y, Racoceanu D. Bridging the Semantic Gap Between Diagnostic
31 Histopathology and Image Analysis. *Stud Health Technol Inform.* 2017;235:436-40.
- 32 12. Liu Y, Kohlberger T, Norouzi M, et al. Artificial Intelligence-Based Breast Cancer
33 Nodal Metastasis Detection. *Arch Pathol Lab Med.* 2018.

- 1 13. Khosravi P, Kazemi E, Imielinski M, et al. Deep Convolutional Neural Networks
2 Enable Discrimination of Heterogeneous Digital Pathology Images. *EBioMedicine*.
3 2018;27:317-28.
- 4 14. Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, et al. Diagnostic Assessment of
5 Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases in Women With Breast
6 Cancer. *JAMA*. 2017;318:2199-210.
- 7 15. Coudray N, Ocampo PS, Sakellaropoulos T, et al. Classification and mutation
8 prediction from non-small cell lung cancer histopathology images using deep learning. *Nat*
9 *Med*. 2018;24:1559-67.
- 10 16. Mezheyeuski A, Bergsland CH, Backman M, et al. Multispectral imaging for
11 quantitative and compartment-specific immune infiltrates reveals distinct immune profiles
12 that classify lung cancer patients. *J Pathol*. 2018;244:421-31.
- 13 17. Qiu JX, Yoon HJ, Fearn PA, et al. Deep Learning for Automated Extraction of
14 Primary Sites From Cancer Pathology Reports. *IEEE J Biomed Health Inform*. 2018;22:244-
15 51.
- 16 18. Luo X, Zang X, Yang L, et al. Comprehensive Computational Pathological Image
17 Analysis Predicts Lung Cancer Prognosis. *J Thorac Oncol*. 2017;12:501-9.
- 18 19. Yu KH, Zhang C, Berry GJ, et al. Predicting non-small cell lung cancer prognosis by
19 fully automated microscopic pathology image features. *Nat Commun*. 2016;7:12474.
- 20 20. Sozzi G, Conte D, Leon M, et al. Quantification of free circulating DNA as a
21 diagnostic marker in lung cancer. *J Clin Oncol*. 2003;21:3902-8.
- 22 21. Terry J, Leung S, Laskin J, et al. Optimal immunohistochemical markers for
23 distinguishing lung adenocarcinomas from squamous cell carcinomas in small tumor samples.
24 *Am J Surg Pathol*. 2010;34:1805-11.
- 25 22. Teramoto A, Tsukamoto T, Kiriya Y, et al. Automated Classification of Lung
26 Cancer Types from Cytological Images Using Deep Convolutional Neural Networks. *Biomed*
27 *Res Int*. 2017;2017:4067832.
- 28 23. Nitta T. Resolution of Singularities Introduced by Hierarchical Structure in Deep
29 Neural Networks. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*. 2017;28:2282-93.
- 30 24. Farris AB, Cohen C, Rogers TE, et al. Whole Slide Imaging for Analytical Anatomic
31 Pathology and Telepathology: Practical Applications Today, Promises, and Perils. *Arch*
32 *Pathol Lab Med*. 2017;141:542-50.

- 1 25. Kothari S, Phan JH, Stokes TH, et al. Pathology imaging informatics for quantitative
2 analysis of whole-slide images. *J Am Med Inform Assoc.* 2013;20:1099-108.
- 3 26. Winfield AFT, Jirotko M. Ethical governance is essential to building trust in robotics
4 and artificial intelligence systems. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci.* 2018;376.
- 5 27. Courtland R. Bias detectives: the researchers striving to make algorithms fair. *Nature.*
6 2018;558:357-60.
- 7 28. Koelzer VH, Sirinukunwattana K, Rittscher J, et al. Precision immunoprofiling by
8 image analysis and artificial intelligence. *Virchows Arch.* 2018.
- 9 29. Blank CU, Haanen JB, Ribas A, et al. CANCER IMMUNOLOGY. The "cancer
10 immunogram". *Science.* 2016;352:658-60.
- 11 30. Gerdes MJ, Sevinsky CJ, Sood A, et al. Highly multiplexed single-cell analysis of
12 formalin-fixed, paraffin-embedded cancer tissue. *Proc Natl Acad Sci U S A.* 2013;110:11982-
13 7.
- 14 31. Ilie M, Beaulande M, Ben Hadj S, et al. Chromogenic Multiplex
15 Immunohistochemistry Reveals Modulation of the Immune Microenvironment Associated
16 with Survival in Elderly Patients with Lung Adenocarcinoma. *Cancers (Basel).* 2018;10.
- 17 32. Ilie M, Beaulande M, Hamila M, et al. Automated chromogenic multiplexed
18 immunohistochemistry assay for diagnosis and predictive biomarker testing in non-small cell
19 lung cancer. *Lung Cancer.* 2018;124:90-4.

20

1 **Déclaration d'intérêts**

2 Les auteurs déclarent ne pas avoir de conflits d'intérêts en relation avec cet article.

3

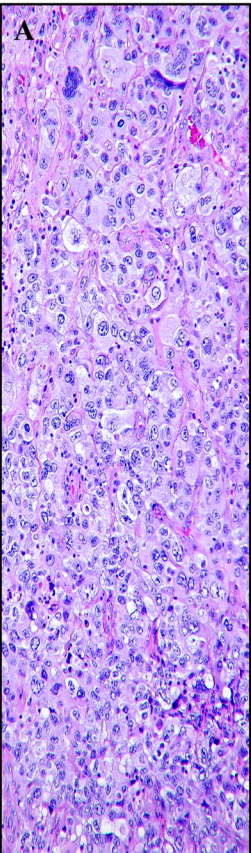
4

5

6

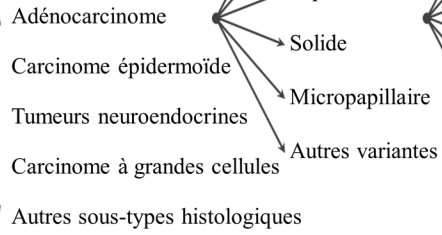
7

8 **Figure 1. Algorithme diagnostique schématisé en pathologie cancéreuse broncho-**
9 **pulmonaire.** A) L'image numérique d'une lame HES montrant les caractéristiques
10 histologiques d'un adénocarcinome pulmonaire peu différencié. B) Les algorithmes de
11 classification basés sur l'analyse histologique et moléculaire des pathologistes utilisent des
12 approches simples et hautement reproductibles basées sur des arbres de décision. C) Les
13 approches fondées sur un algorithme IA/CNN peuvent permettre l'extraction et l'association
14 de caractéristiques multiparamétriques qui facilitent même l'intégration de groupes subtils
15 mais reproductibles de caractéristiques à des systèmes de classification. Les CNN peuvent
16 donc tolérer l'extraction fiable d'un plus grand nombre de caractéristiques non prises en
17 compte par l'œil humain qui peuvent être corrélées à des entités, des résultats et des
18 altérations moléculaires spécifiques.

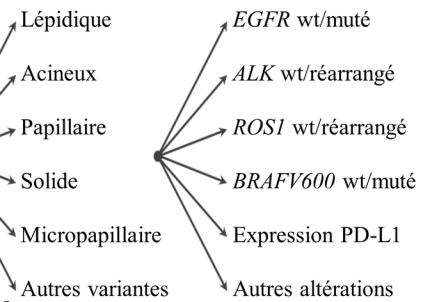


B
Classification
histologique
Pathologiste

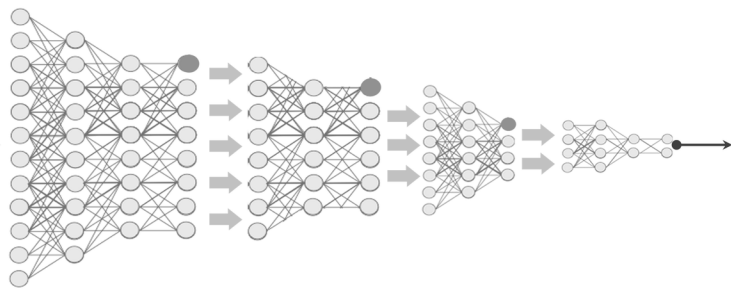
Carcinome
pulmonaire non à
petites cellules



Classification
moléculaire et
immunologique
*Pathologiste
moléculaire*



C
Classification histologique
IA/CNN



Adénocarcinome
acineux *EGFR* muté