



HAL
open science

Tensions et convergences dans la conception de nouveaux outils d'intelligence artificielle pour l'oncologie : le cas de la radiomique

Giulia Anichini, Léo Mignot

► **To cite this version:**

Giulia Anichini, Léo Mignot. Tensions et convergences dans la conception de nouveaux outils d'intelligence artificielle pour l'oncologie : le cas de la radiomique. *Anthropologie et Santé*, 2024, Santé numérique. Transformations sociotechniques du soin et des pratiques de santé dans un monde connecté, 28, 10.4000/w4t3 . hal-04606846

HAL Id: hal-04606846

<https://hal.science/hal-04606846>

Submitted on 10 Jun 2024

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 - NoDerivatives 4.0 International License



Anthropologie & Santé

Revue internationale francophone d'anthropologie de la santé

28 | 2024
Santé numérique

Tensions et convergences dans la conception de nouveaux outils d'intelligence artificielle pour l'oncologie : le cas de la radiomique

A.I. oncology tools reveal converging interests but also tensions: the case of radiomics

Giulia Anichini et Léo Mignot



Édition électronique

URL : <https://journals.openedition.org/anthropologiesante/13215>

DOI : 10.4000/w4t3

ISSN : 2111-5028

Éditeur

Association Amades

Ce document vous est fourni par INIST - Centre national de la recherche scientifique (CNRS)



Référence électronique

Giulia Anichini et Léo Mignot, « Tensions et convergences dans la conception de nouveaux outils d'intelligence artificielle pour l'oncologie : le cas de la radiomique », *Anthropologie & Santé* [En ligne], 28 | 2024, mis en ligne le 29 mars 2024, consulté le 10 juin 2024. URL : <http://journals.openedition.org/anthropologiesante/13215> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/w4t3>

Ce document a été généré automatiquement le 6 juin 2024.



Le texte seul est utilisable sous licence CC BY-NC-ND 4.0. Les autres éléments (illustrations, fichiers annexes importés) sont « Tous droits réservés », sauf mention contraire.

Tensions et convergences dans la conception de nouveaux outils d'intelligence artificielle pour l'oncologie : le cas de la radiomique

A.I. oncology tools reveal converging interests but also tensions: the case of radiomics

Giulia Anichini et Léo Mignot

NOTE DE L'AUTEUR

Cette recherche a bénéficié des financements de l'Institut Carnot Télécom & Société numérique et de l'Institut national du cancer (INCa_15144).

- 1 Le secteur de la santé n'échappe pas à la multiplication des promesses du numérique et les applications dans le domaine font l'objet d'une forte médiatisation et d'un soutien massif de la puissance publique¹. Alors que l'on voit se multiplier les programmes d'investissement, feuilles de route et appels à projets, le numérique en santé est devenu un enjeu gouvernemental majeur : mise en place de la Stratégie d'accélération « santé numérique » et du Grand défi « Amélioration des diagnostics médicaux par l'intelligence artificielle »², développement du Ségur du numérique en santé³ sous l'égide de l'Agence du numérique en santé, financement de start-up du secteur par Bpifrance, etc.
- 2 De fait, les attentes et espoirs sont nombreux. À l'échelle organisationnelle, sont tout à la fois mises en avant les transformations du système de soin (He *et al.*, 2019), de la prise en charge du patient (dossier médical personnalisé, applications de suivi) ou la question des données personnelles (Bernelin, 2019). Mais les innovations rendues possibles par les progrès du numérique transforment aussi le soin lui-même. C'est par exemple le cas

dans le domaine du pronostic, où l'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle (IA) ambitionne de mieux caractériser et prédire l'évolution des maladies et la réponse au traitement. Jusqu'alors, la recherche de biomarqueurs⁴ capables d'orienter la prévention de certaines pathologies et s'inscrivant dans les objectifs d'une « médecine personnalisée » a principalement opéré dans le domaine de la génomique et des techniques de séquençage à haut débit (Guchet, 2016 ; Hedgecoe, 2004), faisant l'objet de nombreuses analyses sociologiques (Bourgain & Beaudevin, 2020 ; Peerbaye, 2017 ; Turrini *et al.*, 2020). Toutefois, avec la numérisation accrue des données de santé et les progrès du calcul informatique, de nouvelles approches computationnelles basées sur des outils d'IA commencent à être mises au point dans le but d'armer les cliniciens d'outils pronostics complémentaires, voire plus puissants.

- 3 C'est le cas de la radiomique, un domaine de recherche qui vise à extraire des informations issues des images médicales, en s'appuyant notamment sur des algorithmes de *machine learning*, pour quantifier le phénotype tumoral (Lambin *et al.*, 2012) et dans l'espoir de découvrir de nouveaux « biomarqueurs⁵ » pour l'oncologie. Conçues pour la prédiction de la récurrence et la survie ou la réponse au traitement, ces technologies peuvent être impliquées dans le changement des catégories médicales et sont porteuses de forts enjeux de recompositions professionnelles. Ainsi, si le développement de la radiomique n'a pas manqué de susciter un engouement scientifique et industriel, il convient néanmoins d'interroger les conditions de développement de ces outils et leur implémentation dans le système de soin.
- 4 La radiomique s'inscrit aujourd'hui encore dans le cadre de la recherche expérimentale et relève du registre de la promesse médicale (Borup *et al.*, 2006 ; Hauray & Dalgalarondo, 2019) ; son utilité clinique demeure questionnée par les professionnels de santé et sujette à controverse. Si elles sont à ce jour absentes des pratiques routinières, ces méthodes font néanmoins l'objet de collaborations où s'expriment des alliances fragiles entre centres hospitaliers et laboratoires de recherche. Le stade embryonnaire de ces technologies en font un objet de choix pour comprendre les frictions entre collectifs et les freins affectant la transition de ces innovations vers la clinique.
- 5 Avec cet article, nous proposons d'identifier les tensions et les convergences qui traversent la collaboration entre les cliniciens et les chercheurs spécialistes en traitement de données autour du développement de modèles prédictifs en radiomique. Nécessitant la collaboration d'acteurs issus d'univers différents (médecine, recherche, industrie), leur conception voit en effet s'affronter des cultures professionnelles et des façons de faire la science différenciées. Nous défendons l'idée que les formes d'objectivité véhiculées par ces outils sont au cœur de tensions épistémiques (Dodier & Barbot, 2000) qui se cristallisent notamment autour des critères de validation des technologies et de leur « validité clinique » (Hedgecoe, 2008 ; Kohli-Laven *et al.*, 2011). Ces tensions donnent lieu à un travail normatif (Dodier & Barbot, 2016) et disciplinaire attestant du rôle des professionnels de santé dans la retraduction des usages possibles en pratique clinique. Ces enjeux sont particulièrement saillants concernant les divergences entre les normes mobilisées par les divers concepteurs d'outils – cliniciens et experts dans le traitement de données. En témoignent les débats concernant la pertinence des métriques d'évaluation⁶ des algorithmes et leur remise en cause par les médecins en regard de leur utilité clinique réelle (encore aujourd'hui défailante). Ainsi, le cas de la radiomique permet de montrer comment les promesses

sociotechniques de l'IA doivent se mesurer aux contextes d'utilisation et à leurs contraintes.

- 6 Cet article repose sur une enquête qualitative menée auprès d'acteurs impliqués dans la conception d'outils de radiomique. Celle-ci a prioritairement ciblé les collaborations nouées entre les membres d'un laboratoire de traitement de l'information médicale et les oncologues radiothérapeutes d'un centre hospitalier régional et universitaire (CHRU) partageant des intérêts communs dans le développement de méthodes numériques susceptibles d'améliorer le pronostic et le soin des patients. Ces acteurs sont plus spécifiquement concernés par la conception de modèles prédictifs en oncologie et sont impliqués depuis plusieurs années dans des projets de recherche communs. D'une grande variété, ces derniers portent par exemple sur la classification des cancers de la prostate, l'identification de facteurs prédictifs de réponse au traitement pour les cancers de l'œsophage ou la prédiction des risques de récurrence des cancers du col de l'utérus. Dans le terrain étudié, les radiothérapeutes sont parmi les principaux bénéficiaires de ces outils, à la fois en raison de la quantité de données hétérogènes qu'ils produisent et manipulent dans le cadre de la prise en charge de leurs patients et du fait des attentes en termes de prédiction de la réponse au traitement auxquelles ces techniques pourraient répondre.
- 7 L'analyse de ce cas d'étude a été enrichie par la réalisation d'interviews auprès d'autres équipes françaises et de professionnels engagés dans le développement de la radiomique pour rendre compte du contexte de réception plus large de ces technologies⁷. Au total, 29 entretiens ont été réalisés de janvier 2021 à mars 2022 auprès d'oncologues radiothérapeutes (11), de radiologues (3), de chercheurs en traitement de l'information médicale (9), d'industriels (2) et d'acteurs institutionnels (4). Nous avons cherché à observer une diversité de statuts en nous entretenant avec des doctorants et postdoctorants, des jeunes médecins comme des cliniciens expérimentés, des maîtres de conférences ou chargés et directeurs de recherche. La recherche s'est aussi appuyée sur une analyse documentaire et l'exploration scientométrique des publications afin d'obtenir des données de cadrage et d'identifier les acteurs et dynamiques scientifiques. Le corpus de lectures (n = 50) a été construit sur la base des publications des acteurs des projets investigués, leurs recommandations bibliographiques et les principales références citées dans le champ⁸.
- 8 Dans un premier temps, nous dresserons un état des lieux de la radiomique, en décrivant l'essor des usages algorithmiques en santé et les promesses d'application en oncologie, mais aussi en soulignant les redéfinitions dont elle est porteuse. Nous montrerons notamment que les formes d'objectivité véhiculées par ces outils sont au cœur de tensions épistémiques engageant des communautés d'acteurs issus d'horizons distincts. Nous nous intéresserons alors, dans un second temps, aux modalités effectives de collaboration entre les équipes contribuant à la conception de ces outils. Nous rendrons ainsi visibles les reconfigurations sous-tendues par cette transformation de la production du savoir médical. Outre la mise en avant des intérêts communs (accès aux données, maîtrise des logiciels, publications) autour desquels la coopération se consolide, nous soulignerons les divergences se cristallisant autour de la question des critères de validation de ces outils. Il sera alors possible de saisir les résistances, les alliances et les négociations relatives aux nouvelles activités de quantification impliquées dans la production du soin et du savoir médical.

L'essor de la radiomique : entre promesses et tensions épistémiques

Radiomique et approches algorithmiques en santé

- 9 La radiomique consiste en l'analyse et le traitement informatique d'images médicales⁹ dans le but d'extraire un grand nombre de paramètres quantitatifs en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. L'extraction de ces données de haute dimension à l'aide d'approches algorithmiques – permettant de détecter des caractéristiques invisibles à l'œil nu – est notamment utilisée dans le domaine de la cancérologie dans l'espoir de mieux caractériser les tumeurs, de prédire la réponse aux traitements et d'améliorer les pronostics (Hatt *et al.*, 2017). Le développement de la radiomique est par conséquent étroitement lié à l'essor des applications de l'IA en santé – et plus particulièrement aux avancées récentes dans les secteurs du *machine learning* et du *deep learning*.
- 10 Elle a en effet pu bénéficier de conditions favorables pour l'expérimentation dans le domaine de l'imagerie résultant de la conjonction d'évolutions matérielles et logicielles et de la disponibilité accrue des données. Les augmentations des puissances de calcul et des performances informatiques ont rendu possible l'entraînement d'algorithmes de plus en plus complexes et les progrès réalisés entre les années 2000 et 2010 concernant les processeurs graphiques (GPU) ont permis la consécration des méthodes faisant appel aux réseaux de neurones artificiels (Sejnowski, 2018). Par ailleurs, dans le cas de la radiologie, la numérisation des images et leur conservation dans des systèmes d'archivage (*Pictures Archiving and Communicating System*, PACS) à l'aide de normes standardisées (Digital Imaging and Communication in Medicine, DICOM) ont pu faciliter le partage et la création de bases de données¹⁰ sur lesquelles entraîner ces algorithmes.
- 11 C'est dans ce contexte que va naître la radiomique, notamment grâce aux nouvelles possibilités d'analyse et de traitement des images. L'éclosion de ce champ de recherche s'appuie sur l'utilisation de méthodes élaborées dans le domaine de la *computer vision* ou « vision par ordinateur » et leur application aux images médicales. Si le terme même de radiomique voit le jour en 2012 dans la publication de Lambin *et al.* (2012), il fait en réalité suite à une collaboration née dès 2008 entre Philippe Lambin (responsable du service de médecine de précision de l'université de Maastricht), Hugo Aerts (alors l'un de ses postdoctorants) et Robert Gillies (membre du Moffitt Cancer Center de Floride réalisant alors un séjour dans le même laboratoire). Leur idée fondatrice se trouve résumée dans le titre de l'article de Gillies *et al.* (2016) : « Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data ». En postulant que les clichés d'imagerie sont plus que des images – de « simples » photos – et qu'elles sont en fait des données, ils invitent à l'adoption d'une approche quantitative visant à en extraire des caractéristiques et informations nouvelles.
- 12 Depuis sa création, la radiomique fait l'objet d'un intérêt grandissant, recueillant plus de 7 000 articles scientifiques, avec une croissance exponentielle à partir de 2015 (Ding *et al.*, 2021). Elle a en effet cristallisé l'intérêt de chercheurs issus d'horizons multiples, comme en atteste la diversité des revues accueillant les publications du domaine¹¹. Cette pluralité disciplinaire s'explique par la nécessité de voir collaborer des médecins (oncologues, radiothérapeutes, radiologues, etc.) – détenteurs de la maîtrise des techniques d'imagerie et du savoir clinique afférent à la maladie – et des spécialistes

des sciences des données et du traitement d'images, afin de procéder à l'extraction des données radiomiques reposant sur des méthodes de *machine learning*. Le succès rencontré par le secteur s'explique surtout par les promesses dont il est porteur, susceptibles si elles se concrétisaient de reconfigurer l'usage de l'imagerie en oncologie.

Les promesses de la radiomique

- 13 Postulant la supériorité de l'analyse quantitative des images, la radiomique souhaiterait en effet surpasser la capacité d'interprétation des professionnels humains, perçus comme faillibles. Quand les cliniciens doivent s'appuyer sur les informations visuelles (taille et forme de la tumeur, etc.), l'extraction des caractéristiques radiomiques a pour ambition d'analyser « plus en profondeur [le] phénotype tumoral » et de « développer des biomarqueurs d'imagerie apportant une aide à la décision médicale et permettant aussi de mieux comprendre la biologie du cancer » (Sun *et al.*, 2017 : 649). La démarche part de l'hypothèse que l'image contiendrait des informations renseignant sur la réalité biologique sous-jacente et permettrait de repérer l'expression du génotype et de ses mutations. L'enjeu est alors de découvrir des biomarqueurs d'imagerie corrélés, voire présentant une relation causale, avec ces éléments. Obtenir une information quantitative permettrait de diminuer la variance des interprétations, de gagner en temps de lecture des clichés par l'automatisation¹², voire de diminuer les coûts et durées des diagnostics en permettant à terme de se dispenser d'une biopsie et d'une analyse histologique ou d'une prise en charge potentiellement inutile. Si la radiomique n'intervient à ce jour en recherche qu'en complément des moyens traditionnels, certains envisagent qu'elle puisse se substituer à certaines analyses anatomo-pathologiques ou de biologie moléculaire.
- 14 Cette entreprise ne saurait toutefois être perçue comme une simple imposition extérieure. Il s'agit également d'une attente d'une partie de la profession médicale qui, face à la limite des moyens à sa disposition, ambitionne d'affiner voire de dépasser les catégories cliniques actuelles, qui classent les tumeurs en fonction de données histologiques à partir de l'évaluation des tissus biologiques ou de données moléculaires. Les radiothérapeutes, par exemple, mettent en avant la moindre capacité des techniques disponibles à saisir l'hétérogénéité des trajectoires individuelles. Un radiothérapeute travaillant sur la prédiction du risque de récurrence chez les patients atteints de cancer de la prostate décrit l'objectif d'amélioration des classifications existantes attribué aux outils issus de la radiomique :
- [...] les patients que j'ai inclus faisaient tous partie de la population dite à haut risque [...], mais pour autant tous ne vont pas récidiver. Donc le but était au sein même de cette population d'essayer de trouver d'autres biomarqueurs, en l'occurrence des biomarqueurs radiomiques. (Victor, oncologue radiothérapeute)
- 15 La radiomique aspire alors à s'émanciper d'une « simple » interprétation visuelle, à aller au-delà des « savoir-faire de l'œil » (Peerbaye, 2017) en adoptant une forme d'empirisme radical (Kitchin, 2014) postulant que la réponse serait dans les données¹³. Là où « l'investigation numérique des *patterns* [...] promet une vue de nulle part, non faussée par l'inévitable limitation cognitive de personnes individuelles ou de groupes de personnes » (Carusi, 2012 : 110, nous traduisons), la radiomique prolonge l'entreprise d'un *ethos* quantitatif censé dépasser les faiblesses de l'appréhension visuelle de l'image. La hiérarchisation implicite des preuves qui transparait ici – et qui accorde une supériorité de l'approche computationnelle sur l'appréhension qualitative

des images (Sardanelli & Di Leo, 2009) – témoigne des tensions à l'œuvre entre diverses formes d'objectivité. L'ambition technique que révèlent les discours des concepteurs valorise l'exploitation de *big data* et s'inscrit dans un régime de production des connaissances dirigées par les données. Elle véhicule aussi une vision du travail médical centrée sur une « expertise calculatoire » qui veut se substituer à l'autorité professionnelle (Cardon, 2015) et qui constitue un imaginaire partagé par de nombreux outils algorithmiques.

- 16 Conformés à l'idéal d'une « objectivité mécanique » (Daston & Galison, 2010), ces approches méthodologiques attestent d'un pas franchi vers la technicisation des savoirs médicaux, ces derniers devenant de plus en plus redevables de processus computationnels. Si l'essor d'une forme de solutionnisme technologique touche de nombreux secteurs d'activité (Burrell & Fourcade, 2021), son avènement est particulièrement prégnant dans le domaine de la santé. À ce titre, les technologies de prédiction en cancérologie s'inscrivent dans une dynamique plus générale de la biomédecine amorcée dans les années 1990 avec la génomique et qui poursuit le projet d'une connaissance scientifique de la santé (Olivier, 2021).
- 17 La prolifération de données « omiques » (génomique, protéomique, etc.) peut se lire comme l'expansion d'une perspective réductionniste en médecine dans laquelle l'identification des fluctuations génomiques et biologiques suffirait à déterminer causalement la survenue des maladies et à permettre l'établissement de traitements personnalisés (Greene & Loscalzo, 2017). La radiomique s'inscrit de fait dans ce mouvement porteur de tensions épistémiques dues à la mise en concurrence de formes d'objectivité et de production du savoir dont la cohabitation s'avère délicate. Différents travaux ont ainsi mis en lumière la manière dont la molécularisation de la biomédecine (Bourgain & Gaudillière, 2018) a causé de nouvelles incertitudes et conduit à un travail, souvent problématique, d'adéquation de la pratique clinique aux résultats issus de ces nouvelles méthodes (Bourgain & Beaudevin, 2020). Plus encore, les tensions entre formes d'objectivité et légitimité des critères de vérité se répercutent également sur la hiérarchisation des savoirs et des disciplines (Ackerman *et al.*, 2016).
- 18 S'il a été montré que l'avènement de la biomédecine s'est accompagné d'une nouvelle articulation entre savoirs scientifiques et médicaux et d'une reconfiguration des relations se nouant entre le laboratoire et la clinique (Keating & Cambrosio, 2003 ; Löwy, 1996), celles-ci sont ressaisies par l'irruption des méthodes computationnelles. L'évolution est majeure : la montée en puissance de l'IA interroge à nouveau frais la question de l'arrimage de la clinique dans les sciences du vivant en déplaçant la focale vers les sciences informatiques. Ce mouvement, qui acte l'émergence de nouveaux protagonistes issus de la science des données, ne va pas sans susciter une redéfinition des expertises affectant la légitimité des acteurs en présence et leur domaine de juridiction. Si elles ne sont pas exclusives à la radiomique¹⁴, ces évolutions conduisent à s'interroger sur les modalités effectives de collaboration entre des acteurs issus d'horizons distincts et les reconfigurations sous-tendues par cette transformation de la production du savoir médical.

Convergences et tensions dans la collaboration

- 19 Selon Angèle Christin (2020 : 906), « les algorithmes fonctionnent généralement comme des prismes qui peuvent révéler les priorités existantes au sein des groupes, des

organisations et des domaines, ainsi que leurs changements au fil du temps ». C'est le cas des modèles prédictifs en radiomique qui se situent, dans l'enquête réalisée, à l'interface entre des communautés de cliniciens – futures destinataires de ces technologies – et des chercheurs d'un laboratoire spécialisé en traitement de l'information médicale. Quelles sont les modalités et les ressorts des collaborations entre ces acteurs, en particulier entre les radiothérapeutes et les chercheurs ? Que nous disent-elles des reconfigurations à l'œuvre ?

Les ressorts de la collaboration : données, savoirs, publications

- 20 Dans le cas étudié, les regroupements locaux s'effectuent autour d'une instrumentation et d'intérêts communs (accès aux données, échanges autour des logiciels, possibilités de publication). Il est alors possible d'observer un échange réciproque de savoirs et d'objets s'opérant entre les équipes, ces circulations pouvant par exemple tenir aux enjeux de maîtrise technique et logicielle. Les membres du laboratoire aident ainsi les médecins à s'emparer des connaissances nécessaires à l'utilisation des logiciels de radiomique et viennent en aide à ceux qui souhaitent se former aux langages de programmation sous-jacents. Lorsque des écueils sont rencontrés dans la production des résultats, des solutions techniques peuvent être proposées par les chercheurs, tandis que les cliniciens peuvent pour leur part éclairer sur le sens clinique des observations et caractéristiques identifiées.
- 21 Si les outils et savoirs nécessaires à l'exploitation des données sont majoritairement dans les mains des chercheurs, la mise à disposition de ces dernières dépend largement des cliniciens. L'enjeu principal en amont, condition *sine qua non* de l'émergence d'une collaboration, réside donc dans la possibilité de constituer une base de données exploitables. Les « data » sont à ce titre la ressource qui noue la coopération entre médecins et chercheurs. Redevable d'un long travail de « décontextualisation » (Leonelli, 2016), la constitution d'une base de données locale passe par le personnel médical. Les données doivent être choisies, sélectionnées, expertisées et cela implique également un travail d'équipement (Vinck, 2009), c'est-à-dire l'attribution d'éléments qui accompagnent le déplacement (théorique et technique) des objets partagés (comme les métadonnées ou les données cliniques)¹⁵. En particulier, les bases de données locales, constituées *ad hoc* pour une étude, agissent, dans la coopération entre médecins et chercheurs, comme des objets-frontière (Star & Griesemer, 1989). Il s'agit d'espaces partagés, à l'interface entre des groupes sociaux différents mais qui, nous le verrons, peuvent faire l'objet d'usages hétérogènes liés à diverses traditions disciplinaires et professionnelles.
- 22 Des interdépendances mutuelles se nouent donc aux différents stades de la collaboration par la nécessité de recourir aux compétences propres à chaque corps de métier. Le rapprochement et les échanges ayant rendu plus poreux les espaces professionnels, on a d'ailleurs assisté à l'émergence de nouveaux profils relevant d'une forme d'hybridation de rôles (Ben-David & Collins, 1966). Il en va ainsi de certains médecins-chercheurs, oncologues radiothérapeutes ou radiologues spécialisés en IA qui ont acquis une expertise en programmation et trouvé en radiomique une opportunité scientifique. Le domaine étant fortement porteur, cette hybridation peut être lue comme une stratégie de distinction conférant un avantage compétitif dans l'acquisition du capital scientifique (Bourdieu, 1976) et suscite un travail aux frontières (Gieryn,

1983) contribuant à la redéfinition des expertises et domaines de juridiction (Abbott, 1988). Ainsi, si tous n'en maîtrisent pas l'usage avancé, les cliniciens impliqués dans les projets se sont vu obligés de se familiariser avec les principes du *machine learning* afin de rendre possible la collaboration avec les experts en science des données. Ces derniers ont pour leur part tâché de parfaire leur connaissance de la pathologie et d'orienter leurs questions de recherche selon leur pertinence médicale.

23 À ce titre, un autre enjeu majeur structurant la collaboration réside dans les débouchés attendus en termes de publication. Ainsi, l'implication des chercheurs du laboratoire et des médecins de l'unité de radiothérapie dans des études en radiomique entraîne l'acquisition d'un crédit scientifique individuel et collectif. Si l'intérêt est apparent pour les chercheurs dont la production scientifique constitue le cœur de métier, les publications permettent également aux médecins qui veulent entreprendre une carrière universitaire d'accéder à la reconnaissance du monde académique, tandis que le CHRU cumule des points SIGAPS¹⁶ lui assurant des financements.

24 Malgré la nécessité d'une acculturation avec de nouveaux procédés computationnels, s'investir dans une étude radiomique semble plus « rentable » pour certains cliniciens que de s'engager dans la mise en œuvre d'un traditionnel essai clinique. Plusieurs affirment qu'un projet en radiomique permettrait des retombées rapides et un travail plus modeste par rapport à d'autres protocoles. Au service de radiothérapie, on nous explique par exemple qu'un essai clinique était prévu pour évaluer des traitements d'immunothérapie, mais que, cela étant trop coûteux et chronophage, on a préféré s'investir dans d'autres approches :

Ça [l'essai en immunothérapie] demande beaucoup de travail parce qu'il faut écrire le projet, et il faut répondre aux appels à projet, etc. [alors que] ça [une étude en radiomique] c'est rapide et on a un bénéfice très rapide parce qu'on a une publication, on a une ligne sur PubMed, on a des points SIGAPS. (Marie, oncologue radiothérapeute)

25 Il faut ajouter que la radiomique s'avère être une approche valorisée en termes de prestige scientifique. Les médecins affirment par exemple que les travaux en radiomique réalisés dans le service sont plus facilement acceptés dans les revues que d'autres études cliniques précédemment développées. Dans les discours des médecins cohabitent alors un « opportunisme contextuel¹⁷ » – qui caractérise une utilisation stratégique d'un domaine scientifique s'inscrivant dans les tendances dominantes (comme la science de données ou l'IA en santé) – et une certaine adhésion à la rhétorique des promesses qui entoure ces méthodologies. Les deux attitudes tendent vers un même constat : la fiabilité des résultats est de plus en plus considérée à l'aune de l'automatisation et de la technicisation qui interviennent dans la production des connaissances.

26 Pour les chercheurs aussi, le sceau de la collaboration constitue une plus-value assurant un gage de qualité, l'enrôlement des praticiens étant supposé garantir l'orientation de la recherche vers des éléments utiles en pratique clinique. Les publications co-signées par les médecins du CHRU sont ainsi employées par les chercheurs pour rendre visible l'ancrage clinique de leurs études. Une publication co-écrite par médecins et chercheurs se fait garante de leur coopération et sa légitimité se voit renforcée. Un chercheur explique :

D'un point de vue utile, on espère que les résultats puissent déboucher sur quelque chose qui permettrait une prise en charge meilleure des patients, à long terme. Mais à plus court terme, il y a aussi la nécessité de pouvoir publier dans un journal

clinique où on ne passerait pas si ça n'avait aucun intérêt. (Marc, chercheur spécialiste en IA en oncologie)

- 27 L'utilité clinique constitue à ce titre l'un des enjeux majeurs des outils de prédiction en radiomique. Or son évaluation et sa validation sont loin de faire consensus.

Validation des technologies prédictives : entre validité analytique et utilité clinique

- 28 Les traditions professionnelles observées témoignent des divergences entre cliniciens et chercheurs relatives aux critères mobilisés dans l'évaluation des technologies prédictives. En oncologie, les technologies génomiques, auxquelles la radiomique est sans cesse comparée, se déploient dans un régime axé sur l'« actionnabilité », terme employé principalement pour désigner l'association de certaines entités (gènes, protéines) à une action médicale ciblée. Dans les discours des cliniciens, cette capacité des technologies génomiques à orienter la prise de décision médicale est souvent évoquée :

[...] les cancers du sein maintenant quand on se pose la question de savoir s'il faut faire une chimiothérapie ou pas, on fait un test génétique [...] qui nous permet de calculer le risque de récurrence, etc., et on donne la chimiothérapie en fonction. (Marie, oncologue radiothérapeute)

- 29 La revendication d'affiliation – par son nom même – de la radiomique aux approches omiques et la mobilisation du vocable « biomarqueurs » n'a en cela rien d'anodin. Il existe là un usage tactique des acteurs du domaine visant à s'inscrire dans le sillage de la *success story* d'approches ayant démontré leur utilité pratique. À l'heure où les innovations médicales sont jugées à l'aune de leur capacité à passer de la paillasse au lit du patient dans le cadre de recherche translationnelle (Vignola-Gagné, 2014), c'est une stratégie de légitimation par association qui est ici mise en œuvre afin de donner du crédit aux promesses de la spécialité.

- 30 Mais l'actionnabilité, loin d'être une propriété inhérente aux technologies, constitue l'aboutissement d'un travail (relationnel, technique, politique) porté par une multitude d'acteurs disparates : oncologues, généticiens, organismes de régulation, acteurs privés (Nelson *et al.*, 2013). Comme le précisent Catherine Bourgain et Jean-Paul Gaudillière :

Le statut d'actionnable n'est [...] qu'une hypothèse testée par la procédure d'essai, conjointement à l'hypothèse d'efficacité clinique de la molécule, et susceptible d'être remise en cause [...]. L'actionnabilité n'est donc pas une qualité objective absolue, mais bien une qualité construite collectivement [...]. (Bourgain & Gaudillière, 2018 : 68)

- 31 De façon analogue, pour la radiomique, l'actionnabilité et l'utilité clinique des futurs biomarqueurs d'imagerie dépendent d'abord du consensus autour des objectifs et de la question de recherche elle-même. Pour les cliniciens, c'est la possibilité d'une nouvelle intervention médicale qui doit constituer une priorité et orienter la formulation de la problématique de l'étude :

Il y a des tas de publications dans la littérature qui font des études de radiomique pour différencier tel ou tel profil tumoral, ou pour faire tel ou tel sous-groupe de patient, et qui ne se posent pas la question de savoir si ce résultat de prédiction peut être ensuite utilisé pour personnaliser un traitement [...]. Parfois tu trouves des trucs mais ce n'est pas cliniquement pertinent. (Ingrid, oncologue radiothérapeute)

- 32 Le choix de la question de recherche est ainsi primordial, de même que la participation des médecins est essentielle à l'orientation des projets afin que les résultats soient utiles dans la pratique. Il ne s'agit donc pas de suivre aveuglément le logiciel, mais de mettre en parallèle les résultats obtenus et le cas spécifique du patient, de prendre en compte la connaissance de la pathologie, les traitements existants, et de juger de leur utilité en fonction des autres technologies prédictives disponibles et de leur efficacité. Comme le soulignent Catherine Bourgain et Claire Beaudevin (2020 : 35), la confiance attribuée aux technologies prédictives n'est en réalité pas due aux capacités techniques qui leur sont prêtées mais à un travail, peu visible, des cliniciens pour corriger les incertitudes dont elles sont porteuses.
- 33 Ainsi, un radiothérapeute nous dit avoir été d'abord surpris par la déconnexion des études en radiomique avec les problématiques cliniques existantes. Ayant contribué à l'évaluation d'articles, celui-ci voyait « que les résultats étaient très intéressants, mais [qu']il n'y avait aucun impact » car ils n'apportaient « rien en termes de clinique ». C'était par exemple le cas selon lui de modèles permettant la prédiction de l'atteinte ganglionnaire chez des sous-groupes de patients, alors même que les traitements disponibles ne permettaient pas une prise en charge différenciée. L'alignement avec la possible utilité clinique nécessite donc une reformulation de la part des professionnels de santé des objectifs qui guident la conception des outils, à l'aune des questions qui traversent leur pratique quotidienne. Dans le cas de cet expert en cancer du col de l'utérus, cela s'est traduit par l'orientation de ses collaborations et de la recherche vers une action précise : la prédiction de la récurrence afin de traiter différemment les patientes à risque.
- On a 30 % de nos patientes qui récidivent : on voudrait être capable de savoir lesquelles avant de commencer le traitement pour [...] leur proposer un traitement différent. [...] Eux [le laboratoire partenaire] avaient les connaissances théoriques on va dire, ou scientifiques sur la radiomique [...] et moi j'ai essayé de voir en fait l'application clinique [...] Celles qui sont à risque de récurrence plutôt au niveau local, on leur proposait un traitement local plus agressif [...] en radiothérapie. Et pour les patientes où le risque de récurrence est plutôt sous la forme de métastases, ce serait un traitement qu'on appelle systémique c'est-à-dire type chimiothérapie ou immunothérapie. (Bruno, oncologue radiothérapeute).
- 34 Les cliniciens s'engagent de fait dans un travail normatif disciplinaire visant à s'approprier et donner sens à ces nouveaux outils et qui atteste du rôle des professionnels de santé dans la retraduction des usages possibles en pratique clinique.
- 35 Les réajustements inhérents à ces ajustements s'illustrent également dans les divers critères mobilisés dans l'évaluation des performances des modèles prédictifs. Les champs de l'IA et de la science des données ayant vu l'émergence de métriques d'évaluations et de critères quantitatifs devenus des *gold standards* peu discutés (ROC, AUC, etc.), on pourrait penser que leur usage soit consensuel. Or, on constate des discordances entre les normes mobilisées par les cliniciens et les experts en traitement de données engagés dans les projets de radiomique. Tandis que les chercheurs, ingénieurs, industriels et *data scientists* jugent la performance des modèles en regard de ces métriques, les praticiens y sont plus rétifs, celles-ci ne mesurant qu'imparfaitement la pertinence clinique des outils¹⁸. Dépassant le seul cadre de la radiomique, l'introduction de la statistique et des modes d'évaluation en médecine n'a historiquement rien eu d'aisé (Weisz, 2005) et s'est accompagnée de dissensions concernant la « bonne » façon de conduire la recherche. Cette « tension épistémique

centrale » a vu les partisans d'une « philosophie des essais stricts » s'affronter aux tenants d'une approche « souple » favorable à une plus grande prise en compte de l'expertise des cliniciens (Dodier & Barbot, 2000 : 89-92). L'avènement des méthodes computationnelles et l'introduction des métriques propres à l'IA viennent rejouer la scène et réactualiser le débat alors que des acteurs aux cultures professionnelles éloignées sont amenés à collaborer.

- 36 Des critères d'objectivité hétérogènes se côtoient et se confrontent, et l'on voit s'opposer ici une rationalité strictement statistique (embrassée par la science des données) mobilisant des métriques standardisées et une objectivité articulant les statistiques et la clinique (portée par les professionnels de santé). Plusieurs médecins insistent par exemple sur la nécessité de considérer en priorité la capacité des outils à dépister des faux négatifs, qualité nécessaire pour l'introduction des modèles radiomiques en clinique. Quand bien même un modèle présenterait les meilleurs critères de performance globale, il serait inutilisable en pratique réelle s'il laissait indétectés un trop grand nombre de cancers. À leurs yeux, si un modèle peut s'avérer performant en regard de certaines métriques, celui-ci doit avant tout répondre aux exigences de l'action médicale. Ici, la précision de la prédiction ne recouvre pas forcément sa « désirabilité » sociale, ni ne lui assure l'efficacité exigée par les groupes d'utilisateurs des technologies (Kotras, 2020). La validité analytique¹⁹ attribuée aux outils prédictifs ne suffit donc pas aux cliniciens pour mesurer leur efficacité. Un radiothérapeute nous explique :

Si j'ai un modèle qui fait mieux, c'est-à-dire que bah voilà sur l'AUC, sur le C-index j'ai mieux, mais où je passe à côté de plus de cancers de la prostate, pour moi c'est impubliable [...]. Le clinicien là-dedans, peut-être sur le point de vue statistique, il va dire « mais là ton modèle il est très bien, il est très performant, mais par contre tu as plus de faux négatifs que les modèles déjà disponibles et donc, ça ne me va pas. Parce que moi ce que je veux d'abord c'est bien traiter les patients. ». (Victor, oncologue radiothérapeute)

- 37 La distance entre les critères d'évaluation de l'utilité clinique des outils de radiomique et les métriques de performance se creuse quand les méthodes sont conçues sans l'éclairage des connaissances relatives à la maladie et à la pratique médicale qui lui est associée. Cela a été démontré de manière spectaculaire par le biais d'articles scientifiques ayant annoncé avoir découvert de nouveaux biomarqueurs radiomiques qui se sont par la suite révélés fortement liés à d'autres indicateurs cliniques bien connus. En particulier, la valeur de certaines caractéristiques d'imagerie (notamment mesurant l'hétérogénéité tumorale) pour la prédiction de la réponse des patients à divers traitements a été désavouée par la découverte de leur corrélation avec le volume de la tumeur – propriété déjà utilisée par les médecins dans l'activité pronostique. Un des chercheurs explique :

S'il se trouve que le paramètre en question a une valeur prédictive supérieure de 0,01 que le volume ou que le stade, bah il va être sélectionné et il va être retenu à la fin dans le modèle [...]. On va avoir l'impression qu'on a créé un nouveau modèle avec un nouveau paramètre qu'on n'avait jamais vu avant, alors qu'en fait ce paramètre, si on le remplace par le volume, le modèle fonctionne aussi bien [...]. (Marc, chercheur spécialiste en IA en oncologie)

- 38 Si le recouvrement partiel des classifications nouvelles et traditionnelles fait partie du processus de consolidation des innovations technologiques (Strasser, 2019), l'ignorance de cette redondance illustre les possibles conséquences d'une déconnexion extrême entre savoir médical (nécessaire, dans ce cas, au concepteur pour connaître le rôle du

volume dans le pronostic) et savoirs computationnels mobilisés à son service. Ce décalage explique en partie pourquoi les outils de radiomique restent pour l'heure peu ou pas utilisés en pratique clinique routinière, comme en atteste le témoignage d'un radiologue :

Vous avez des caisses et des caisses de papiers sur la radiomique, tous les jours, qui ont l'air de montrer des trucs incroyables, qu'on est capable de tout prédire, de tout voir, de tout machin... je n'ai jamais vu personne en pratique clinique se servir de ça pour prendre une décision thérapeutique ! (Paul, radiologue chef de service d'un centre de lutte contre le cancer)

Les biomarqueurs en radiomique et la question de l'ancrage biologique

- 39 Ces enjeux de déconnexion apparaissent d'autant plus saillants que l'ancrage biologique des biomarqueurs de radiomique demeure faible. La question est donc celle de leur (absence de) matérialité sous-jacente, ceux-ci dépendant de leurs conditions de production (souvent invisibilisées) reposant sur un entrelacement de calculs, méthodes d'acquisition et de reconstruction des images, d'extraction des données et de leur traitement et analyse. En cela, il convient de les distinguer des entités classiquement désignées par le terme biomarqueur (en génomique notamment) et qui renvoient à une réalité biologique tangible. Leur regroupement indistinct sous une dénomination unique mérite donc d'être sujet à caution – cette association relevant *a fortiori* de stratégies de visibilisation et de légitimation. Cela est d'autant plus valable que la nature computationnelle des nouveaux biomarqueurs joue sur la confiance qu'on leur accorde, comme le démontrent les propos de certains cliniciens :

Il y a quand même tout un bidouillage statistique là-dedans [...]. Alors, il y a des grandes théories dans tous les sens, mais à la fin on voit bien qu'à force de faire des statistiques, on arrive bien à trouver un truc qui paraît cohérent, même si on n'y croit pas une seconde. (Paul, radiologue chef de service d'un centre de lutte contre le cancer)

- 40 L'étape d'extraction des paramètres qui est préalable à la construction du modèle se base sur un travail où la définition des caractéristiques pertinentes repose sur un ensemble de choix : c'est le *feature engineering* – expression qui se réfère aux étapes de sélection des paramètres quantitatifs qui sont ensuite utilisés par les algorithmes d'apprentissage automatique pour classer les événements. Certains opposent le *feature engineering*, considéré comme trop « subjectif », aux méthodes plus « inductives » de *deep learning* censées « faire parler » les données elles-mêmes. Au lieu de limiter l'exploration à certaines zones de l'image définies en amont et à des paramètres ayant une signification clinique connue, les modèles seraient ainsi construits à l'aide de caractéristiques générées par des réseaux de neurones et extraites sur la globalité de l'image.
- 41 Mais les processus computationnels qui sous-tendent l'extraction des *features*, ces paramètres quantitatifs qui sont utilisés pour construire des modèles prédictifs, soulèvent chez les acteurs interrogés, soient-ils médecins ou chercheurs, la question de l'ancrage biologique. En effet, les caractéristiques extraites des images reposent sur des calculs qui ne sont pas toujours explicables et leur extraction peut varier selon les méthodes implémentées. Un des chercheurs interrogés affirme :

Si je dis à un médecin, écoutez je prédis que votre patient ne va pas répondre au traitement parce que c'est un homme, parce qu'il a fumé, parce qu'il est vieux et parce qu'il a une tumeur d'un volume supérieur à tant de centimètres cube, ça c'est parfaitement compréhensible [...]. Par contre si je rajoute à ça que la non-homogénéité de l'entropie de la matrice de texture GLCM²⁰ est supérieure à 7,4, bah même pour moi ce n'est pas forcément clair, alors que je sais ce que c'est que la matrice GLCM et je sais à peu près comment les paramètres se calculent dans l'image. Mais je ne sais pas vraiment ce qu'il représente dans l'image ; je ne suis pas forcément capable de l'expliquer visuellement ou de l'interpréter. Tout ce que je peux dire c'est que c'est quelque chose que j'ai calculé dans l'image et que quand je regarde les chiffres parmi les patients, je constate qu'il y a une corrélation nette entre le fait que la valeur de ce paramètre soit supérieure à un seuil et le fait qu'ils récidivent. (Marc, chercheur spécialiste en IA en oncologie)

- 42 Il a donc été nécessaire pour la communauté de s'investir dans l'homogénéisation des pratiques afin de fiabiliser les procédures. C'est ce dont atteste la coopération des acteurs en présence en vue de la production de standards tels que le Radiomics Quality Score (Sanduleanu *et al.*, 2018) ou l'essor de collaborations internationales comme l'Image Biomarker Standardisation Initiative (IBSI) visant à stabiliser la nomenclature des paramètres. Malgré ces efforts, le caractère abstrait des caractéristiques mesurées en radiomique demeure un enjeu. Les chercheurs et les cliniciens y opposent souvent la génomique, qui apparaît comme un exemple de *success story*. Bien que dépendante de l'informatique, la matérialité des objets biologiques que manipule la génomique lui confère un attrait certain qui explique l'articulation de la recherche, du secteur privé et de la clinique. Cette impulsion fait défaut en radiomique et engrange peu d'investissements autour des essais cliniques, entraînant un manque de validation prospective vécu comme problématique. Un des chercheurs explique :

Il y a quand même une grosse différence entre tout ce qui est génomique, transcriptomique, métabolomique, tous ces « omiques » là... À chaque fois dans ces « omiques » là on parle de choses concrètes : ça va être un morceau d'ADN, un morceau d'ARN. Lorsqu'on parle de radiomique, on va extraire différents paramètres de l'imagerie, mais finalement [...] tous ces paramètres viennent de la manière dont on les a désignés. Et on peut très bien en imaginer des nouveaux et ça correspond à rien de vraiment physiquement concret. On peut très bien prélever une protéine d'une cellule, on ne peut pas prélever une radiomique d'une image de tumeur [...]. (Laurent, chercheur spécialiste en IA en oncologie)

- 43 Dans un contexte de « faible régulation par les agences administratives » (Mignot & Schultz, 2022) il existe par ailleurs un flou important qui entoure la validation des technologies d'IA appliquées à la médecine. Les dispositifs informatiques pour la santé n'épousent que rarement les exigences de répliquabilité (Coiera *et al.*, 2018) et seule une partie infime des outils visant au traitement d'images médicales a reçu une validation externe (Cabitzta & Zeitoun, 2019). Si les cliniciens s'engagent dans des projets de radiomique notamment à cause des dispositifs de validation moins contraignants et plus aptes à leur assurer des retombées à court terme, pour autant, le niveau de preuve des systèmes algorithmiques d'aide à la prédiction demeure insuffisant pour leur assurer une utilisation généralisée en clinique.

Conclusion

- 44 L'introduction de nouvelles technologies numériques en santé ne va pas sans susciter vagues d'espoirs et déconvenues. Dans le cas de la radiomique, les développements de

l'intelligence artificielle et son application en médecine ont donné naissance à de nouveaux outils diagnostiques et pronostiques visant à l'utilisation d'informations extraites d'images médicales pour classer les patients et en orienter la prise en charge. L'engouement pour les algorithmes de *machine learning* et de *deep learning* et pour les nouvelles approches data-centrées a, dans notre cas d'étude, alimenté les promesses de scientification de la médecine. Les progrès techniques souhaitaient ainsi dépasser l'inspection visuelle et se débarrasser des variabilités d'interprétation entre praticiens, le recours au processus computationnels se voulant plus « objectif ». Mais à y regarder de plus près, cette neutralité supposée des traitements informatiques est mise à l'épreuve par les processus collaboratifs chargés de choix et de négociations qui caractérisent la conception des outils de radiomique.

- 45 Par l'importation d'algorithmes d'IA et d'outils issus de la science des données, la radiomique s'accompagne d'un décloisonnement du champ médical en faveur d'acteurs issus d'autres secteurs (recherche, industrie, etc.) et porteurs d'intérêts différenciés. Le recours aux approches algorithmiques peut ainsi être perçu comme un opérateur de désenclavement ayant rendu plus poreuses les frontières entre espaces et juridictions professionnelles (Abbott, 1988), conduisant à interroger les modalités de collaboration des acteurs concernés. Si les cliniciens se sont progressivement emparés de savoirs computationnels et sont devenus de plus en plus autonomes dans le traitement quantitatif des images, les chercheurs ont dû considérer les questions de recherche sous l'angle de la pratique clinique et des connaissances médicales existantes pour que les technologies qu'ils conçoivent soient efficaces.
- 46 En étudiant les représentations et objectifs dont leurs concepteurs les investissent, nous avons pu montrer que la coopération autour d'outils de radiomique est faite de convergences et de tiraillements. Ainsi, si des nouvelles collaborations entraînent l'échange et le partage de données, d'outils et de savoirs qui participent à la lecture du corps et à la catégorisation des individus, divers « cadrages » (Vayre, 2018) sont impliqués dans le processus de conception des modèles prédictifs. Soulevant des tensions épistémiques, ils témoignent de la divergence des normes issues de la pratique clinique et du travail des spécialistes du traitement des données médicales. Dans le cas de la radiomique, ces tensions concernent en particulier les critères de validation des outils. En effet, les métriques en usage dans le domaine de la science des données pour mesurer l'efficacité des résultats ne correspondent pas toujours aux classements adoptés par les praticiens dans leur pratique ordinaire. Les performances des algorithmes sont donc jugées à l'aune des contraintes issues du contexte d'utilisation et de l'utilité clinique des modèles.
- 47 Loin d'être exclusives à la médecine, ces discordances sont observables dans d'autres secteurs ayant dû faire face à l'irruption de l'usage de l'IA et combler les écarts résultant de l'application de savoirs techniques nés pour fonctionner dans d'autres domaines. Le fait que les algorithmes puissent « exister différemment dans un contexte et dans un autre » est une spécificité du *machine learning*, comme l'a bien mis en lumière Bilel Benbouzid (2017) qui a analysé l'intégration d'algorithmes prédictifs issus de la sismologie dans la pratique policière. Comme l'affirme Dominique Boullier (2016 : 169) : « C'est là un des malentendus les plus fréquents exploités commercialement : le *machine learning* n'est en rien "scientifique", c'est de l'ingénierie, sophistiquée certes, mais visant à trouver des solutions algorithmiques à des problèmes et non à formaliser un processus. » Lorsqu'elles traversent les frontières de leur champ d'origine, un

conséquent travail d'adaptation est alors nécessaire pour que ces solutions techniques puissent répondre à de nouveaux problèmes, mais aussi s'insérer dans de nouveaux espaces normatifs.

BIBLIOGRAPHIE

- ABBOTT A., 1988. *The System of Professions: An Essay on the Division of Expert Labor*. Chicago, University of Chicago Press.
- ACKERMAN S. L., DARLING K. W., LEE S. S.-J., HIATT R. A. et SHIM J. K., 2016. « Accounting for Complexity: Gene-environment Interaction Research and the Moral Economy of Quantification », *Science, Technology & Human Values*, 41, 2 : 194-218.
- ANICHINI G. et GEFFROY B., 2021. « L'intelligence artificielle à l'épreuve des savoirs tacites. Analyse des pratiques d'utilisation d'un outil d'aide à la détection en radiologie », *Sciences sociales et santé*, 39 : 43-69.
- ATKINSON A. J., COLBURN W. A., DEGRUTTOLA V. G., DEMETS D. L., DOWNING G. J., HOTH D. F., OATES J. A., PECK C. C. et SCHOOLEY R. T., 2001. « Biomarkers and Surrogate Endpoints: Preferred Definitions and Conceptual Framework », *Clinical Pharmacology & Therapeutics*, 69, 3 : 89-95.
- BENBOUZID B., 2017. « Des crimes et des séismes. La police prédictive entre science, technique et divination », *Réseaux*, 206 : 95-123.
- BEN-DAVID J. et COLLINS R., 1966. « Social Factors in the Origins of a New Science: The Case of Psychology », *American Sociological Review*, 31, 4 : 451-465.
- BERNELIN M., 2019. « Intelligence artificielle en santé : la ruée vers les données personnelles », *Cités*, 80 : 75-89.
- BORUP M., BROWN N., KONRAD K. et VAN LENTE H., 2006. « The Sociology of Expectations in Science and Technology », *Technology Analysis & Strategic Management*, 18, 3-4 : 285-298.
- BOULLIER D., 2016. *Sociologie du numérique*. Paris, Armand Colin.
- BOURDIEU P., 1976. « Le champ scientifique », *Actes de la recherche en sciences sociales*, 2 : 88-104.
- BOURGAIN C. et BEAUDEVIN C., 2020. « Au-delà de la technologie : travailler à la fiabilité de la prédiction génétique », *Médecine et philosophie*, 2 : 34-39.
- BOURGAIN C. et GAUDILLIÈRE J.-P., 2018. « 5. Génomique à haut débit et innovation thérapeutique en cancérologie : regards croisés sur les enjeux épistémiques et sociaux », In *Le Cancer : un regard sociologique*. Paris, La Découverte : 61-86.
- BURRELL J. et FOURCADE M., 2021. « The Society of Algorithms », *Annual Review of Sociology*, 47 : 213-237.
- CABITZA F. et ZEITOUN J.-D., 2019. « The Proof of the Pudding: In Praise of a Culture of Real-World Validation for Medical Artificial Intelligence », *Annals of Translational Medicine*, 7, 8 : 161-161.
- CARDON D., 2015. *À quoi rêvent les algorithmes. Nos vies à l'heure des big data*. Paris, Le Seuil.

- CARUSI A., 2012. « Making the Visual Visible in Philosophy of Science », *Spontaneous Generations: A Journal for the History and Philosophy of Science*, 6, 1 : 106-114.
- CHRISTIN A., 2020. « The Ethnographer and the Algorithm: Beyond the Black Box », *Theory and Society*, 49, 5-6 : 897-918.
- COIERA E., AMMENWERTH E., GEORGIU A. et MAGRABI F., 2018. « Does Health Informatics Have a Replication Crisis? », *Journal of the American Medical Informatics Association*, 25, 8 : 963-968.
- DASTON L. et GALISON P., 2010. *Objectivity*. New York, Zone Books.
- DING H., WU C., LIAO N., ZHAN Q., SUN W., HUANG Y., JIANG Z. et LI Y., 2021. « Radiomics in Oncology: A 10-Year Bibliometric Analysis », *Frontiers in Oncology*, 11 : 689802.
- DODIER N. et BARBOT J., 2000. « Le temps des tensions épistémiques : le développement des essais thérapeutiques dans le cadre du sida », *Revue française de sociologie*, 41 : 79-118.
- DODIER N. et BARBOT J., 2016. « La force des dispositifs ». *Annales. Histoire, Sciences Sociales*, 71 : 421-48.
- DUBOIS M., 2005. « L'action scientifique : modèles interprétatifs et explicatifs en sociologie des sciences », *L'Année sociologique*, 55 : 103-125.
- GIERYN T. F., 1983. « Boundary-Work and the Demarcation of Science from Non-Science: Strains and Interests in Professional Ideologies of Scientists », *American Sociological Review*, 48, 6 : 781-795.
- GILLIES R. J., KINAHAN P. E. et HRICAK H., 2016. « Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data », *Radiology*, 278, 2 : 563-577.
- GINGRAS Y. et KHELFAOUI M., 2020. « L'effet SIGAPS : La recherche médicale française sous l'emprise de l'évaluation comptable », rapport pour CIRST, Montréal.
- GITELMAN L., 2013. « *Raw Data* » *Is an Oxymoron*. Cambridge, The MIT Press.
- GREENE J. A. et LOSCALZO J., 2017. « Putting the Patient Back Together – Social Medicine, Network Medicine, and the Limits of Reductionism », *New England Journal of Medicine*, 377, 25 : 2493-2499.
- GUCHET X., 2016. *La Médecine personnalisée : un essai philosophique*. Paris, les Belles lettres.
- HATT M., TIXIER F., PIERCE L., KINAHAN P. E., LE REST C. C. et VISVIKIS D., 2017. « Characterization of PET/CT Images Using Texture Analysis: The Past, the Present... Any Future? », *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 44, 1 : 151-165.
- HAURAY B. et DALGALARRONDO S., 2019. « Incarnation and the Dynamics of Medical Promises: DHEA as a Fountain of Youth Hormone », *Health: An Interdisciplinary Journal for the Social Study of Health, Illness and Medicine*, 23, 6 : 639-655.
- HE J., BAXTER S.L., XU J., XU J., ZHOU X. et ZHANG K., 2019. « The Practical Implementation of Artificial Intelligence Technologies in Medicine », *Nature Medicine*, 25, 1 : 30-36.
- HEDGECOE A., 2004. *The Politics of Personalised Medicine: Pharmacogenetics in the Clinic*. New York, Cambridge University Press.
- HEDGECOE A., 2008. « From Resistance to Usefulness: Sociology and the Clinical Use of Genetic Tests », *BioSocieties*, 3, 2 : 183-194.
- KEATING P. et CAMBROSIO A., 2003. *Biomedical Platforms: Realigning the Normal and the Pathological in Late-Twentieth-Century Medicine*. Cambridge, The MIT Press.

- KITCHIN R., 2014. « Big Data, New Epistemologies and Paradigm Shifts », *Big Data & Society*, 1, 1 : 1-12.
- KNORR-CETINA K., 1981. *The Manufacture of Knowledge: An Essay on the Constructivist and Contextual Nature of Science*. Oxford, Pergamon Press.
- KOHLI-LAVEN N., BOURRET P., KEATING P. et CAMBROSIO A., 2011. « Cancer Clinical trials in the Era of Genomic Signatures: Biomedical Innovation, Clinical Utility, and Regulatory-Scientific Hybrids », *Social Studies of Science*, 41, 4 : 487-513.
- KOTRAS B., 2020. « Mass Personalization: Predictive Marketing Algorithms and the Reshaping of Consumer Knowledge », *Big Data & Society*, 7, 2 : 205395172095158.
- LAMBIN P., RIOS-VELAZQUEZ E., LEIJENAAR R., CARVALHO S., STIPHOUT R. G. P. M. VAN, GRANTON P., ZEGERS C. M. L., GILLIES R., BOELLARD R., DEKKER A. et AERTS H. J. W. L., 2012. « Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis », *European Journal of Cancer*, 48, 4 : 441-446.
- LEONELLI S., 2016. *Data-Centric Biology: A Philosophical Study*. Chicago, The University of Chicago Press.
- LÖWY I., 1996. *Between Bench and Bedside: Science, Healing, and Interleukin-2 in a Cancer Ward*. Cambridge, Harvard University Press.
- MIGNOT L. et SCHULTZ É., 2022. « Les innovations d'intelligence artificielle en radiologie à l'épreuve des régulations du système de santé », *Réseaux*, 2-3 : 65-97.
- MILLERAND F., 2011. « Le partage des données scientifiques à l'ère de l'e-science : l'instrumentation des pratiques au sein d'un collectif multidisciplinaire », *Terrains & Travaux*, 18 : 215-237.
- NELSON N. C., KEATING P. et CAMBROSIO A., 2013. « On Being "Actionable": Clinical Sequencing and the Emerging Contours of a Regime of Genomic Medicine in Oncology », *New Genetics and Society*, 32, 4 : 405-428.
- OLIVIER D., 2021. *Auscultier la santé : généalogie d'une promesse médicale*. Paris, Éditions matériologiques.
- PEERBAYE A., 2017. « Altérations génomiques », *Techniques & Culture. Revue semestrielle d'anthropologie des techniques*, 68 : 214-229.
- SANDULEANU S., WOODRUFF H. C., DE JONG E. E. C., VAN TIMMEREN J. E., JOCHEMS A., DUBOIS L. et LAMBIN P., 2018. « Tracking Tumor Biology with Radiomics: A Systematic Review Utilizing a Radiomics Quality Score », *Radiotherapy and Oncology*, 127, 3 : 349-360.
- SARDANELLI F. et DI LEO G., 2009. « Reproducibility: Intraobserver and Interobserver Variability », In *Biostatistics for Radiologists. Planning, Performing, and Writing a Radiologic Study*. Milano, Springer Milan : 125-140.
- SEJNOWSKI T. J., 2018. *The Deep Learning Revolution*. Cambridge, The MIT Press.
- STAR S. L. et GRIESEMER J. R., 1989. « Institutional Ecology, "Translations" and Boundary Objects: Amateurs and Professionals in Berkeley's Museum of Vertebrate Zoology, 1907-39 », *Social Studies of Science*, 19, 3 : 387-420.
- STRASSER B. J., 2019. *Collecting Experiments: Making Big Data Biology*. Chicago, The University of Chicago Press.
- SUN R., LIMKIN E. J., DERCLE L., REUZÉ S., ZACHARAKI E. I., CHARGARI C., SCHERNBERG A., DIRAND A. S., ALEXIS A., PARAGIOS N., DEUTSCH É., FERTÉ C. et ROBERT C., 2017. « Imagerie

médicale computationnelle (radiomique) et potentiel en immuno-oncologie », *Cancer/Radiothérapie*, 21, 6-7 : 648-654.

TURRINI M., CONNAULT J. et BOURGAIN C., 2020. « Des tests génétiques pour prédire des maladies communes », *Médecine/sciences*, 36, 5 : 515-520.

VAYRE J.-S., 2018. « Comment décrire les technologies d'apprentissage artificiel ? Le cas des machines à prédire », *Réseaux*, 211 : 69-104.

VIGNOLA-GAGNÉ E., 2014. « Argumentative Practices in Science, Technology and Innovation Policy: The Case of Clinician-Scientists and Translational Research », *Science and Public Policy*, 41, 1 : 94-106.

VINCK D., 2009. « De l'objet intermédiaire à l'objet-frontière : Vers la prise en compte du travail d'équipement », *Revue d'anthropologie des connaissances*, 3, 1 : 51-72.

WAQUET F., 2022. *Dans les coulisses de la science : techniciens, petites mains et autres travailleurs invisibles*. Paris, CNRS Éditions.

WEISZ G., 2005. « From Clinical Counting to Evidence-Based Medicine », In JORLAND G., OPINEL A. et WEISZ G. (dir.), *Body Counts. Medical Quantification, Historical & Sociological Perspectives*. Montréal, Kingstone, McGill-Queens Press : 377-393.

NOTES

1. <https://gnius.esante.gouv.fr/fr/programmes-nationaux/feuille-de-route-du-numerique-en-sante> (page consultée le 19/03/2024).
2. www.bpifrance.fr/download/media-file/76397 (page consultée le 25/04/2023).
3. <https://esante.gouv.fr/segur> (page consultée le 25/04/2023).
4. Un biomarqueur est en médecine un paramètre biologique mesurable qui intervient dans l'explication mécaniste d'une certaine réponse à une thérapie ou d'un processus pathologique (Atkinson *et al.*, 2001) et qui peut donc être employé en pratique clinique dans le diagnostic et le pronostic.
5. Nous montrerons que le qualificatif de biomarqueurs pour caractériser des indicateurs de radiomique mérite d'être questionné, notamment à cause de l'incapacité de ces entités computationnelles à fonctionner comme des biomarqueurs traditionnels.
6. Par cette expression, mobilisée par les cliniciens et les chercheurs, nous désignons un indicateur quantifiable généralement employé pour mesurer la performance d'un modèle de classification.
7. Si dans le cas étudié, les outils concernent principalement les radiothérapeutes, le développement de la technique affecte plus largement les spécialités exploitant l'imagerie médicale – au premier rang desquelles la radiologie. La centralité du rapport à l'image explique également la surreprésentation des oncologues radiothérapeutes en regard des oncologues médicaux, plus éloignés de ces modalités.
8. La dimension bibliométrique n'étant pas mobilisée ici en tant que matériau quantitatif exhaustif mais comme donnée de cadrage, les lecteurs souhaitant des éléments plus précis pourront se référer à Ding *et al.* (2021).
9. Notamment des imageries par résonance magnétique (IRM), des tomographies par émission de positons (PET-scan) ou des tomodensitométries (CT-scan).
10. Nous verrons plus loin que la création de *datasets* est l'un des enjeux forts du secteur.
11. Nous reviendrons sur la question des publications qui est un élément structurant de la collaboration des équipes.

12. Ces ambitions de diminution des coûts et des temps d'interprétation et d'amélioration concomitante de la fiabilité supposée des diagnostics ne sont pas sans rappeler les promesses plus larges de l'IA dans le champ de la radiologie (Anichini & Geffroy, 2021 ; Mignot & Schultz, 2022).
13. Nombre d'études en sciences humaines et sociales existent désormais, déconstruisant d'une part la prétendue neutralité des données par l'analyse du travail nécessaire à leur fabrication et à leur mise en circulation, et faisant émerger d'autre part le rôle des théories et des savoirs réifiés et encapsulés dans les instruments (Gitelman, 2013 ; Kitchin, 2014 ; Leonelli, 2016 ; Millerand, 2011).
14. Dans le cadre de la génétique, Ashveen Peerbaye (2017) a notamment montré comment l'apparition du séquençage à haut débit et l'étude des mutations a modifié la chaîne de production des connaissances et conduit à une relative relégation des anatomopathologistes, jusque-là dominants.
15. Ce travail, souvent invisibilisé et confié à des « petites mains » (Waquet, 2022) – internes ou attachés de recherche clinique –, explique en partie la valeur marchande des données et leur rôle dans la structuration des collaborations.
16. Le système d'interrogation, de gestion et d'analyse des publications scientifiques est un outil bibliométrique pour l'évaluation des CHU. Pour une analyse critique, voir Gingras & Khelifaoui (2020).
17. Ce concept a été proposé par Knorr-Cetina (1981) pour se référer à « la capacité de l'acteur à saisir les opportunités matérielles et intellectuelles conjoncturelles et à redéfinir en conséquence sa stratégie de recherche » (Dubois, 2005).
18. Ce chevauchement des aires de compétences ne va d'ailleurs pas sans susciter des achoppements, les chercheurs et ingénieurs en science des données n'hésitant pas à railler les compétences mathématiques des praticiens : « Les médecins ils sont capables de faire les stats sur trois patients hein, ça ne les gêne pas. » (Magdalena, chercheuse spécialiste en traitement de signaux et d'images).
19. La validité analytique exprime la valeur de la prédiction en fonction de certaines métriques mesurant sa performance. Elle nous dit avec quelle précision un événement est bien classé, par exemple. La validité clinique exprime essentiellement la spécificité et la sensibilité de la prédiction, alors que l'utilité clinique se réfère à la capacité à éclairer une prise de décision médicale (Hedgecoe, 2008 ; Kohli-Laven *et al.*, 2011).
20. La GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) est une des mesures pour l'analyse de la texture de l'image.
-

RÉSUMÉS

La radiomique est un domaine récent qui vise à extraire des informations quantitatives d'images médicales et à découvrir des biomarqueurs capables d'affiner la catégorisation des patients et d'améliorer leur prise en charge. En oncologie, des cliniciens sont amenés à côtoyer des scientifiques experts en traitement des images et à collaborer à la conception de nouveaux modèles prédictifs basés sur des méthodes d'intelligence artificielle. Cet article montre comment la technicisation des outils diagnostiques et pronostiques explique à la fois une convergence d'intérêts dans un domaine en vue qui permet une accumulation de capital scientifique et les tensions qui touchent, entre autres, les critères de validation des technologies. Notamment, les

métriques de performance utilisées par les chercheurs ne sont pas à même pour les cliniciens de mesurer leur utilité clinique, jugée à l'aune des contextes d'utilisation. Les nouveaux biomarqueurs d'imagerie sont alors passés au crible de diverses normes et leur succès dépend du travail d'articulation entre savoirs médicaux et computationnels.

The emerging field of radiomics aims to extract quantitative information from medical images. This advanced analysis technique seeks to identify specific biomarkers that can improve patient categorization and care. In oncology, clinicians collaborate with experts in image processing to design new predictive models based on artificial intelligence. This article demonstrates how technicizing diagnostic and prognostic tools has led both to a convergence of interests in this new field – that allows for an accumulation of scientific capital – and to tensions affecting, among other things, the criteria involved in the validation of technologies. In particular, the performance metrics used by researchers do not allow clinicians to measure their clinical usefulness, which is judged by the context of use. Therefore, various standards are applied to evaluate these new imaging biomarkers and their success depends on the articulation between medical and computational knowledge.

INDEX

Keywords : Artificial intelligence, predictive medicine, professional standards, cancer, radiomics

Mots-clés : Intelligence artificielle, médecine prédictive, normes professionnelles, cancer, radiomique

AUTEURS

GIULIA ANICHINI

CERMES3, UMR CNRS 8211 - Unité Inserm 988 - EHESS - Université Paris Cité et Institut Santé Numérique en Société (ISNS), ParisSanté Campus, giulia.anichini@inserm.fr

LÉO MIGNOT

Sciences Po Bordeaux, CNRS, CED, UMR 5116, F-33600 Pessac, France et Université de Bordeaux, CNRS, CED, UMR 5116, F-33600 Pessac, France, l.mignot@sciencespobordeaux.fr