



INSTITUT DE FORMATION DES MANIPULATEURS EN
ÉLECTRORADIOLOGIE MÉDICALE
Centre Hospitalier Universitaire de Rennes
2, rue Henri Le Guilloux 35000 Rennes

L'impact de l'intelligence artificielle dans la prise en charge des patients en radiothérapie

PARIS Camille

Directrice de mémoire : Marie-Françoise BLANCHARD

Travail de Fin d'Études
Formation de Manipulateur en Électroradiologie Médicale

Promotion 2019 – 2022



Liberté • Égalité • Fraternité

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE

PRÉFET DE LA RÉGION BRETAGNE

**DIRECTION REGIONALE
DE LA JEUNESSE, DES SPORTS
ET DE LA COHÉSION SOCIALE**
Pôle formation-certification-métier

Diplôme d'Etat de Manipulateur en Electroradiologie Médicale

Travaux de fin d'études :

L'impact de l'intelligence artificielle dans la prise en charge des patients en radiothérapie

Conformément à l'article L 122-4 du code de la propriété intellectuelle du 3 juillet 1992 : « toute représentation ou reproduction intégrale ou partielle faite sans le consentement de l'auteur ou de ses ayants droit ou ayants cause est illicite. Il en est de même pour la traduction, l'adaptation ou la transformation, l'arrangement ou la reproduction par un art ou un procédé quelconque ».

J'atteste sur l'honneur que la rédaction des travaux de fin d'études, réalisée en vue de l'obtention du diplôme d'Etat de Manipulateur en électroradiologie médicale est uniquement la transcription de mes réflexions et de mon travail personnel.

Et, si pour mon argumentation, je copie, j'emprunte un extrait, une partie ou la totalité de pages d'un texte, je certifie avoir précisé les sources bibliographiques.

Le 03/05/2022

Signature de l'étudiant :

Fraudes aux examens :

CODE PENAL, TITRE IV DES ATTEINTES A LA CONFIANCE PUBLIQUE
CHAPITRE PREMIER : DES FAUX

Art. 441-1 : Constitue un faux toute altération frauduleuse de la vérité, de nature à causer un préjudice et accomplie par quelque moyen que ce soit, dans un écrit ou tout autre support d'expression de la pensée qui a pour objet ou qui peut avoir pour effet d'établir la preuve d'un droit ou d'un fait ayant des conséquences juridiques.

Le faux et l'usage de faux sont punis de trois ans d'emprisonnement et de 45 000 € d'amende.

Loi du 23 décembre 1901, réprimant les fraudes dans les examens et concours publics.

Art. 1^{er} : Toute fraude commise dans les examens et les concours publics qui ont pour objet l'entrée dans une administration publique ou l'acquisition d'un diplôme délivré par l'Etat constitue un délit.

Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont aidé à réaliser ce mémoire de fin d'étude.

Tout d'abord, je souhaite remercier ma directrice de mémoire, Marie-Françoise BLANCHARD, cadre de santé du département d'imagerie médicale du Centre Eugène Marquis. Un grand merci pour sa disponibilité, son aide et ses conseils.

Mes remerciements également à toute l'équipe pédagogique de l'IFMEM de Rennes pour leur accompagnement durant ma formation.

J'apporte une attention à Anaïs BARATEAU, physicienne médicale au Centre Eugène Marquis, qui a su me consacrer du temps pour réaliser un entretien.

Une grande attention à mes camarades de promotion pour leur soutien et à Coline pour sa relecture et sa correction.

J'adresse mes remerciements particuliers à Eve-Lise LE GALLO qui a pris le temps de répondre à mes nombreuses interrogations, qui m'a mise en confiance et m'a encouragé durant cette étude avec ses conseils avisés.

Un grand merci à mes proches et surtout ma famille, pour leur soutien constant, leur relecture et leurs encouragements.

« L'enjeu n'est pas la compétition entre deux intelligences mais au contraire leur association.
Comment l'intelligence humaine pourra utiliser l'intelligence de synthèse pour se faciliter la
tâche »

Cédric Villani, Mathématicien et Député

Glossaire

ABAS : Auto-segmentation basée sur l'atlas

CQ : Contrôle Qualité

CNN : Réseaux de neurones convolutifs

DL : Deep learning

DRR : Digital Reconstruction Radiography

EVA : Échelle visuelle analogique

HDV : Histogramme Dose Volume

IA : Intelligence artificielle

IGRT : Radiothérapie guidée par l'image

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

MIV : Mesure In Vivo

ML : Machine learning

MLC : Collimateur multilames

OAR : Organe A Risque

RC3D : Radiothérapie conformationnelle 3D

RCMI : Radiothérapie conformationnelle par modulation d'intensité

RCP : Réunion de Concertation Pluridisciplinaire

RT : Radiothérapie

RTA : Radiothérapie adaptative

TPS : Treatment Planning System

Sommaire

I.	Introduction.....	1
II.	De la situation d'appel vers la question de départ.....	3
2.1.	Situation d'appel.....	3
2.2.	Mes questionnements.....	4
2.3.	Mes motivations et intérêts pour le sujet.....	4
2.4.	Phase exploratoire.....	4
III.	Cadre conceptuel.....	6
3.1.	Intelligence artificielle.....	6
3.1.1.	Définition.....	6
3.1.2.	Historique.....	6
3.1.3.	Les applications de l'intelligence artificielle.....	6
3.1.4.	Classification.....	7
3.1.5.	Les techniques d'intelligence artificielle.....	8
3.2.	Radiothérapie.....	10
3.2.1.	Définition.....	10
3.2.2.	Mise en œuvre d'un traitement en radiothérapie.....	11
3.2.2.1.	Consultation médicale.....	11
3.2.2.2.	Consultation paramédicale.....	11
3.2.2.3.	Simulation virtuelle.....	11
3.2.2.4.	Planification dosimétrique.....	12
3.2.2.5.	Positionnement.....	13
3.2.2.6.	Traitement et contrôles.....	14
3.2.2.7.	Techniques de traitement.....	14
a)	Radiothérapie conformationnelle 3D (RC3D).....	14
b)	Radiothérapie conformationnelle par modulation d'intensité (RCMI).....	14
c)	La radiothérapie guidée par l'imagerie (IGRT).....	15
d)	Radiothérapie stéréotaxique.....	15
e)	Radiothérapie adaptative (RTA).....	15
f)	Les autres évolutions technologiques.....	16

3.3. Sujet de recherche.....	16
IV. Méthodologie de recherche.....	18
4.1. Conception de l’algorithme de recherche.....	18
4.2. Méthode de sélection des articles.....	19
4.3. Recueil de données des articles retenus.....	20
V. Résultats.....	21
5.1. Les articles étudiés.....	21
5.2. Contexte de l’arrivé de l’intelligence artificielle en radiothérapie.....	21
5.3. Segmentation automatique des volumes cibles et des organes à risques.....	22
5.4. Optimisation du plan de traitement et prédiction de la dose.....	24
5.5. Replanification.....	26
5.6. Prédiction du contrôle tumoral.....	27
VI. Discussion.....	28
6.1. Points faibles.....	30
6.2. Points forts.....	31
VII. Conclusion.....	32
VIII. Bibliographie.....	33
Annexes.....	37

I. Introduction

A la Suite de mon cursus en PACES (première année commune aux études de santé), je me suis naturellement dirigée vers une formation paramédicale de manipulateur radio. Au cours de mon parcours de formation, j'ai développé une motivation pour la santé et le soin. Je prends un réel plaisir à apporter mon aide. Je suis passionnée par la santé, et j'apprécie l'aspect technique du métier autant que le côté relationnel et soignant. Ce sont toutes ces motivations qui m'ont poussé à entreprendre cette formation.

Dans le cadre de la formation, j'effectue un travail de fin d'étude. J'ai choisi d'aborder « l'impact de l'intelligence artificielle dans la pratique des manipulateurs en radiothérapie ».

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine en perpétuelle évolution, et arrive progressivement dans notre quotidien. De nombreux changements s'opèrent pour perfectionner cette technologie très prometteuse.

Son but est de permettre à des ordinateurs de penser et d'agir comme des êtres humains, afin d'atteindre une parfaite coopération entre l'Homme et les machines. Sa finalité est de servir l'Homme dans tous les domaines de sa vie quotidienne. Son champ d'application est très large, et couvre tous les secteurs d'activités tels que l'automobile, la communication, la santé, l'informatique, les transports, les banques, l'industrie pharmaceutique...

Ce domaine d'étude en pleine expansion, tend à devenir une véritable révolution technologique, qui influence notre société actuelle par ces programmes et algorithmes informatiques. C'est en sachant cela que les pays et les entreprises investissent dorénavant dans la recherche et développement, dans le but de développer l'intelligence artificielle, qui va créer de l'essor économique.

L'intelligence artificielle intervient dans la santé en jouant un rôle majeur, notamment dans le domaine de la prévention, de la recherche, de l'analyse d'image et de l'aide au diagnostic. Elle participe à améliorer la qualité des soins, ainsi que la rapidité et la précision du diagnostic et du dépistage. L'intelligence artificielle est un allié précieux dans la lutte contre le cancer, qui touche un nombre très important de personnes. Le cancer est la première cause de mortalité prématurée, devant les pathologies cardiovasculaires. Dans le domaine de la cancérologie, l'intelligence artificielle offre de nombreuses avancées, elle cherche à améliorer la qualité des soins et la personnalisation des traitements. **En quoi l'essor de l'intelligence artificielle améliore-t-elle la prise en charge des patients en radiothérapie ?**

L'intelligence artificielle est un sujet soulevant de nombreuses interrogations. Je me suis toujours demandé : Comment fonctionne l'intelligence artificielle ? Quels sont les limites et les freins de cette nouvelle technologie ? Comment éviter les dérives éthiques dans le domaine de la santé ? Est-ce que l'intelligence artificielle est aussi efficace que le travail des manipulateurs et des radiothérapeutes ? Quel est l'impact de l'IA dans la prise en charge paramédicale ?

Cette revue de la littérature a pour but de synthétiser les connaissances apportées par les précédentes publications, à partir de nombreux articles scientifiques retenus par la méthode de recherche. L'objectif de ce travail est d'étudier et de mettre en évidence l'impact de l'intelligence artificielle sur le traitement et surtout le parcours de soin du patient en radiothérapie. Ce travail

présentera tout d'abord les applications d'IA et leurs intérêts en radiothérapie, puis les avantages rencontrés par le patient en routine clinique.

II. De la situation d'appel vers la question de départ

2.1. Situation d'appel

Ce qui m'a conduit à traiter ce thème plutôt qu'un autre, et à développer mon intérêt pour ce sujet, provient d'une discussion avec des amis à propos de l'intelligence artificielle. Notre discussion a débuté en abordant la présence de l'intelligence artificielle dans les smartphones. Nous nous sommes intéressés aux applications possibles de cette technologie dans notre usage quotidien. A quoi peut-elle servir?

La majorité des smartphones sont dotés de programmes et d'algorithmes d'intelligence artificielle. Cette technologie prend une importance considérable dans notre quotidien sans que l'on s'en rende nécessairement compte. C'est une nouvelle tendance destinée à booster et optimiser les performances générales des smartphones.

Néanmoins, en termes d'usage quotidien, on s'est demandé qu'est-ce que ça change pour nous ? Ce n'est pas toujours facile de comprendre ce à quoi peut vraiment servir des algorithmes d'IA dans un smartphone.

Ma réflexion a abouti à diverses applications d'IA. C'est un sujet pouvant susciter autant l'émerveillement que l'inquiétude.

L'intelligence artificielle cherche à automatiser et à simplifier plusieurs tâches. Elle permet notamment la reconnaissance des visages, la retouche d'image intelligente, la préservation de la batterie ou encore la synthèse vocale. Ce n'est qu'une partie de toutes les applications possibles, qui tendent à se développer rapidement.

Ainsi c'est lors d'une discussion sur l'intelligence artificielle dans les smartphones avec la reconnaissance des visages et la synthèse vocale, que j'ai réfléchi à un autre aspect de l'IA. Je me suis posée la question de la transposition de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'imagerie médicale, plus précisément dans la lutte contre le cancer en radiothérapie.

L'intelligence artificielle contribue à rendre la prise en charge médicale et paramédicale plus optimale. Les applications possibles sont vastes, notamment dans la lutte contre le cancer où les progrès sont déjà importants. Pour les patients, le déploiement de l'intelligence artificielle en radiothérapie va principalement permettre de réduire la durée des traitements et de mieux contrôler la délivrance de dose. De là, j'ai eu l'idée d'aborder ce thème pour mon mémoire de fin d'étude.

2.2. Mes questionnements

Cette situation d'appel a appuyé un peu plus mon questionnement initial. Suite à ce constat, plusieurs interrogations se posent : Comment fonctionne l'intelligence artificielle ? A quel point l'intelligence artificielle influence-t-elle la prise en charge paramédicale des patients en radiothérapie ? Et à quel niveau de cette prise en charge ? Est-ce que tous les patients bénéficient d'une prise en charge incluant des algorithmes d'IA ? Comment se traduit la présence d'IA dans la pratique quotidienne du manipulateur ?

Quels sont les limites et les freins de ces nouvelles technologies ? En quoi l'intelligence artificielle est aussi efficace que le travail des manipulateurs et des radiothérapeutes ? Quelles questions éthiques pose la mise en place d'IA dans le domaine de la santé ?

Ma vision de l'intelligence artificielle dans le métier de manipulateur en radiothérapie a évolué au cours de mon parcours professionnel. Cette progression s'explique par mes cours, et mes expériences en stage. Mes connaissances sur le sujet et ma représentation du métier ont évolués.

La profession de manipulateur radio s'est transformée en quelques décennies, avec les nombreux progrès médicaux, informatiques et techniques qui ont fait leur apparition. Un de ces progrès est l'arrivée de logiciels d'intelligence artificielle en radiothérapie. C'est ce progrès que j'ai choisi d'étudier.

2.3. Mes motivations et intérêts pour le sujet

Je me suis toujours beaucoup intéressée aux perspectives d'évolution techniques et à l'avenir dans le secteur de l'imagerie médicale. Suite à plusieurs conférences sur le trans-humanisme, au forum européen de bioéthique à Strasbourg auxquelles j'ai assisté, j'ai développé un engouement pour les avancées techniques et l'intelligence artificielle. Le métier de manipulateur radio fait appel à de nombreuses notions dans le domaine de la technologie et de l'informatique. Il est soumis aux évolutions scientifiques et technologiques.

2.4. Phase exploratoire

Lors de cette phase exploratoire, j'ai étudié mon sujet afin d'atteindre une certaine qualité d'information sur l'intelligence artificielle et de trouver les meilleures manières de l'aborder. Suite à mes nombreuses recherches documentaires, et mes nombreuses lectures d'articles scientifiques, j'ai construit mon cadre conceptuel. En parallèle, j'ai réalisé un entretien exploratoire pour définir de manière plus précise l'objet de mon travail, ainsi que pour m'aider à trouver ma question de recherche.

Dans le cadre de cette démarche exploratoire, j'ai effectué un entretien semi-directif avec une physicienne médicale, dans un centre de radiothérapie. Avant sa prise de fonction, elle a réalisé sa thèse au LTSI (Laboratoire du traitement du signal et de l'image) à Rennes, où on peut retrouver de nombreux chercheurs de tous les domaines. Au sein de ce laboratoire appliqué au médical, elle fait partie d'une équipe travaillant sur le traitement de l'image en radiothérapie. Durant sa thèse, elle a travaillé sur des notions d'intelligence artificielle. Cela consiste à générer des images pseudo-CT en Deep Learning, c'est-à-dire que suite à une IRM de simulation, les images pseudo-CT vont mimer les images scanner par conversion en densité électronique. C'est le principe des IRM-LINAC.

Cet entretien exploratoire m'a permis de poser mes questions en relation avec mon sujet, à un professionnel en radiothérapie ayant déjà travaillé sur l'IA. Cela a servi à dégager des concepts

que j'ai pu détailler dans mon cadre conceptuel. Cet entretien m'a également permis de déterminer les idées les plus pertinentes à développer.

III. Cadre conceptuel

3.1. Intelligence artificielle

3.1.1. Définition

L'intelligence artificielle (IA) est un ensemble de techniques, de concepts, de technologies permettant de créer des machines ou des systèmes capables de simuler l'intelligence humaine. Elle correspond à un processus d'imitation de l'intelligence humaine, qui a pour but la réalisation de tâches, associée à une notion d'amélioration continue par les informations collectées grâce à l'itération. Son objectif est d'obtenir des machines aptes à penser et agir comme un être humain.

Selon le scientifique américain Marvin Lee Minsky, l'intelligence artificielle est « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique ».

3.1.2. Historique

McCarthy, le créateur du terme « intelligence artificielle », et Marvin Lee Minsky ont grandement participé au développement de l'intelligence artificielle. C'est lors de la conférence « Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence » en 1956, que sont apparus les notions de « machine learning » et de « deep learning ».

En 1950, le mathématicien Alan Turing publie son livre « Computing Machinery and Intelligence », qui participe grandement à l'émergence et la propagation du concept d'intelligence artificielle implémenté dans les machines. Et il propose un test inspiré de jeux d'imitation « le test de Turing ». Ce test fait s'opposer un individu avec un humain puis avec une machine, à l'aveugle. Si le sujet n'est pas capable de faire la différence, alors la machine réussit le test et possède une intelligence selon Turing. Le premier programme d'IA est l'algorithme « Logic Theorist » qui constitue le point de départ du développement de l'IA dans les programmes que nous connaissons aujourd'hui. Par exemple le programme d'échec « Deep Blue » de IBM est capable d'analyser les pièces sur l'échiquier et de faire des prédictions. Ce programme d'IA a réussi à battre le champion du monde d'échec de l'époque Garry Kasparov en 1997.

3.1.3. Les applications de l'intelligence artificielle

Aujourd'hui, on retrouve l'IA dans de nombreux domaines d'applications très variés. Voici quelques exemples d'usage :

- Les assistants intelligents sont capables d'analyser de grands ensembles de données de l'utilisateur et de sources en ligne, dans le but de réaliser des tâches et des services pour un individu. Ils sont même capables de mettre en place un échange par dialogue avec un sujet.
- Les moteurs de recommandations proposent en temps réel des suggestions en fonction des préférences et des habitudes de l'utilisateur. Par exemple, Netflix utilise le machine learning (IA) pour personnaliser ses recommandations afin de proposer des films et séries susceptibles d'intéresser l'utilisateur.
- La reconnaissance d'image consiste à analyser et identifier les différents éléments d'une image pour ensuite automatiquement les classer par groupes. Cela permet en médecine

de déterminer les signes de cancers sur des images radiologiques par exemples, pour offrir de meilleurs diagnostics et plus rapides. Aux urgences du CHU de Rennes, un programme d'IA analyse les images à la recherche de fractures pour aider le diagnostic.

- Les services de détection des fraudes dans les établissements financiers ont pour but la surveillance et la détection en temps réel des paiements frauduleux par cartes bancaires, l'évaluation des demandes de crédit, réaliser les échanges via les services clients en ligne ...
- Le service client virtuel (SCV) prédit les demandes des clients et y répond rapidement et efficacement, en utilisant la reconnaissance vocale pour comprendre les problèmes des clients. Pour les problèmes plus compliqués une intervention humaine est nécessaire.

3.1.4. Classification

L'intelligence artificielle peut être classée en trois catégories :

- L'intelligence artificielle faible ou étroite ou Artificial Narrow Intelligence (ANI)
- L'intelligence artificielle forte ou générale ou Artificial General Intelligence (AGI)
- La super intelligence artificielle ou Artificial Super Intelligence (ASI)

L'IA faible ou étroite

L'intelligence artificielle faible ou étroite permet d'accomplir une tâche spécialisée, pour laquelle elle a été entraîné et programmé. Elle est donc mono tâche, elle effectue une seule tâche à la fois ou alors un ensemble de tâches qui sont liées. Elle est dirigée vers un objectif précis. Ce type d'IA est entraîné pour apprendre à partir d'une problématique précise. Son objectif est d'imiter l'intelligence humaine. L'IA faible reproduit certaines capacités cognitives humaines et certains comportements grâce à ses aptitudes d'automatisation des tâches fastidieuses. Cependant ce type d'IA est dépourvu de conscience. A la manière d'un programme d'apprentissage automatisé, l'IA faible analyse un très grand nombre de données, qu'un cerveau humain est incapable de réaliser par lui-même dans un temps donné.

Dans la vie quotidienne, le type d'IA que l'on rencontre le plus est l'IA faible ou étroite. Elle mime les facultés cognitives humaines comme par exemple la reconnaissance des images et de la parole, la compréhension du langage, ... Autrement dit, elle effectue des calculs, résout des problèmes uniquement selon la manière dont elle a été paramétrée par l'Homme.

Voici quelques exemples des applications existantes d'IA faible ou étroite :

- Les assistants personnels virtuels (Siri d'Apple, Alexa de Amazon)
Ces assistants sont capables de répondre aux questions qu'on leur pose grâce à leurs aptitudes à reconnaître et comprendre le langage. Mais cela reste qu'un petit nombre de questions dont la réponse a été prédéfini, ses fonctions sont limitées et ils ne sont pas dotés de réelle conscience.
- Les applications météo
- Les programmes d'aide à la conduite
Les voitures autonomes sont encore en phases de test et ne sont pas disponible au public. Toutefois, parmi les systèmes ADAS (Advanced Driver Assistance Systems) on retrouve le régulateur de vitesse qui détecte les limitations de vitesse et adapte l'allure du véhicule grâce à l'IA.

Les systèmes d'intelligence artificielle faible sont les plus courants, leur but est d'améliorer l'efficacité dans la réalisation d'une tâche précise. Cependant leur champ d'application reste limité par la façon dont elle a été programmée par l'humain.

L'IA forte ou générale

L'intelligence artificielle forte ou générale permet la réalisation de tâches plus complexes. L'objectif de l'IA forte est d'imiter le fonctionnement cérébral humain. Ce type d'IA possède des facultés cognitives humaines lui permettant de créer une intelligence complexe, ainsi que d'être doté d'une conscience autonome avec une sensibilité et une volonté propre. L'IA forte est apte à penser, comprendre, et agir d'une façon proche de l'être humain. Face à un problème inconnu, l'IA forte est capable de réfléchir de manière stratégique pour trouver une solution au problème, sans intervention de l'Homme. Elle peut également apprendre de ses réflexions à partir de données, pour s'améliorer dans le but de résoudre d'autres problèmes.

L'intelligence artificielle forte se rapproche d'une intelligence humaine et comprend la capacité de raisonner, d'avoir un avis, de communiquer, d'apprendre et de planifier. Cette IA forte n'est encore qu'une illusion qu'on retrouve dans beaucoup de films de science-fiction. La machine ne remplacera pas l'Homme, aujourd'hui la collaboration machine/Homme est indispensable. Pour l'heure, l'intelligence artificielle améliore et permet d'étendre les capacités de l'Homme.

La super intelligence artificielle

La super intelligence artificielle correspond à une intelligence largement supérieure aux performances humaines. Elle est capable de s'améliorer d'elle-même et de réaliser une multitude de tâches en même temps. Ces machines sont alors dotées d'une conscience de soi.

Selon le philosophe suédois Nick Bostrom cette IA définit une « super intelligence » comme « un intellect beaucoup plus compétent que les meilleurs cerveaux humains dans pratiquement tous les domaines, y compris la créativité scientifique, la sagesse et les talents sociaux. »

Dans la vie quotidienne, nous sommes loin de cette forme d'IA, elle reste un sujet d'espoirs et de craintes. Les programmes d'aujourd'hui appartiennent à l'IA faible mais se développent progressivement vers l'IA forte.

3.1.5. Les techniques d'intelligence artificielle

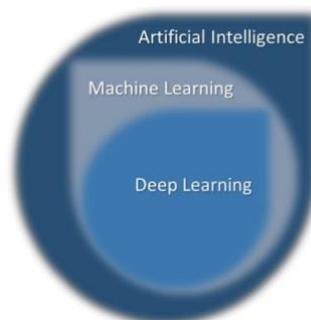


Figure 1. Illustration des techniques l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est très vaste et comprend différents concepts. L'apprentissage profond (deep learning) fait partie de la famille des techniques d'apprentissage automatique (machine learning) appartenant à l'IA.

L'apprentissage automatique (machine learning)

L'apprentissage automatique ou machine learning consiste à reproduire un comportement dans des situations complexes, à l'aide d'algorithmes qui vont apprendre quelle est la solution à adopter dans ces situations. Ces algorithmes qui ont enregistré les décisions prises, vont créer un modèle pour automatiser la résolution des problèmes selon les situations complexes, sans intervention de l'Homme. Ce processus travaille de manière indépendante et évite la réalisation de réglages de l'algorithme.

L'apprentissage automatique est construit avec des algorithmes d'IA et est alimenté à partir d'une quantité énorme de données d'entraînement. Il est capable d'analyser les nombreuses branches d'un arbre décisionnel afin d'arriver à la meilleure solution dans la situation. On parle alors de « random forest » (forêt d'arbre décisionnel ou forêt aléatoire).

C'est à partir de cette méthode que le programme d'échec « Deep Blue » de IBM a pu battre le champion du monde d'échec de l'époque Garry Kasparov en 1997. Le programme a identifié les pièces sur l'échiquier, et analysé toutes les solutions possibles grâce à un arbre décisionnel pour faire ses prédictions et atteindre la victoire.

Prenons comme exemple l'apprentissage d'une machine pour la reconnaissance d'un chat. Autrefois l'opérateur devait remplir les caractéristiques d'un chat (moustache, queue, poils, ...)

pour conditionner le programme informatique. Aujourd'hui grâce au machine learning, la machine doit apprendre le concept de chat, pour cela l'opérateur rentre un grand nombre d'exemples au sein de l'algorithme pour automatiser le processus de reconnaissance.

L'apprentissage profond (deep learning)

L'apprentissage profond ou deep learning dérive du machine learning. Il correspond à un réseau de neurones artificiels se calquant sur le fonctionnement du cerveau humain. Ce système est composé de plusieurs couches de neurones (nœuds) et de synapses (connexions), qui reçoivent tout un tas d'information. Un neurone artificiel correspond à une fonction mathématique. Ces données sont traitées successivement par les neurones des différentes couches, et organisées pour obtenir le résultat souhaité. Tous ces neurones échangent des informations entre eux, les mémorisent pour les comparer avec des situations équivalentes déjà passées afin d'apporter la meilleure décision. Ce mécanisme élaboré entre les neurones du cerveau artificiel, sont fondés à partir de plusieurs algorithmes.

Le fonctionnement interne du système rappelle fortement celui d'un cerveau humain. C'est un système d'autoapprentissage, il apprend par lui-même à la différence des programmes qui opèrent selon des paramètres pré remplis.

Prenons par exemple, le cas de la reconnaissance des images. Pour réaliser cet apprentissage, il est nécessaire de collecter plusieurs images qui serviront de base de données pour l'algorithme. Ensuite, il est essentiel de catégoriser les données pour indiquer à l'algorithme la localisation et la présence des éléments recherchés dans les images. Vient le tour de l'apprentissage avec de nombreux exemples d'images, le réseau de neurones doit savoir reconnaître les différents éléments de l'image. Au terme de l'apprentissage, l'algorithme de deep learning a la capacité d'analyser l'image, d'identifier ses éléments et de la catégoriser ou bien préciser quel élément est présent ou non. Le système est capable de conserver les résultats concluants en les gardant en mémoire, et les mauvais résultats sont réajustés. Avec l'expérience le système gagne en efficacité et devient plus performant.

Le tout premier réseau de neurones artificiel utilisant le deep learning, a été créé par le français Yann Lecun en 1989, il était capable de déchiffrer des chiffres écrits à la main. Puis en 2016, le

logiciel en deep learning, « Alpha Go » de Google, a réussi à battre les meilleurs joueurs de Go. Deux obstacles se sont opposés au développement du deep learning, il s'agit du volume massif de données nécessaire et de la puissance de calcul résolu grâce aux processeurs graphiques.

Machine Learning vs. Deep Learning

La différence entre ces deux systèmes d'IA repose sur la façon dont ils sont mis en place. La phase d'apprentissage et leur ajustement diffèrent également. Pour le machine learning les ajustements sont réalisés manuellement alors que pour le deep learning les ajustements se font par l'intermédiaire de ses couches de neurones artificiels.

L'IA permet d'obtenir des gains d'efficacité, de temps et la rationalisation des tâches répétitives. Les techniques d'IA atteignent les résultats attendus avec précision quasiment en temps réel, par un processus d'autoapprentissage, sans intervention humaine. L'IA continue de se développer et de progresser tout en proposant de nombreux avantages d'optimisation.

Pour résumer, l'intelligence artificielle est une méthode permettant aux machines de mimer l'intelligence humaine pour prendre des décisions avec logique. Elle inclut le machine learning qui offre aux machines la possibilité d'améliorer des tâches, sans expérience. Elle comprend également le deep learning qui permet une auto-progression des machines par des réseaux de neurones.

3.2. Radiothérapie

3.2.1. Définition

La radiothérapie est un traitement locorégional des cancers, dont bénéficie plus de la moitié des patients atteints d'un cancer. Elle fait partie des traitements de référence contre les cancers. C'est une technique pouvant être utilisée seule, ou bien en association avec d'autres techniques, comme par exemple la chimiothérapie (radiochimiothérapie) pour potentialiser son effet. La radiothérapie peut être à visée curative, pour guérir le patient, ou à visée palliative, pour soulager le patient de ses symptômes.

Cette technique de traitement utilise des rayonnements ionisants pour détruire les cellules cancéreuses en bloquant leur capacité à se multiplier. L'irradiation provoque des dommages importants à l'ADN, et les cellules cancéreuses y sont plus sensibles. Elles ne parviennent pas à réparer les lésions aussi bien que les cellules saines. Pour cette raison, elles deviennent incapables de se multiplier, et finissent par mourir. L'objectif de cette irradiation est de détruire les cellules cancéreuses tout en préservant le mieux possible les tissus sains et les organes avoisinants. Même si l'irradiation cible de manière très précise la tumeur, certains tissus avoisinants et certains organes à risques sont irradiés, c'est ce phénomène qui est à l'origine des effets secondaires du traitement.

La radiothérapie regroupe plusieurs types de techniques de traitement. On retrouve la radiothérapie externe, où la source d'irradiation est située à l'extérieur du patient. Pour la curiethérapie les sources radioactives sont au contact de la zone à traiter. Et enfin la radiothérapie métabolique qui consiste à administrer en intraveineux ou en per os, un produit radioactif qui se fixe préférentiellement sur les cellules cancéreuses pour les détruire.

3.2.2. Mise en œuvre d'un traitement en radiothérapie

Le déroulement d'une radiothérapie se fait en plusieurs étapes. Elle débute par des consultations, la simulation virtuelle, la planification dosimétrique, la séance de traitement avec le positionnement et le traitement du patient, puis les procédures de contrôle.

3.2.2.1. Consultation médicale

Toute prise en charge en radiothérapie commence par une consultation médicale, qui fait suite à une décision de RCP (Réunion de Concertation Pluridisciplinaire). Cette consultation est réalisée par le radiothérapeute référent du patient.

L'objectif est d'une part de contrôler le dossier médical du patient (compte rendu clinique, historique de la maladie...). Et d'autre part il s'agit de déterminer la prescription médicale. C'est-à-dire de définir les volumes cibles à irradier, la dose totale à délivrer à chacun de ces volumes, le fractionnement (dose par séance) et l'étalement (durée totale de traitement).

Cette consultation a pour rôle d'expliquer au patient le déroulement du traitement et des séances, les indications, les effets secondaires, leur prévention, et les bénéfices et les risques liés à l'irradiation. C'est également l'occasion de prévoir l'organisation et la coordination du traitement dans le cas de traitement concomitant (chimiothérapie, hormonothérapie, thérapie ciblée).

3.2.2.2. Consultation paramédicale

La consultation paramédicale est réalisée par des manipulateurs, et est organisée lorsque le patient ressent le besoin d'informations complémentaires sur son parcours de soin. Elle peut être programmée à n'importe quel moment de son traitement, par les manipulateurs ou le radiothérapeute.

Les objectifs sont variables selon les besoins des patients et de leur entourage. Ce temps d'écoute et d'échange avec le patient permet de réexpliquer le déroulement du traitement (organisation des séances, but de la radiothérapie, le rythme du traitement, ...), et les effets secondaires liés au type de cancer et sa localisation. A ce moment peut être présenté un film avec des témoignages de patients pour aider à comprendre la prise en charge et la vie avec la maladie. Les manipulateurs vont orienter les patients vers des soins de support (psychologue, nutritionniste, assistante sociale, ...) et des organismes (Ligue contre le cancer) pour les aider selon leurs besoins.

3.2.2.3. Simulation virtuelle

Cette étape de simulation virtuelle, est réalisée par un manipulateur, avec quelques fois la présence du radiothérapeute selon les protocoles. Il s'agit d'un scanner avec ou sans injection de produit de contraste. Il permet d'acquérir les données anatomiques du patient en 3D avec une très bonne résolution, et de connaître la densité électronique des différents voxels acquis, puis de les convertir en niveau de gris.

L'objectif de la simulation virtuelle est de déterminer la position définitive du traitement selon le cancer, en veillant à prendre en compte le confort, l'anatomie et la mobilité du patient. Il est essentiel d'assurer la reproductibilité de la position à l'aide de moyens de contentions et de positionnement, comme par exemple les masques thermoformés, le plan incliné ou bien les matelas à dépression. Cette position prise au scanner est notée précisément dans le dossier informatisé du patient pour être reproduite lors des séances de traitement.

Toutes les données récoltées pendant le scanner (anatomie, contours externes du patient, densités électroniques des voxels) sont utilisées pour réaliser par la suite la balistique de traitement. Sa finalité est de définir les caractéristiques des faisceaux pour le traitement.

La simulation virtuelle peut être réalisée soit en temps réel, soit en différé. Lors de cette étape, on définit la position et les moyens de contentions. On place des billes radio-opaques pour déterminer le zéro scanner, et on effectue le scanner. Ensuite sur le TPS (Treatment Planning System) a lieu la délimitation des volumes cibles ou alors directement d'un champ de traitement avec la DRR (Digital Reconstruction Radiography) (image de référence). Cela permet de définir le ou les isocentres, dont les coordonnées sont transmises au logiciel de lasers mobiles, pour mettre en place des repères pour le traitement (points de tatouage sur le patient et adhésifs sur les contentions). Au scanner une coupe axiale est réalisée pour vérifier le positionnement de l'isocentre ; puis il est marqué sur la peau à l'aide de points de tatouage ou d'adhésifs sur les contentions personnalisées. L'isocentre correspond au point d'intersection entre l'axe de rotation du bras et l'axe du faisceau.

Dans le cas d'une simulation virtuelle en temps réel, la position de l'isocentre est déterminée au scanner, alors que pour la simulation virtuelle différée, il est trouvé pendant l'étape dosimétrique car le choix de la balistique est complexe, et c'est lors du second scanner que cet isocentre est matérialisé.

A la fin de la simulation virtuelle, toutes les données de la simulation sont transférées vers les consoles de calcul dosimétrique.

3.2.2.4. Planification dosimétrique

La planification dosimétrique a lieu après le scanner et est réalisée par un manipulateur, puis validée par un physicien médical et un radiothérapeute. Son objectif est de délivrer une dose homogène au volume cible ($95\% < \text{dose} < 107\%$) tout en protégeant au mieux les tissus sains avoisinants et en respectant les limites de doses aux organes à risques (OAR).

Elle débute par la réalisation du plan de traitement sur le TPS, qui peut se découper en 3 étapes :

- Imagerie de fusion
- Délinéation des volumes cibles et OAR
- Choix de la balistique

Le scanner réalisé est l'imagerie anatomique de référence pour le calcul dosimétrique, grâce à la connaissance des densités électroniques des tissus. Pour certaines tumeurs, ces images scanner sont fusionnées avec des images d'IRM (imagerie anatomique) permettant une meilleure visualisation des tissus mous. Dans d'autres cas, les images scanner sont fusionnées avec des images TEP (imagerie métabolique et fonctionnelle) permettant de visualiser les régions avec une forte activité métabolique. Ces fusions d'images sont quelques fois indispensables pour une bonne délinéation des volumes cibles.

Vient ensuite la phase de délinéation des volumes cibles et des organes à risques sur les images du scanner. Comme volumes cibles on retrouve par ordre croissant le GTV (volume cible tumoral macroscopique), le CTV (volume cible anatomo-clinique), et le PTV (volume cible à irradier). La prescription de dose établie par le médecin rappelle la dose à délivrer aux volumes cibles et les limites de doses à ne pas dépasser aux organes à risques. On cherche à irradier un maximum les volumes cibles (dose élevée), tout en préservant au maximum les organes à risques et les tissus sains (faible dose), pour avoir la plus faible toxicité et la meilleure efficacité du traitement. C'est la problématique majeure en radiothérapie.

Par la suite, le choix de la balistique est primordial. Il convient de choisir le type de rayonnement et son énergie, électrons ou photons selon la profondeur des volumes cibles et la nature des tissus à traverser. Il est également important de déterminer la pondération, le nombre et la position de chaque faisceau utilisé pour le traitement. Pour finir, il s'agit de définir la forme du champ d'irradiation à l'aide du MLC (collimateur multilames) et l'utilisation des modificateurs de faisceaux (filtres en coin, bolus, caches) pour optimiser la délivrance de dose.

Lors de la planification dosimétrique, la dose délivrée au patient pendant le traitement est calculée à partir de la prescription médicale.

Ensuite il est nécessaire d'évaluer le plan de traitement en analysant la distribution de dose. Une évaluation quantitative avec un Histogramme Dose Volume (HDV) et une évaluation qualitative avec des courbes isodoses sont réalisées. Il s'agit d'une courbe où les points reçoivent la même dose d'irradiation dans des conditions fixées. L'isodose 95% doit englober le PTV. Le plan de traitement est réoptimisé selon une analyse de la distribution de dose dans les 3 plans et de la présence de points chauds et de points froids.

Après chaque étude dosimétrique le manipulateur doit vérifier le respect de la prescription. La dose dans le volume cible doit être homogène et comprise entre 95% et 107% de la dose prescrite. Il s'agit de vérifier que la dose reçue par les organes critiques n'entraîne pas de radiolésions et respecte les contraintes de doses. Il est également important de rester vigilant au fractionnement et d'en discuter avec le radiothérapeute. La dose reçue par les tissus sains avoisinants doit être la plus faible possible. Cette étude est ensuite validée par le radiothérapeute puis par un physicien médical.

Le plan de traitement est ensuite transféré à l'appareil de traitement à partir du système informatique : « Record and Verify », pour garantir l'enregistrement et le contrôle de l'ensemble des paramètres de traitement.

3.2.2.5. Positionnement

Le jour de la séance de traitement, le patient est accueilli et les manipulateurs lui explique les étapes de la séance et l'installe sur la table. Le positionnement a pour objectif de placer le patient sous l'appareil de traitement dans les mêmes conditions que pour la simulation virtuelle (même position et même moyen de contention). On retrouve les détails de cette position dans le dossier informatisé du patient, à partir du plan de traitement et des images de référence. Le système des lasers et la projection du champ lumineux permettent aux manipulateurs de repositionner le patient avec un centrage identique à la simulation virtuelle pour s'assurer d'une bonne reproductibilité. Un contrôle par imagerie de la position du patient est effectué par les manipulateurs. A partir des clichés orthogonaux, les manipulateurs réalisent des recalages anatomiques avec les images de référence (DRR), puis appliquent les corrections nécessaires. Les clichés sont ensuite validés par le radiothérapeute.

3.2.2.6. Traitement et contrôles

A chaque séance de traitement, les manipulateurs s'assurent de la bonne reproductibilité de la position du patient. Ils contrôlent le positionnement par imagerie KV ou MV, le poids, la prise de sang et la douleur (EVA) chaque semaine. Ils s'assurent également qu'il s'agit du bon patient et du bon champ de traitement, et surveillent le patient pendant l'irradiation.

Lors de la première séance de traitement et à chaque changement du faisceau, les manipulateurs réalisent des mesures in vivo (MIV) pour les traitements en conformationnel, et en IMRT si le contrôle qualité (CQ) n'a pas été nécessaire. Cela permet de contrôler la dose délivrée au patient.

Lors de son traitement, le patient a accès à une consultation hebdomadaire de surveillance réalisée par le radiothérapeute pour surveiller les effets secondaires. Ces effets sont directement liés au type de cancer et à la région irradiée. Ils sont différents selon la sensibilité des patients (érythème cutané, céphalée, dysphagie, ...). Il appartient au manipulateur de connaître les effets secondaires des traitements pour informer et conseiller au mieux les patients.

3.2.2.7. Techniques de traitement

a) Radiothérapie conformationnelle 3D (RC3D)

La radiothérapie conformationnelle 3D consiste en une planification par calcul direct de la dose. C'est-à-dire que la balistique de traitement débute par la segmentation des volumes, puis la définition de la balistique, dans laquelle on va définir les caractéristiques de chaque faisceau (nombre, orientation, forme, énergie, filtration, pondération, modificateurs de faisceaux), et à partir de ces faisceaux planifiés, la dose est calculée, puis évaluée.

En RC3D, la balistique de traitement est le résultat de l'association de plusieurs faisceaux. Ils peuvent être uniformes, ou bien corrigés avec des modificateurs de faisceaux comme la présence d'un filtre en coin. Ce filtre permet d'obtenir des distributions de dose convexes. Cependant si les volumes à irradier sont de formes complexes avec des parties concaves, alors cette distribution de dose ne sera pas optimale. On retrouvera des régions saines qui seront sur-dosées.

Ces différents faisceaux sont mis en place grâce à l'utilisation des collimateurs multi-lames appelés MLC (Multi Leaf Colimator). Ils sont constitués de plusieurs paires de lames se déplaçant avec une très grande précision. La radiothérapie conformationnelle 3D est actuellement la technique de traitement la plus courante en radiothérapie externe (cancer du sein, métastases, localisations périphériques).

b) Radiothérapie conformationnelle par modulation d'intensité (RCMI ou IMRT)

En radiothérapie, une dose élevée est bénéfique pour traiter la tumeur et guérir les patients cependant cette irradiation importante est plus toxique dans les tissus sains. On cherche à optimiser l'effet différentiel entre la tumeur et les tissus sains. Pour cela, différentes techniques se développent, notamment les collimateurs multi-lames qui ont remplacé les caches plombés.

L'IMRT consiste à utiliser ces collimateurs multi-lames pour moduler l'intensité des faisceaux. Il existe deux grandes techniques en IMRT, soit par segmentation le « step and shoot », soit en dynamique avec le mouvement continu des lames le « Vmat ». Avec les techniques multifaisceaux statiques successifs définis par le MLC ou par le mouvement continu des lames, on peut désormais créer des faisceaux d'intensité non homogène. Cette technique permet de générer des isodoses concaves afin d'obtenir une distribution de dose parfaitement adaptée au volume cible tout en limitant la dose aux organes à risques.

c) La radiothérapie guidée par l'imagerie (IGRT)

La radiothérapie guidée par l'image (IGRT) est une innovation majeure qui permet de localiser la tumeur lors de la séance d'irradiation. Une imagerie quotidienne ou hebdomadaire selon la localisation de la tumeur est réalisée au moment de la séance. Cela permet ensuite de définir des recalages à faire sur les structures osseuses ou sur les tissus mous. Ces recalages sont par la suite appliqués de manière automatique à l'aide de décalages de table.

L'imagerie peut être de type KV (tubes à rayons X) ou bien MV (imagerie portale), en 2D, 3D ou 4D qui inclut le cycle respiratoire. On obtient des vues orthogonales pour visualiser des repères anatomiques et parfois des repères dans un organe ou sur la peau du patient.

Il existe certains systèmes d'imagerie externe (Exactrac) avec le tube à rayons X dans le sol et le capteur dans le plafond. On peut effectuer les recalages sur des fiduciels qui sont des implants opaques au sein d'un organe.

L'IGRT couplée à l'IMRT participe à augmenter le contrôle local et diminuer la toxicité.

d) Radiothérapie stéréotaxique

La radiothérapie en condition stéréotaxique est une technique qui utilise de nombreux faisceaux convergents de petites dimensions. Son objectif est d'irradier avec de fortes doses un volume cible de très petite taille avec une précision millimétrique. Le positionnement du patient est réalisé de manière très précise à l'aide de caméras infrarouges, ce qui permet de réduire les marges. Cette technique est beaucoup utilisée pour les tumeurs crâniennes et extra-crâniennes.

La radiothérapie stéréotaxique apporte la notion d'hypofractionnement, c'est-à-dire un traitement avec de plus fortes doses (3 à 10 Gy/fraction), et moins de séances (<40) donc un traitement plus court.

Elle utilise le cyberknife, un accélérateur linéaire de haute précision monté sur un robot, et guidé par l'image pour suivre en temps réel les mouvements de la tumeur pendant l'irradiation. Ce robot guidé par l'image prend en compte les décalages observés et se repositionne, il corrige sa position avant chaque tir de rayonnement. La précision du cyberknife permet d'atteindre la tumeur avec des doses élevées en épargnant au maximum les tissus sains et en réduisant les effets secondaires.

e) Radiothérapie adaptative (RTA)

La radiothérapie adaptative a pour objectif de suivre la dose au cours des séances pour modifier le plan de traitement selon les variations individuelles. C'est une radiothérapie guidée par la dose.

En réalité la dose planifiée peut être différente de la dose délivrée, il est donc intéressant d'adapter le traitement en utilisant plusieurs plans pour maintenir une bonne qualité dans la précision de l'irradiation.

Jusqu'à présent, l'ensemble des séances est programmé à partir du scanner de simulation en considérant qu'il y avait aucune modification des volumes cibles. Cependant, des changements s'opèrent, on peut remarquer une fonte tumorale, une perte pondérale, un œdème tissulaire, ou encore une diminution du volume de certains organes. Avec toutes ces modifications de volume dans le temps, l'irradiation n'est pas toujours adéquate. C'est pour cela que la radiothérapie adaptative offre des re-planifications en cours de traitement pour s'adapter au mieux à la morphologie le jour de la séance.

Cette technique consiste à calculer un nouveau plan de traitement entre les séances, puis de corriger les variations systématiques ou progressives. Il s'agit d'une technique en cours de validation du fait du problème de contrôle des différentes étapes et de l'addition de la dose des plans.

f) Les autres évolutions technologiques

D'autres évolutions techniques existent en radiothérapie, comme la radiothérapie asservie à la respiration, avec un gating respiratoire associé à un système de repositionnement surfacique. On retrouve également le cyberknife qui est une solution de radiothérapie stéréotaxique du corps entier. Il existe également les techniques de tomothérapie, la protonthérapie, la dose painting et la thérapie focale.

3.3. Sujet de recherche

La radiothérapie est un des traitements majeurs contre le cancer, cependant il existe des risques de surdosages pour les tissus sains. Ces risques entraînent de nombreux effets secondaires qui sont souvent difficiles à vivre pour les patients. Les raisons principales sont liées aux modifications anatomiques du patient ou bien aux imprécisions de calculs.

L'intelligence artificielle a pour but d'optimiser chaque étape du traitement en radiothérapie. Il s'agit d'une avancée technologique importante qui permet d'améliorer la délivrance de la dose et la précision du traitement, pour réduire les effets secondaires. Tous ces progrès techniques et informatiques aboutissent à augmenter le confort du patient et à diminuer la durée du traitement. Le patient peut ainsi bénéficier de ces progrès qui lui confèrent de nombreux avantages.

Lors de ma phase exploratoire, après la lecture de nombreux articles abordant l'IA en radiothérapie, j'ai découvert plusieurs applications possibles de l'intelligence artificielle.

Une des applications majeures de l'IA intervient dans la radiothérapie adaptative, pendant le traitement. En utilisant des algorithmes de « machine learning », le traitement est adapté en temps réel. C'est-à-dire que selon le mouvement des organes et les modifications anatomiques du patient, la dose délivrée est modifiée pour s'adapter au mieux à ces changements. Il s'agit d'une adaptation par redélimitation et par recalcul de la dose délivrée au cours du traitement.

L'intelligence artificielle s'intègre aussi à l'étape de simulation, en utilisant une imagerie par résonance magnétique (IRM) qui remplace le scanner de simulation. Il s'agit des IRM Linac utilisant des logiciels d'IA. La planification dosimétrique et le calcul initial des doses est donc réalisé à partir d'une image d'IRM qui offre une meilleure visualisation des tissus mous. Une imagerie quotidienne permet aussi une adaptation en temps réel du plan de traitement. L'IRM peut intervenir à toutes les étapes du parcours du patient en radiothérapie.

En amont du traitement, l'IA apparaît au moment de la planification dosimétrique. Des logiciels d'IA aident à la délimitation des volumes cibles et des organes à risques.

L'intelligence artificielle intervient également au niveau de la décision thérapeutique. Certains logiciels d'analyse d'images médicales, utilisant le machine learning, sont aptes à reconnaître la marque radiomique des tumeurs sur un scanner. C'est une signature qui correspond à un marqueur prédictif d'une réponse à la radiothérapie. Elle prédit la réponse complète à la radiochimiothérapie, et le risque de récurrence, dans l'optique d'éviter une opération.

Toutes ces applications de l'intelligence artificielle en radiothérapie, m'ont poussé à m'interroger et à approfondir ce sujet avec des recherches complémentaires. J'ai alors eu la volonté de développer mon sujet avec cette question de départ :

En quoi l'essor de l'intelligence artificielle améliore-t-elle la prise en charge des patients en radiothérapie ?

L'hypothèse est que l'intelligence artificielle contribue à rendre la prise en charge du patient en radiothérapie plus optimale. Pendant ma phase exploratoire, j'ai cherché des articles abordant mon sujet. J'en ai exploré quelques-uns traitant des nouvelles applications de l'intelligence artificielle. Cependant la plupart des articles étaient orientés vers le domaine médical et non paramédical. Ces ouvrages ne présentaient pas la vision des manipulateurs radio, ni l'aspect de prise en charge et d'intérêt pour le patient. Rapidement, je me suis aperçue que les informations autour de mon thème étaient limitées.

C'est à partir de ce constat que j'ai décidé de réaliser une revue de la littérature. Ce travail me permet de rassembler, analyser et organiser plusieurs articles scientifiques dans le but de présenter une synthèse des connaissances et des avancées scientifiques de l'IA en radiothérapie. L'analyse de la littérature synthétise plusieurs ouvrages et propose un bilan des études effectuées.

Lors de la construction de mon cadre conceptuel, j'ai rencontré quelques difficultés. Au début de mon travail, mon sujet était orienté vers le côté manipulateurs radio. Il s'agissait de l'impact de l'intelligence artificielle dans la pratique quotidienne du manipulateur. Toutefois, aucun ouvrage n'abordait cet aspect. J'ai alors pris la décision de modifier mon thème de recherche, en l'orientant plutôt vers le côté patient. Mon sujet est donc devenu : **l'impact de l'intelligence artificielle dans la prise en charge des patients en radiothérapie.**

IV. Méthodologie de recherche

4.1. Conception de l'algorithme de recherche

Pour sélectionner les articles scientifiques qui ont participé à mes recherches, j'ai utilisé la base de données Medline PubMed (Medical Literature Analysis and Retrieval System Online). C'est une base de données bibliographiques qui regroupe une grande partie des publications de la sphère médicale.

A partir de Medline, j'ai élaboré un algorithme de recherche afin d'établir ma liste d'articles scientifiques retenus pour participer à ce travail. Cet algorithme a pour but de réaliser une sélection précise et pertinente d'articles scientifiques pour faire ressortir les articles d'intérêts de mon thème. Il s'agit d'une combinaison de termes employés dans la base de données pour sélectionner les articles les plus pertinents. J'ai commencé par choisir les termes qui illustrent au mieux mon sujet :

Radiothérapie – Intelligence artificielle

Dans Medline chaque article est indexé selon ses caractéristiques (nom de l'auteur, titre de l'article, date de publication, ...), ce qui permet d'effectuer des recherches très spécifiques. Dans l'algorithme, pour formuler au mieux ma recherche, j'ai utilisé les termes MeSH. Le thésaurus MeSH (medical subject headings) est utilisé dans la base de données Medline pour rechercher tous les synonymes d'un mot et gagner en précision, comme des mots-clés.

Une liste de termes et de mots-clés MeSH a été utilisée pour interroger Pubmed. Dans l'équation de recherche, plusieurs termes sont assemblés à l'aide d'opérateurs booléens (AND, OR, NOT), afin de combiner ou d'exclure des termes de recherche. Ils doivent être utilisés dans l'algorithme avec des balises des champs de recherche. Par exemple un algorithme de recherche se construit de cette manière : terme de recherche [balise] OPÉRATEUR BOOLÉEN terme de recherche [balise] et ainsi de suite. J'ai commencé avec cette recherche :

Artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms]

Cet algorithme a abouti à 1 274 résultats. Après cette première exploration, j'ai décidé d'employer des filtres pour appliquer des limites à ma recherche. J'ai sélectionné dans la rubrique disponibilité du texte, l'item « free full text ». L'accès au texte intégral des articles est parfois gratuit ou bien leur accès est conditionné à la souscription d'un abonnement payant. Ce filtre a réduit ma recherche à 418 résultats. Ensuite, j'ai limité la recherche à une période de publication de 5 ans. Mon travail porte sur un sujet récent, l'intelligence artificielle, qui évolue constamment. J'ai donc choisi cette période pour obtenir des articles récents et à jour sur les nouvelles avancées technologiques dans ce domaine. Avec ce nouveau filtre ma recherche a abouti à 250 résultats.

Par la suite, j'ai voulu élargir ma recherche avec d'autres termes, pour cela j'ai étudié différents aspects autour du sujet. J'ai également analysé les MeSH terms de certains articles pertinents pour rechercher des correspondances et faire des rapprochements. Cela m'a permis de retenir quelques mots retrouvés dans plusieurs articles, pour les incorporer dans mon algorithme. Avec ces mots, j'ai utilisé le référencement « Title/Abstract ».

J'ai commencé ma sélection d'articles à partir de cet algorithme :

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR precision oncology [Title/Abstract] OR radiation therapy [Title/Abstract] OR algorithm [Title/Abstract] OR Computer-Assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] OR treatment [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR future [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR Magnetic Resonance Imaging [Title/Abstract] OR data science [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR radiation effects [Title/Abstract]

Je suis parvenue à 1 151 247 résultats avec cet algorithme. Certains mots renvoyaient à des articles hors sujet, ou alors n'apportaient pas d'articles pertinents dans la liste proposée, ni d'articles supplémentaires. J'ai alors supprimé plusieurs mots les uns à la suite des autres en observant leur impact sur la liste d'articles proposés par Medline. J'ai également combiné certains mots ce qui améliorerait la précision des résultats. Cette phase d'élaboration de l'algorithme est disponible en Annexe I. A la fin de cette partie, l'algorithme qui en résulte est le suivant :

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] AND machine learning [Title/Abstract] AND deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning computer-Assisted [Title/Abstract] OR radiotherapy workflow [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

Cet algorithme final fait ressortir 74 articles. Il a été testé pour la dernière fois le 4 février 2022. L'Annexe II reprend la démarche de construction de cet algorithme de recherche.

4.2. Méthode de sélection des articles

Pour m'aider dans la sélection de mes articles, j'ai établi au préalable certains critères de sélection. J'ai utilisé des critères d'inclusion et d'exclusion pour définir les caractéristiques des articles, qui seront retenus pour l'analyse.

Critères d'inclusion :

- Applications d'intelligence artificielle
- Domaine de la radiothérapie
- Intervention de machine learning et de deep learning

Critères d'exclusion :

- Articles qui abordent d'autres techniques d'imagerie (ultrasons, ECG, ...)
- Articles limités à l'étude d'un symptôme, d'un type de cancer, ...
- Épidémie de Covid-19, protocole Covid
- IRM Linac
- Articles de gestion des risques

L'algorithme final a fourni 74 articles scientifiques à partir de Medline. J'ai commencé par analyser les titres des articles et j'ai identifié 51 articles avec un titre hors sujet. Parmi les 23

articles restants, 2 ont été jugé hors sujet par la lecture de leur résumé. Tous les articles sont écrits en anglais et sont entièrement disponibles à la lecture. Après cette première étape de lecture des titres et des résumés, je suis parvenue à 21 articles. Deux d'entre eux ont été considéré hors sujets après les avoir lus, et 11 ont été estimé peu pertinents pour ce travail. Suite à cette étape, 8 articles ont été retenu pour être analysés et participer à ce travail de recherche. Cette sélection des articles est expliquée ci-dessous.

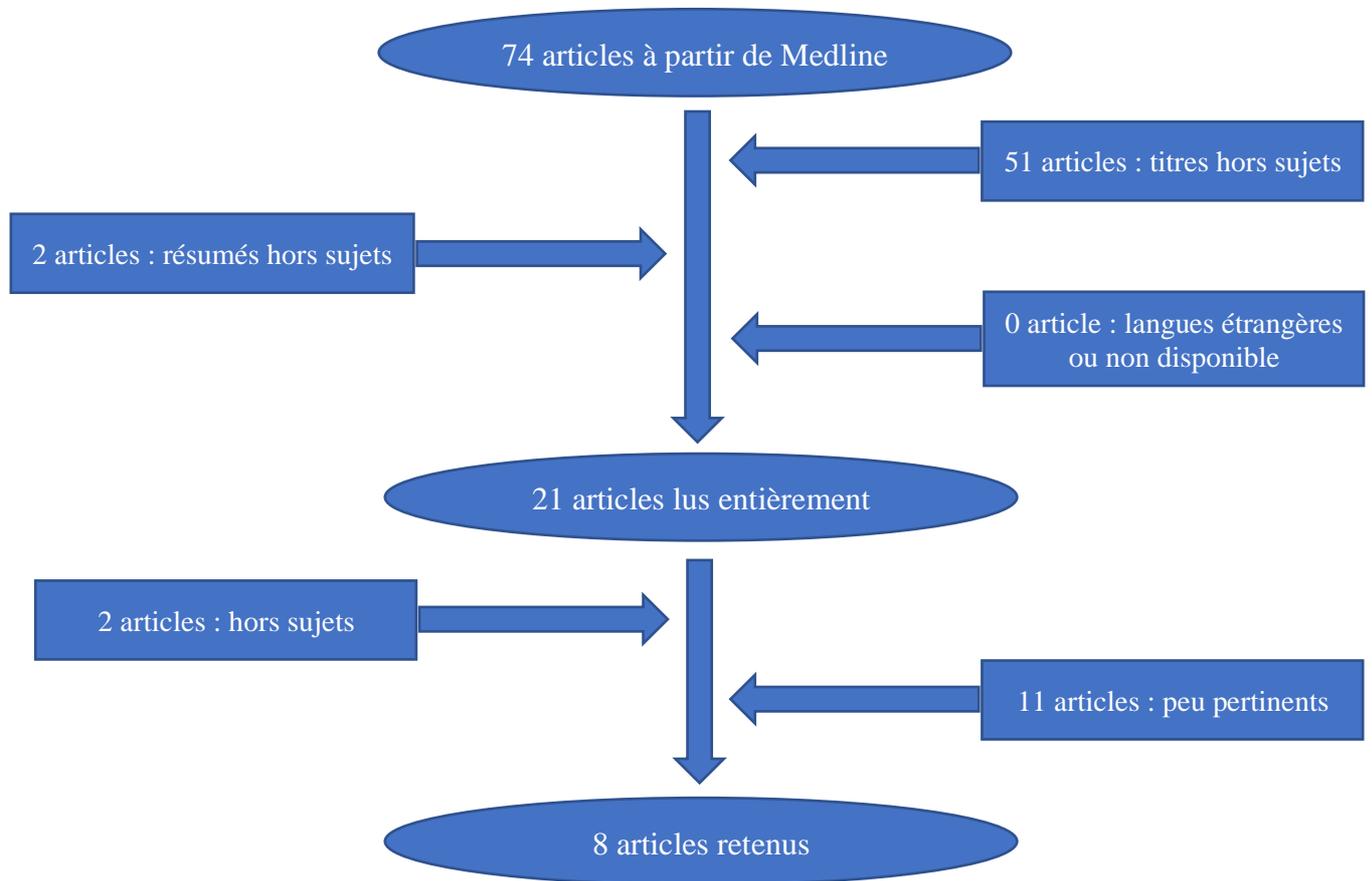


Figure II. Diagramme représentant la méthode de sélection des articles utilisés pour la revue de la littérature

4.3. Recueil de données des articles retenus

Suite à la lecture et à l'analyse des 8 articles scientifiques toutes les informations recueillies ont été classé et comparé dans des tableaux. On peut retrouver pour chaque article ses caractéristiques (titre de l'article, nom des auteurs, date de publication, nombre de pages, mots-clés). Dans ces tableaux, sont recensés les points forts et les points faibles et une synthèse est réalisée pour chacun. L'ensemble de ces informations est consultable en Annexe III.

V. Résultats

5.1. Les articles étudiés

Les 8 articles analysés dans cette revue de la littérature abordent chacun plusieurs applications cliniques de l'intelligence artificielle, à chaque étape du traitement par radiothérapie. L'ensemble de ces articles sont des revues de la littérature constituée à l'aide de publications de modèles basés sur l'apprentissage automatique (machine learning).

Les articles présentent comment l'IA permet l'automatisation de différentes étapes du traitement, et l'optimisation du flux de travail en radiothérapie. Ils précisent l'introduction de ces applications en pratique clinique dans le but de simplifier les étapes chronophages de la planification pour les automatiser, tout en précisant les avantages rencontrés.

L'ensemble des articles étudiés dans cette revue de la littérature précise les applications en pratique clinique des modèles d'IA. Ces algorithmes interviennent à différents moments du traitement. On retrouve le processus de fusion d'images médicales, le contournage automatique des volumes cibles et des organes à risques, la planification automatique du plan de traitement et la tomographie synthétique lors de la simulation. Il est également question de la prédiction d'une récurrence tumorale, de prédiction de la distribution de la dose et des résultats, l'évaluation de l'efficacité de la réponse au traitement, et d'autres applications pour la prédiction de l'efficacité et des effets secondaires. On retrouve aussi le processus de prédiction des complications tissulaires normales et de prédiction du contrôle des tumeurs pour aider la décision clinique, et l'organisation de l'assurance qualité du flux de travail.

Toutes ces applications sont encore au stade de développement avec un potentiel clinique très important, et connaissent une croissance majeure, avec un avenir prometteur. L'utilisation de ces modèles nécessite une bonne connaissance dans l'intelligence artificielle en radio-oncologie, pour maîtriser leurs applications et éviter de provoquer des dommages s'ils sont mal utilisés. Les possibilités de développement de l'IA en pratique clinique amènent les radio-oncologues à se familiariser avec ces nouvelles pratiques, dans le but d'optimiser le plan de traitement, et augmenter le contrôle dosimétrique.

5.2. Contexte de l'arrivée de l'intelligence artificielle en radiothérapie

Pour pallier aux tâches chronophages et subjectives de la pratique clinique en radiothérapie, les modèles d'algorithmes d'intelligence artificielle sont utilisés pour améliorer la précision du traitement, gagner du temps et diminuer la charge de travail.

Chaque application d'IA découle d'un constat en pratique clinique et a pour but d'améliorer ou d'optimiser un aspect du plan de traitement. Par exemple, pendant le traitement par radiothérapie, la tumeur et les organes à risques subissent des modifications anatomiques de volume ce qui induit un risque élevé de toxicité. Le traitement délivré est parfois différent de celui prévu. C'est ce constat qui a conduit au développement d'algorithmes d'IA qui étudient le moment optimal pour une replanification à l'aide d'outils.

Une des tâches chronophages lors de la planification est le contournage des volumes cibles et des organes à risques. C'est avec cette idée que se sont développés des modèles de segmentation automatiques des volumes cibles et des organes à risques, pour optimiser le flux de travail et gagner du temps. Ce sont toutes ces contraintes qui ont amené la mise en place de ces modèles.

Le principal but de l'IA dans la pratique clinique consiste à simplifier les étapes chronophages de la planification pour les automatiser. En radiothérapie, l'intelligence artificielle a un intérêt grandissant.

De nombreuses applications existent en radiothérapie et se développent. Dans cette revue de la littérature sera présenté les applications majeures, c'est-à-dire la segmentation automatique des volumes cibles et des organes à risques, l'optimisation de la planification et prédiction de la dose, la replanification, et la prédiction du contrôle tumoral.

5.3. Segmentation automatique des volumes cibles et des organes à risques

En radiothérapie, la première étape du traitement est la simulation virtuelle, qui consiste à simuler le traitement du patient à l'aide d'une technique d'imagerie (souvent le scanner). C'est à partir de cette imagerie qu'est réalisée la délimitation des volumes cibles et des organes à risque. Il s'agit d'un processus manuel, chronophage et long dans lequel on trace le contour des organes grâce à des outils. Lors de cette étape il existe une très grande variabilité intra et inter observateur. Les modèles d'auto-segmentation proposés dans ces articles ont pour but d'améliorer la précision de la segmentation et d'homogénéiser les contours, pour délivrer de fortes doses aux volumes cibles et épargner au maximum les organes à risques. Cette amélioration dosimétrique, pourrait réduire le risque de toxicité et prédire le risque de récidives ou d'effets secondaires.

Parmi les 8 articles analysés, 6 abordaient le processus d'auto-segmentation. Dans leur étude, Yang et Al ont élaboré un algorithme de segmentation automatique des glandes parotides post-traitement. Cette étude incluait 15 patients atteints d'un cancer de la tête et du cou, bénéficiant d'un traitement par radiothérapie, avec un suivi d'au moins 1 an. La première étape a été de contourner manuellement les glandes parotides sur la base d'une IRM, avant le début du traitement. Cela a permis d'obtenir un volume pour constituer un atlas. Chaque patient de l'étude a réalisé 3 IRM de suivi à 3,6, et 12 mois après leur traitement de radiothérapie, sur lesquelles ont été segmenté de manière automatique les glandes parotides.

Pour cela, un atlas a été constitué à partir des images contourées de l'IRM pré-traitement pour chaque patient. Dans cet atlas, sont regroupées les images IRM déformables hybrides utilisées pour cartographier l'IRM pré-traitement à l'IRM post-traitement. Après cette étape, l'application de la transformation du modèle d'IA, permet l'auto-segmentation des glandes parotides sur l'IRM post-traitement.

De nombreuses caractéristiques sont extraites des images afin de rendre le modèle plus performant. Cela permet d'entraîner la machine à vecteur de support, pour augmenter sa capacité de détection. Ensuite un post traitement est appliqué, par lissage et des actions morphologiques 3D, dans le but d'obtenir une image contourée sans déformations, ni artefacts.

Pour évaluer l'efficacité et les performances du modèle, on utilise l'indicateur DSC. C'est le coefficient volumétrique de Dice-Sørensen (DSC), qui détermine la fiabilité du modèle. Plus le coefficient de Dice-Sørensen est proche de 90 %, plus les deux délimitations se recouvrent, et plus le modèle est performant. Dans le modèle étudié par Yang et Al, ce coefficient est supérieur à 90 %. La segmentation automatique des glandes parotides est d'autant plus efficace par segmentation manuelle ou automatique.

Dans une autre étude réalisée par Nikolov et Al, utilisant des réseaux de neurones artificiels (deep learning), est présentée une autre méthode d'auto-segmentation des volumes cibles et des organes à risques. La méthode précédente basée sur des atlas n'a pas une performance conséquente par rapport à la segmentation manuelle, et le gain de temps apporté est relatif car cette méthode nécessite une vérification et une correction. Ce réseau a contouré automatiquement 21 organes à risques de la tête et du cou sur des images scanner. Dans cette étude, une analyse des résultats de

la segmentation est effectuée. Les images sont segmentées par un radiologue expérimenté puis vérifiées par un second radiologue. Ensuite les images contourées sont inspectées par 2 radiothérapeutes. Puis les résultats sont évalués par le coefficient DSC de surface. La délimitation s'est révélée similaire pour tous les organes à risques sauf pour le tronc cérébral et le cristallin droit, avec un écart supérieur à 5 %. Cet écart est expliqué par la qualité du scanner, sur lequel on voit mieux les contours. Cette méthode de segmentation basée sur les réseaux de neurones convolutifs a été plus performante, elle a permis une meilleure délimitation des volumes et un gain de temps.

L'intervention de l'intelligence artificielle dans le processus de segmentation automatique a connu un développement important. Il existe actuellement 2 types d'algorithmes d'IA : l'auto-segmentation basée sur l'atlas (ABAS) et l'auto-segmentation basée sur l'apprentissage en profondeur (deep learning).

Auto-segmentation basée sur l'atlas (ABAS)

La segmentation automatique basée sur l'atlas, utilise un atlas constitué d'images contourées de patients (images + contours). Il s'agit soit d'un groupe d'images de référence, de patients déjà contourés dans un centre donné pour obtenir un atlas moyen, similaire au nouveau patient. C'est-à-dire de choisir dans une collection d'images, l'atlas moyen se rapprochant le plus du patient. Ou bien un logiciel fournit un modèle applicable pré-entraîné sur des images de patients et vérifié par des spécialistes.

A partir de cet atlas sélectionné d'un patient similaire, l'algorithme ABAS fait correspondre l'atlas moyen avec l'imagerie du patient, pour générer les contours du nouveau patient. Cela consiste à faire correspondre anatomiquement les voxels entre le scanner de l'atlas et le scanner du patient, pour transposer les contours de référence sur le nouveau patient, à l'aide d'un champ vectoriel de déformation (figure 2).

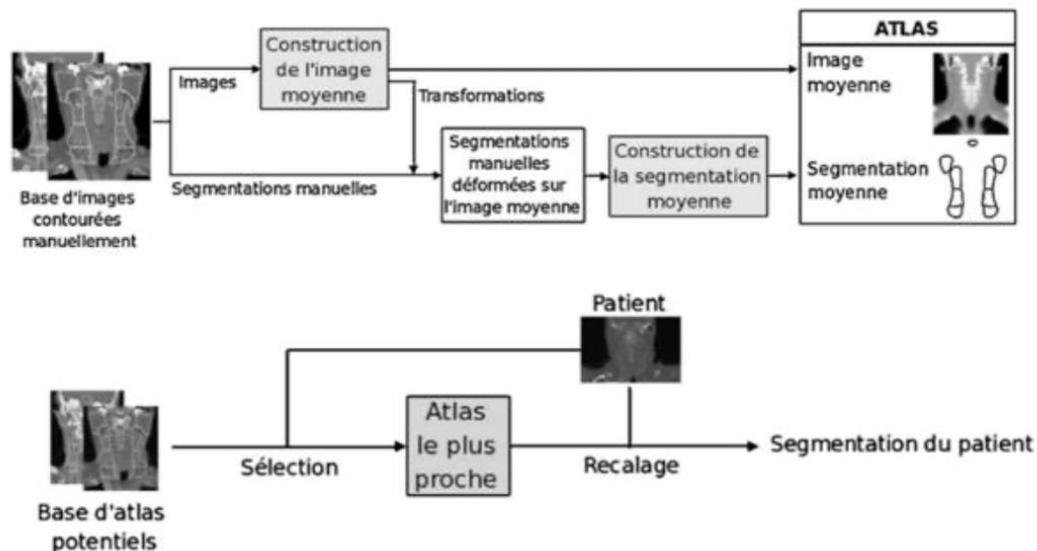


Figure 2. Représentation d'un algorithme de segmentation automatique basée sur des atlas

Cette méthode de segmentation est la plus commercialisée, principalement dédiée au cancer de la tête et du cou. Elle offre un gain de temps important, cependant elle nécessite également une correction manuelle de vérification. Ce modèle d'algorithme prometteur va se développer pour toutes les localisations de cancer.

La segmentation automatique des volumes peut servir d'outil pour la radiothérapie adaptative. L'étude des volumes segmentés et de l'histogramme dose-volume (HDV) peut déterminer la nécessité d'une replanification. Cela peut être une planification Off-line (nouveau scanner de simulation virtuelle) ou bien une planification On-line (sur la table du traitement).

Auto-segmentation basée sur l'apprentissage en profondeur (deep learning)

Le 2^{ème} type d'algorithmes d'IA est l'auto-segmentation basée sur l'apprentissage en profondeur (deep learning). Il s'agit de réseaux de neurones convolutifs (CNN), dans lesquels chaque voxel de l'image est associé à un organe à risque ou à un volume donné selon la localisation du voxel dans l'image, son intensité et ses rapports avec les voxels voisins. C'est grâce aux caractéristiques des voxels, qu'ils sont reliés à un volume pour pouvoir être segmenté automatiquement. Il existe également quelques variantes des CNN, notamment la variante U-Net qui intègre des informations des tranches de voxels voisines grâce à des convolutions transversales. On a aussi la variante des réseaux de neurones convolutifs dilatés qui améliore la performance du modèle et augmente le champ perceptif pour une meilleure segmentation des volumes.

Ce modèle d'auto-segmentation basé sur les CNN, est encore au stade de développement. Il possède une meilleure efficacité de segmentation que les modèles basés sur l'atlas, et se développent activement.

Le processus chronophage de délimitation des volumes cibles et des organes à risques est largement simplifié par l'arrivée des algorithmes d'intelligence artificielle. Les modèles actuellement développés ont une performance qui concurrence et qui surpasse même la segmentation manuelle. Néanmoins, les contours obtenus par ces modèles devront toujours faire l'objet d'une validation médicale.

5.4. Optimisation du plan de traitement et prédiction de la dose

Suite à la segmentation automatique, les programmeurs ont développé des algorithmes intervenant dans la planification des traitements de radiothérapie. Dans le but d'améliorer l'efficacité de la planification et d'harmoniser les pratiques, les efforts récents s'orientent vers l'automatisation du processus de planification et vers l'optimisation des compromis dosimétriques.

Lors de la planification du traitement, une étape de dosimétrie simule le dépôt de dose dans le patient à partir des images de la simulation, pour définir la balistique du traitement (énergie, nombre de faisceaux, orientation, pondération, ...). L'objectif à atteindre dans la distribution de dose, est la couverture complète des volumes cibles et épargner au maximum les organes à risques et les tissus sains avoisinants, afin de réduire le risque d'effets secondaires. Sur le TPS (Treatment Planning System), la dose peut être estimée et calculer pour atteindre les objectifs de doses du traitement et respecter les limites de doses aux organes.

Le principe consiste à remplacer le processus d'optimisation inverse à base d'objectifs par des modèles d'intelligence artificielle qui modélise la dosimétrie. L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la planification se résume en 3 catégories : implémentation et raisonnement automatisés des règles, modélisation des connaissances antérieures en pratique clinique et optimisation multicritère.

Implémentation et raisonnement automatisés des règles

Au sein des articles étudiés, 3 articles présentaient le procédé d'automatisation de la planification. Parmi les solutions proposées, on retrouve l'implémentation et le raisonnement automatisés des règles. La planification manuelle consiste à déterminer des paramètres pour respecter les contraintes de doses et la couverture cible. Puis quelques ajustements stratégiques sont généralement nécessaires. Pour l'automatisation du plan, un programme informatique binaire avec des structures « si-alors » est utilisé. Il s'agit d'un flux de travail ARIR, qui réduit les interventions humaines chronophages. Le TPS va mimer une planification manuelle, associer des exigences dosimétriques et analyser l'anatomie du patient à l'aide de nombreuses itérations. Une autre solution est apparue sans intervention d'un programme informatique mais d'un modèle d'entrée, intégré dans le Pinnacle TPS. Ce modèle de planification recense les exigences dosimétriques et établit des planifications secondaires. Le plan est ensuite affiné suite à des itérations selon le modèle d'entrée.

Modélisation des connaissances antérieures en pratique clinique

La planification automatique est également construite par la modélisation des connaissances antérieures. Cette méthode a recours à des modèles statistiques pour extraire les paramètres de planification des « bons » cas antérieurs similaires. Tous ces paramètres sont utilisés dans la phase de réalisation du plan comme références pour la planification d'un nouveau cas. Lorsque se présente un tel cas, les paramètres extraits sont utilisés par le modèle pour améliorer l'efficacité et l'automatisation du plan. A partir d'un certain nombre de cas antérieurs, les contraintes HDV et la formes des volumes cibles et des OAR peuvent être prédit par cette méthode.

Les travaux de Yuan et al présentent un modèle de modélisation des connaissances fondé sur l'histogramme de distance à la cible (caractéristiques anatomiques d'un OAR par rapport au volume cible) et sur l'histogramme dose-volume. Ces travaux concernent des patients atteints de cancer de la prostate, de la tête et du cou, traités par une technique IMRT. Avec l'application de ce modèle d'optimisation de la planification, l'étude a révélé de très bons résultats pour la prédiction de la dose aux organes à risques. Le seul inconvénient de cette méthode est le manque d'informations spatiales lorsque les volumes ont une géométrie particulière.

Optimisation multicritère

Une des autres applications est l'optimisation multicritère. Dans les modèles actuels de TPS, l'inconvénient est la ré-optimisation lors du changement dans les exigences dosimétriques. Pour pallier à cette contrainte, le modèle d'optimisation multicritère peut être proposé pour gagner du temps. Ce modèle produit plusieurs « plans d'ancrage » simultanément au moment de la planification inverse. Afin d'optimiser la planification, un seul critère HDV est optimisé pour chacun des « plans d'ancrage ». Tous ces plans constituent une hyper-surface appelée « surface de Pareto ». Grâce à cette méthode il est possible de se déplacer dans la surface de Pareto à travers les plans pour choisir un plan idéal, en respectant les exigences dosimétriques et en gagnant du temps, sans ré-optimisation.

Dans les travaux de Breedveld et al sur l'IMRT, le modèle est présenté avec une nouvelle approche. Il s'agit d'un seul plan optimisé à partir d'une liste de critères dosimétriques déterminé avant l'optimisation inverse. Au moment de l'optimisation, le modèle présente des plans optimisés pour chacun des faisceaux pouvant être utilisé à postériori.

L'IA intervient également à l'étape de calcul de la dose délivrée au patient pendant les séances. Ce calcul de la dose volumétrique permet d'obtenir des prévisions dosimétriques et ainsi identifier les valeurs de doses aberrantes pour améliorer la planification. Dans les articles étudiés pour les

traitements des cancers de la tête et du cou, on retrouve 3 types de modèles de prédiction de la dose : les réseaux de neurones basés sur un atlas par déformation, les réseaux de neurones entièrement connectés et les réseaux de neurones convolutifs.

Prédiction de dose d'atlas basée sur la déformation

Dans l'étude réalisé par McIntosh et Purdie, un algorithme de forêts de régression est employé. Cette méthode fonctionne en choisissant dans un atlas le plan de plus semblable dans une collection de plans antérieurs. Ensuite, la dose volumétrique est prédite par application de la transformation du plan sur le nouveau patient par déformation. Il s'agit de la conversion d'une distribution de dose par voxel en un nouveau plan de traitement. Ce modèle est imprécis à cause des erreurs possibles dans les nombreuses sous-étapes.

Prédiction de dose par un réseau neuronal entièrement connecté

Shiraishi et al ont présenté dans leurs travaux, des réseaux de neurones artificiels à deux couches connectées, pour prédire la dose à partir d'un ensemble d'information de carte de distance cible et d'OAR. Ce modèle est polyvalent, cependant il est sensible au risque de sur-ajustement et de conservation de la mémoire.

Prédiction de dose par un réseau neuronal convolutif

Les réseaux de neurones convolutifs dilatés sont efficace pour prédire la dose dans des régions mobiles par rapport à l'anatomie du patient. Cette méthode emploie des convolutions qui ne prennent pas en compte les données lors de la phase d'encodage, ce qui lui permet d'élargir son champ visuel. Ce modèle est innovant et sera développé pour les cancers de la tête et du cou en IMRT.

L'automatisation du plan de traitement et la prédiction de la dose permettent d'améliorer l'efficacité de la planification et la cohérence de la qualité du plan. Récemment de nombreux modèles d'IA utilisant des techniques de machine learning ou de deep learning dans la planification se développent. Elles ont pour but de réduire l'intervention humaine et la charge de travail, et réduire le temps de génération des plans de traitement. Ce temps gagné, permet d'offrir des opportunités pour explorer la dosimétrie optimale, de nouvelles méthodes de suivi et de flux de travail.

5.5. Replanification

Dans cette analyse d'articles, 2 d'entre eux abordent le processus de replanification. En radiothérapie adaptative, l'utilisation de l'apprentissage automatique (machine learning), permet de déterminer le moment optimal pour une nouvelle planification. Elle devient nécessaire lorsque l'anatomie du patient (volumes cibles et organes à risques) subit des modifications de taille et de forme pendant le traitement. Cela entraîne un risque de toxicité plus élevé pour les tissus sains et un contrôle tumoral plus faible que sur la dosimétrie prévue.

Esteyrie et al ont réalisé une étude appelée l'étude GIRAFE. Son but est d'évaluer quotidiennement, les contours automatiquement déformés sur le scanner de replanification, et les contours automatiquement déformés sur le MVCT pour vérifier la nécessité d'une replanification. L'étude inclut 48 patients traités par IMRT, atteints de carcinome épidermoïdes de la tête et du cou. Chaque jour, ils subissent des MVCT de repositionnement, dont les contours sont comparés aux scanners réalisés durant la 3^{ème}, 4^{ème}, 5^{ème} et 6^{ème} semaine de traitement. Sur ces scanners intermédiaires, on compare les contours initiaux avec les contours automatiques du MVCT. Puis, on calcule le coefficient de Dice-Sørensen (DSC) pour les glandes parotides. Les résultats de

l'étude présentent l'existence d'un rétrécissement de la glande parotide, avec une accélération des modifications au moment de la première moitié du traitement. Au milieu du traitement, les parotides ont perdues 5 à 32 % de leurs volumes, et à la fin du traitement 13 à 41 %. Cela a entraîné une augmentation de 3,7 Gy aux parotides et le risque de xérostomie a haussé de 8,2 %. Il existe une différence entre la dose prévue et la dose délivrée. Alors il est possible que la dose à la tumeur soit plus faible et la dose aux OAR soit plus élevée que prévue, occasionnant un risque accru de toxicité.

En radiothérapie adaptative, un logiciel d'apprentissage automatique compare la dose planifiée « dose du jour » et la dose délivrée. Ce processus complètement automatisé est capable de détecter les variations de dose délivrée, et ensuite déclencher une alerte lorsqu'une replanification est nécessaire. Après avoir été testé sur 13 patients, le logiciel a montré le besoin d'une replanification pour les 2 dernières semaines du traitement. Il est efficace pour définir le moment idéal pour la replanification.

La radiothérapie adaptative modifie le plan de traitement par une replanification, lorsque surviennent des variations anatomiques du patient, au cours du traitement, afin d'optimiser la distribution de doses. Pour cela le moment idéal doit être trouvé, pour que la dose délivrée soit toujours la plus adaptée aux variations. L'intervention de l'IA permet de gagner du temps dans le workflow de replanification, et augmenter le contrôle tumoral sans altérer la qualité de vie.

5.6. Prédiction du contrôle tumoral

Parmi les articles étudiés, 6 d'entre eux évaluent les modèles d'apprentissage automatique de prédiction des risques de récurrences des cancers, et de probabilité de complications des tissus normaux (risque de métastases à distance, récurrence, statut HPV, propagation extra-ganglionnaire). Certains modèles interviennent également dans le diagnostic pour la classification du pronostic ou la stadification. Ces modèles ont pour but de prévoir les complications éventuelles et leur toxicité pour définir et optimiser la stratégie de traitement.

Les modèles de prédiction, présentés par Men et al, se basent sur un réseau de neurones convolutifs qui prédit le risque de xérostomie, après une radiothérapie des cancers de la tête et du cou. Cette étude inclus 784 patients souffrant de carcinomes épidermoïdes de la tête et du cou. A partir du scanner de simulation, de la distribution de dose et de la délimitation des glandes salivaires, le réseau de neurones convolutifs prédit la xérostomie. L'étude révèle des résultats très satisfaisants.

Dans une autre étude, cette fois-ci pour la prédiction de la récurrence tumorale pour le cancer du poumon non à petites cellules, 46 patients ont été inclus. A partir des images scanner, suite à une radiothérapie stéréotaxique, le modèle de prédiction a été appliqué. Cette étude a révélé 5 cas de récurrence locale et 7 cas de survie globale.

Les modèles d'apprentissage automatique présentés, délivrent une modélisation des résultats et du plan afin de guider la décision clinique et les modalités du traitement. Les complications fréquentes après une IMRT de la tête et du cou, comme la mucosite ou la xérostomie, affectent la qualité de vie du patient. Cela peut provoquer un report des séances de traitements, des séances manquées, une durée de traitement plus longue, et compromettre le contrôle tumoral. L'utilisation de ces modèles de ML améliore l'évaluation de la prédiction de probabilité de contrôle tumoral, pour optimiser la stratégie de traitement.

Au final, l'analyse de tous ces articles scientifiques a mis en évidence les applications majeures de l'IA en radiothérapie. Les modèles d'apprentissage automatique ont été présentés, avec leur fonctionnement et leurs bénéfices pour le flux de travail et pour les patients.

VI. Discussion

Les différents articles étudiés dans cette revue de la littérature, donnent un aperçu des applications des logiciels d'IA dans la routine clinique, et des développements futurs. L'hypothèse initiale est que l'intelligence artificielle contribue à rendre la prise en charge du patient en radiothérapie plus optimale.

En radiothérapie, la prise en charge du patient est complexe et fait appel à de nombreuses étapes tout au long du traitement. A chaque de ces étapes, on peut retrouver des logiciels d'IA qui cherchent à améliorer et faciliter la prise en charge en passant par l'automatisation de certains processus. Parmi les plus connus et les plus fréquents en pratique clinique on retrouve les procédés vu précédemment : c'est-à-dire l'autosegmentation des volumes cibles et des organes à risques, l'optimisation de la planification et prédiction de la dose, la replanification, et la prédiction du contrôle tumoral. D'autres domaines où on retrouve des applications d'IA existe et n'ont pas été abordé dans ce travail comme : la fusion d'image, l'assurance qualité, l'aide au diagnostic, les pseudo-CT ou IRM-Linac, ...

La délimitation des volumes cibles et des organes à risques est une tâche chronophage, qui tend à se simplifier et à se raccourcir avec l'arrivée des solutions d'IA. Le processus de segmentation des volumes cibles et des organes à risques est une tâche manuelle, chronophage et pouvant être longue. Cela induit une forte variabilité humaine. Son automatisation a permis d'améliorer la précision de la segmentation et d'homogénéiser les contours proposés. L'objectif recherché est de cibler les volumes cibles avec de fortes doses, tout en protégeant au maximum les organes à risques et les tissus sains avoisinants. Cette amélioration dosimétrique, pourrait réduire le risque de toxicité et prédire le risque de récurrences ou d'effets secondaires.

Le modèle d'auto-segmentation des volumes présente une performance supérieure à une segmentation manuelle, tout en répondant aux exigences dosimétriques et aux exigences du traitement clinique. Il améliore la délimitation des volumes et permet un gain de temps considérable. Le temps de segmentation avec un modèle d'apprentissage automatique est réduit à quelques secondes (5 secondes en moyennes). Ainsi le temps libéré, peut être utile pour réaliser d'autres tâches et est bénéfique pour le patient qui obtient une prise en charge plus rapide.

Tous les progrès évoqués précédemment, offrent des perspectives prometteuses en radiothérapie pour améliorer la prise en charge des patients. Le bénéfice majeur est le temps gagné lors de la préparation du plan de traitement.

La planification est une étape pouvant être très longue surtout pour les cancers complexes. En radiothérapie la planification des traitements par planification inverse, est une étape pouvant prendre plusieurs heures, ou même des jours. Ce qui prend du temps est l'optimisation du plan avec ses nombreuses itérations. Le temps de planification peut maintenant être réduit à quelques minutes grâce à ces logiciels de planification automatique. Les interactions humaines sont réduites afin de générer des plans dans les meilleurs temps. Le temps ainsi gagné peut permettre d'offrir des opportunités pour explorer la dosimétrie optimale, de nouvelles méthodes de suivi et de flux de travail. Ce temps gagné est notamment bénéfique pour le patient, il est pris en charge plus tôt avec ses premières séances de traitement plus précoce. Le cancer est traité aussitôt avec un meilleur contrôle de la tumeur.

L'objectif à atteindre dans la distribution de dose, est la couverture complète des volumes cibles et épargner au maximum les organes à risques et les tissus sains avoisinants, afin de réduire le risque d'effets secondaires. Sur le TPS, la dose peut être estimée et calculée pour atteindre les objectifs de doses du traitement et respecter les limites de doses aux organes.

Les modèles d'apprentissage automatiques pour l'optimisation du plan de traitement participent grandement à réduire le temps de préparation des plans, tout en améliorant leur qualité. Ils permettent également d'améliorer l'efficacité de la planification et la cohérence de la qualité du plan.

L'optimisation de la planification offre un meilleur contrôle de la délivrance de dose pour diminuer les risques d'effets secondaires, une diminution de la durée des traitements, et une augmentation de la précision pour réduire la variabilité humaine.

Lors de la réalisation du plan de traitement, on cherche à réduire le temps de calculs et l'optimisation dosimétrique pour développer la radiothérapie adaptative en temps réel dans la salle de traitement (planification on-line). Cette replanification devient nécessaire lorsque l'anatomie du patient (volumes cibles et organes à risques) subit des modifications de taille et de forme pendant le traitement. Cela entraîne un risque de toxicité plus élevé pour les tissus sains et un contrôle tumoral plus faible que sur la dosimétrie prévue. Il existe une différence entre la dose prévue et la dose délivrée. Alors il est possible que la dose aux OAR soit plus élevée que prévue et la dose à la tumeur plus faible, occasionnant un risque accru de toxicité et de récurrence.

Dans la radiothérapie adaptative, en cas de variations anatomiques du patient au cours du traitement, est réalisée une replanification. Elle est faite au moment optimal pour que la dose délivrée soit adaptée aux variations. L'intervention de l'IA permet de gagner du temps dans le workflow de replanification, et augmenter le contrôle tumoral sans altérer la qualité de vie.

Les patients ayant un risque de sous-dosage du volume cible avec un surdosage des parotides peuvent bénéficier de cette technique. Les variations de doses délivrées sont détectées et la planification ré-optimisée. Le but en routine clinique pour les patients est d'améliorer leur qualité de vie avec la diminution du risque d'effets secondaires. Le traitement est mieux supporté, cela évite de repousser ou annuler les séances en fonction de l'état global du patient, à cause de la mauvaise tolérance liée aux effets secondaires.

Des modèles d'IA interviennent dans la prédiction du contrôle tumoral. C'est le cas des modèles d'apprentissage automatique de prédiction des risques de récurrences des cancers, et de probabilité de complications des tissus normaux (risque de métastases à distance, récurrence, statut HPV, propagation extra-ganglionnaire). Certains modèles interviennent également dans le diagnostic pour la classification du pronostic ou la stadification. Leur but est de prévoir les complications éventuelles et leur toxicité pour définir et optimiser la stratégie de traitement.

Les complications fréquentes après une IMRT de la tête et du cou, comme la mucosite ou la xérostomie, affectent la qualité de vie du patient. Par exemple, la xérostomie est une sensation de bouche sèche liée à l'absence de flux salivaire. Cette complication suite à l'IMRT dégrade la qualité de vie du patient. Elle provoque des difficultés à parler et à manger (perte de poids, anorexie, douleurs), associé à des complications dentaires et infectieuses (caries dentaires). Cela constitue un effet secondaire limitant dans les cancers de la tête et du cou.

La survenue de ces complications peut provoquer un report des séances de traitements, des séances manquées, une durée de traitement plus longue, et compromettre le contrôle tumoral. La

prise en charge de ces patients est fortement impactée. C'est pourquoi une meilleure prédiction de la dose sur les glandes salivaires, notamment les parotides, peut les préserver au maximum, afin de réduire et prévenir le risque de xérostomie et donc améliorer la qualité de vie.

L'utilisation de ces modèles de ML améliore l'évaluation de la prédiction de probabilité de contrôle tumoral, pour optimiser la stratégie de traitement. Ces modèles peuvent aussi aider à guider la décision clinique et les modalités du traitement.

Le sujet de l'intelligence artificielle en radiothérapie est au centre d'une recherche intense, avec de plus en plus de travaux qui en témoignent. Cependant, les solutions d'IA existantes restent limitées en routine clinique de par les performances limitées des propositions commerciales. Cela peut s'expliquer par les problèmes éthiques que suscitent l'intégration des données patients dans les atlas d'entraînements des modèles, ou bien encore la question de la responsabilité légale des logiciels d'IA.

L'arrivée de l'intelligence artificielle en radiothérapie bouleverse le fonctionnement habituel en s'orientant vers de la radiothérapie personnalisée avec une automatisation des tâches, ce qui modifie la prise en charge du patient. Le gain de temps généré par ces modèles permet d'augmenter le niveau d'exigence dosimétrique et la précision des traitements, pour cibler le volume tumoral et protéger les organes à risques. Le patient peut alors bénéficier d'une meilleure stratégie de traitement, avec une toxicité moindre. Tous ces avantages ont pour but d'améliorer la qualité de vie du patient.

6.1. Points faibles

Après avoir effectué une lecture critique des articles scientifiques étudiés, plusieurs faiblesses apparaissent et sont à souligner. Notamment, dans la majorité des études le faible nombre de participants est une faille qui est beaucoup revenue. Dans la plupart des études on retrouve moins de 50 participants (15 patients inclus dans l'étude sur le modèle d'auto-segmentation, 48 participants inclus pour la replanification avec un logiciel testé sur 13 patients, ou encore 46 patients inclus dans l'étude pour prédire la récurrence du cancer du poumon). La majorité des études présentant l'IA dans le flux de travail en radiothérapie, ont inclus 100 patients ou moins. Il s'agit d'un ensemble de données reconnu de petite taille dans le cadre des modèles d'intelligence artificielle. Le nombre limité de patient inclus dans les études, fournit une faible puissance statistique. Le risque avec des échantillons de petite taille est qu'ils peuvent ne pas être suffisamment représentatif de tous les patients. Plus les échantillons sont grands, plus ils peuvent s'affranchir de la variabilité interindividuelle et plus l'étude est fiable.

D'autres articles scientifiques étudiés dans cette revue, témoignent d'un manque d'objectivité dans le contourage des volumes cibles et des organes à risques. Le radiothérapeute apporterait un jugement clinique au moment de la segmentation, à partir de l'état du patient, du type de cancer, de l'extension, et de la propagation de la tumeur sur l'imagerie. En effet, il existe une variabilité interindividuelle entre les radiothérapeutes lors du contourage. En fonction de leur expérience, ils possèdent une interprétation qui leur est propre. Cette variabilité peut engendrer des contraintes pour le développement des modèles d'IA de segmentation, notamment pour les cancers dont les volumes sont très variables. La pratique clinique varie d'un radiothérapeute à l'autre et même d'un centre de cancérologie à un autre. C'est pour cette raison que les modèles d'IA sont spécifiques à un centre ou à un radiothérapeute selon sa base d'entraînement.

Dans les études, un ensemble de données trop faible peut conduire à un sur-ajustement ou sur-apprentissage. C'est une erreur de modélisation dans laquelle les performances du modèle sont surestimées. Les prévisions du modèle ne sont alors pas très précises, puisque le nombre de

paramètres est supérieur au nombre de données. L'utilisation d'un nombre de données limitées pour la planification du traitement, diminue la performance des modèles d'IA complexes. Ce qui freine le développement des modèles.

6.2. Points forts

On retrouve également dans ces articles des points forts qui confirment la fiabilité des études. Dans ce travail, 6 articles sont des revues de la littérature, et sont basés sur une recherche complète dans PubMed. Dans ces articles toutes les études sont issues de publications PubMed et sont sélectionnées à l'aide d'une équation de recherche avec des termes MeSH. Par exemple dans l'un des articles, pour rechercher des publications sur la radiomique et l'apprentissage automatique pour prédire la récurrence, des termes MeSH sont utilisés pour interroger la base de données PubMed (« head and neck cancer », « radiomic », « signature », « survival », « machine learning »). Ces recherches via PubMed permettent de garantir des sources fiables dans le domaine médical.

Dans les études sur l'auto-segmentation, les performances des modèles sont évaluées sur la même base à l'aide du coefficient volumétrique de Dice-Sørensen (DSC). Ce qui permet de comparer les résultats de différents modèles. Au sein des articles on retrouve les critères d'inclusions et d'exclusions des études, qui s'assure d'une bonne investigation clinique.

Une démarche d'analyse critique est importante pour rester vigilant sur l'analyse des résultats. Ce point de vue critique permet de guider la lecture d'articles. La qualité des échantillons est primordiale pour s'assurer de la fiabilité de l'étude et d'une bonne interprétation des résultats en évitant les biais de sélection.

VII. Conclusion

Cette revue de la littérature vise à synthétiser les connaissances existantes sur certaines applications d'IA en radiothérapie. Ce travail m'a permis de valider mon hypothèse sur la contribution de l'intelligence artificielle à rendre la prise en charge plus optimale.

A l'aide de l'IA, de nombreux aspects de la prise en charge du patient ont été améliorés. L'avantage majeur est le gain de temps, grâce à la puissance de calcul des modèles pouvant planifier un traitement, la prise en charge a pu être accélérée. Le temps nécessaire pour concevoir un traitement a fortement été amélioré malgré la durée d'entraînement des modèles qui reste longue. Cela a permis de réduire le temps de préparation des plans de traitement et la durée du traitement. Contrairement à l'Homme, l'IA travaille toujours au maximum de ses capacités. Le traitement sera toujours optimisé avec des doses minimales aux OAR et des contraintes de doses respectées.

De plus, cela a permis une homogénéisation des pratiques pour délivrer à tous les patients un traitement efficace, en gagnant en précision, sans tenir compte de la variabilité des professionnels liée à l'expérience. Une homogénéisation de la dose est également à relever, ce qui a abouti à un meilleur suivi dosimétrique pendant le traitement, pour diminuer les risques d'effets secondaires, améliorer la qualité de vie et la tolérance du traitement. Les modèles d'IA sont capables d'évaluer la délivrance de la dose et délivrer des estimations des HDV dans le but de personnaliser les traitements en les adaptant à chaque patient. Ils peuvent également améliorer la prédiction de probabilité de contrôle tumoral, pour optimiser la stratégie de traitement. Ces modèles peuvent aussi aider à guider la décision clinique et les modalités du traitement.

En pratique clinique, l'objectif est d'irradier au maximum la tumeur et préserver au mieux les organes à risques et les tissus sains avoisinants, afin de réduire les effets secondaires du traitement et d'améliorer la qualité de vie du patient. Cette irradiation est grandement améliorée par les modèles d'IA décrits. Ils rendent l'irradiation des traitements plus précis pour limiter les doses délivrées et donc les effets secondaires, pour viser une meilleure efficacité des traitements. Plusieurs études ont démontré l'intérêt de l'intelligence artificielle en radiothérapie dans la pratique clinique, en matière de survie, de confort et de qualité de vie.

L'intelligence artificielle s'installe dans plusieurs domaines de l'imagerie médicale, et arrive progressivement en radiothérapie. Le travail des professionnels de santé ainsi que la prise en charge des patients est impacté favorablement.

Dans ce travail certains points n'ont pas été abordés comme les questions éthiques que suscitent l'IA, la responsabilité juridique, l'assurance qualité, ou encore d'autres applications de diagnostic. Après avoir étudié l'impact de l'intelligence artificielle dans la prise en charge, je me suis demandée quel impact l'utilisation de l'IA en routine clinique pourrait avoir sur la relation avec le patient. Nous avons vu précédemment que l'avantage majeur de l'IA est de gagner du temps, et ce temps dégagé pourrait être consacré au patient. Il existe même des solutions d'IA pour faciliter la communication avec le patient et notamment sa compréhension. Des outils peuvent être utilisés pour aider à comprendre le traitement avec une image de façon ludique. Cela pourrait renforcer l'observance thérapeutique des traitements. Cette réflexion m'a amené à quelques réflexions: A quel point l'IA peut-elle impacter la relation soignant-soigné ? L'intelligence artificielle remplacera-t-elle un jour la relation avec le patient ? Les solutions d'IA seront-elles capables d'empathie ?

Finalement, cette étude m'a permis d'évaluer l'intérêt de l'intelligence artificielle en radiothérapie, et de révéler que le développement des modèles d'IA représente un réel progrès dans la prise en charge des patients.

VIII. Bibliographie

Webographie :

- JASAREVIC, Tarik. L'OMS publie le premier rapport mondial sur l'intelligence artificielle (IA) appliquée à la santé et six principes directeurs relatifs à sa conception et à son utilisation. 28 Juin 2021. *Organisation mondiale de la santé*. <https://www.who.int/fr/news/item/28-06-2021-who-issues-first-global-report-on-ai-in-health-and-six-guiding-principles-for-its-design-and-use>
- MAURISSE, Rosalie. Les startups françaises mobilisent l'intelligence artificielle pour lutter contre le cancer. Février 2019. *Sanofi*. <https://www.sanofi.fr/fr/labsante/IA-appliquee-a-la-recherche-contre-le-cancer-pourquoi-la-france-rayonne>
- Première en Belgique : de la radiothérapie adaptative grâce à l'Intelligence artificielle. 14 Septembre 2021. *Cliniques universitaires Saint-Luc*. <https://www.saintluc.be/fr/news/radiotherapie-adaptative>
- Intelligence artificielle et santé Des algorithmes au service de la médecine. 6 Juillet 2018. *Inserm*. <https://www.inserm.fr/dossier/intelligence-artificielle-et-sante/>
- IA : Qu'est-ce que l'Intelligence Artificielle et ses applications. SAS. https://www.sas.com/fr_fr/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html
- Radiothérapie et intelligence artificielle : vers une révolution ?. *Centre de lutte contre le cancer Léon Bernard*. <https://www.centreleonberard.fr/institution/actualites/radiotherapie-et-intelligence-artificielle-vers-une-revolution>
- BURGUNAB, A. Intelligence artificielle et radiothérapie : quelles bases et quelles perspectives ?. Décembre 2019. *Cancer/Radiothérapie*. 23(8), 913/916. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1278321819303865>
- DEUTSCH, Eric. Cancer et intelligence artificielle : un nouvel espoir. 13 mars 2019. *Fondation pour la recherche médicale*. <https://www.frm.org/nos-publications/innovation-et-sante/ia-et-cancer>
- ASRI, Alexandre. Intelligence artificielle et qualité de soin en radiothérapie. 2018. http://new.afppe.com/downloads/2018/10/Memoire_de_fin_etude_ASRI_Alexandre1.1.pdf
- Lutte contre le cancer : vers une radiothérapie de grande précision. Février 2018. *Sanofi*. <https://www.sanofi.fr/fr/labsante/therapanacea-revolutionne-la-radiotherapie>
- Radiothérapie et intelligence artificielle : vers une révolution ?. 13 Avril 2021. *Hospitalia*. https://www.hospitalia.fr/Radiotherapie-et-intelligence-artificielle-vers-une-revolution_a2650.html
- POMIAN-BONNEMAISON, Romain. Intelligence artificielle dans le smartphone : concrètement à quoi ça sert ?. 18 Juin 2018. *Phonandroid*. <https://www.phonandroid.com/intelligence-artificielle-dans-le-smartphone-concretement-a-quoi-ca-sert.html>

- DELECROIX, Sébastien. Intelligence artificielle : à quoi peut-elle servir dans nos smartphones ?. 19 Juin 2020. *SFR*. <https://actus.sfr.fr/tech/innovations/intelligence-artificielle-a-quoi-peut-elle-servir-dans-nos-smartphones-202006190005.html>
- Intelligence artificielle. 17 janvier 2022. *Wikipedia*. https://fr.wikipedia.org/wiki/Intelligence_artificielle
- Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?. *NetApp*. <https://www.netapp.com/fr/artificial-intelligence/what-is-artificial-intelligence/>
- Intelligence artificielle : Qu'est-ce que c'est ?. *Futura Tech*. <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/>
- PETERSSON, David. IA, machine learning, deep learning : quelles différences ?. 24 novembre 2020. *LeMagIT*. <https://www.lemagit.fr/conseil/IA-machine-learning-deep-learning-queelles-differences>
- Intelligence artificielle : définition, conseils, comparatifs, témoignages... *Journaldunet*. <https://www.journaldunet.com/solutions/dsi/1493139-intelligence-artificielle/>
- Qu'est-ce que l'intelligence artificielle - IA ?. *Oracle*. <https://www.oracle.com/fr/artificial-intelligence/what-is-ai/>
- Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?. *Accenture*. <https://www.accenture.com/fr-fr/insights/artificial-intelligence-summary-index>
- Qu'est-ce que l'intelligence artificielle (IA) ?. *Actualité informatique*. <https://actualiteinformatique.fr/intelligence-artificielle/qu-est-ce-que-intelligence-artificielle-ia>
- Intelligence Artificielle, Machine Learning, Deep Learning : une histoire de poupées russes. *Oracle*. <https://www.oracle.com/fr/artificial-intelligence/deep-learning-machine-learning-intelligence-artificielle.html>
- Machine Learning vs Deep Learning : Quelles différences ?. 9 Mars 2021. *Mobiskill*. <https://mobiskill.fr/blog/conseils-emploi-tech/machine-learning-vs-deep-learning-queelles-differences/>
- L'intelligence artificielle forte : définition et cas d'application. 28 Mai 2021. *Journaldunet*. <https://www.journaldunet.fr/web-tech/guide-de-l-intelligence-artificielle/1501845-intelligence-artificielle-forte-definition-et-cas-d-application/>
- BAUDRON, Jacques. L'intelligence artificielle expliquée aux enfants. ROTTNER, Diane. 29 Mai 2019. *The Conversation*. <https://theconversation.com/lintelligence-artificielle-expliquee-aux-enfants-117635>
- BURGUN, A. Intelligence artificielle et radiothérapie : quelles bases et quelles perspectives ?. Décembre 2019. *Cancer/Radiothérapie*, 23(8), 913/916. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1278321819303865>
- DELUZARCHE, Céline. Deep learning : qu'est-ce que c'est ?. *FuturaTech*. <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/intelligence-artificielle-deep-learning-17262/>

- LILODEEP. Qu'est-ce que la reconnaissance d'image ?. Aout 2019. *Deepomatic*. <https://deepomatic.com/fr/quest-ce-que-la-reconnaissance-dimage>
- VOLLERIN, Julia. La Radiothérapie, comment ça marche ?. CHANTRAINE, Uriel. 5 Juin 2019. *Institut Curie*. <https://curie.fr/dossier-pedagogique/la-radiotherapie-comment-ca-marche>
- Technologie des appareils de radiothérapie. 21 Février 2017. *Fiches Manip'*. <https://fichesmanip.wordpress.com/2017/02/21/ue-3-6-technologie-des-appareils-de-radiotherapie/>
- Radiothérapie RC3D. *La Radioactivité.com*. https://www.laradioactivite.com/site/pages/Radiotherapie_RC3D.htm
- LAGRANGE, J.-L. DE CREVOISIER, R. La radiothérapie guidée par l'image (IGRT). Juillet 2010. *Bulletin du cancer*, 97(7), 857/865. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0007455115308158>
- BOUDRY, Christophe, BOZET, Gérard. Recherche bibliographique en biologie et en médecine : du bon usage de Medline PubMed. 15 Aout 2004. *Médecinesciences*. https://www.medecinesciences.org/en/articles/medsci/full_html/2004/07/medsci2004208-9p804/medsci2004208-9p804.html
- How to search in biomedical databases. 11 Mars 2022. *Northeast Ohio Medical University*. <https://libraryguides.neomed.edu/library-tutorials/PubMed-search-tips>
- Expert Searching. 4 Février 2022. *Johns Hopkins University and Medicine Welch Medical Library*. <https://browse.welch.jhmi.edu/searching/pubmed-search-tips>
- CHASSIN, V, DEHAYNIN, N, LE BOURHIS, J, NORD, B, SZYMCZAK, H, MEYER, P. Mission ESTRO 2019 : focus physique en radiothérapie. 9 Décembre 2019. *IRBM News*.41(1). <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1959756819300975>

Articles étudiés dans la revue de la littérature :

- 1) GIRAUD, Paul, GIRAUD, Philippe, GASNIER, Anne, EL AYACHY, Radouane, KREPS, Sarah, FOY, Jean-Philippe, DURDUX, Catherine, HUGUET, Florence, BURGUN, Anita, BIBAULT, Jean-Emmanuel. Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy in Head and Neck Cancers. 27 Mars 2019. *Frontiers in Oncology*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30972291/>
- 2) S. BOON, Ian, P. T. AU YONG, Tracy, S. BOON, Cheng. Application of artificial intelligence (AI) in Radiotherapy workflow : Paradigm shift in Precision Radiotherapy using Machine Learning. 19 Octobre 2019. *BJR*. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6849677/>
- 3) VANDEWINCKELE, Liesbeth, CLAESSENS, Michaël, DINKLA, Anna, BROUWER, Charlotte, CRIJINS, Wouter, VERELLEN, Dirk, VAN ELMPT, Wouter. Overview of artificial intelligence-based applications in radiotherapy : Recommendations for implementation and quality assurance. 10 Septembre 2020. *Radiotherapy & Oncology*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32920005/>
- 4) HUANG, Danju, BAI, Han, WANG, Li, HOU, Yu, LI, Lan, XIA, Yaoxiong, YAN, Zhirui, CHEN, Wenrui, CHANG, Li, LI, Wenhui. The Application and Development of

Deep Learning in Radiotherapy: A Systematic Review. 18 Juin 2021. Technology in Cancer Research & Treatment. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34142614/>

- 5) WANG, Chunhao, ZHU, Xiaofeng, C HONG, Julian, ZHENG, Dandan. Artificial Intelligence in Radiotherapy Treatment Planning : Present and Future. 8 Septembre 2019. Technology in Cancer Research & Treatment. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31495281/>
- 6) KEARNEY, Vasant, W CHAN, Jason, VALDES, Gilmer, D SOLBERG, Timothy, S YOM, Sue. The application of artificial intelligence in the IMRT planning process for head and neck cancer. Décembre 2018. *Oral Oncology*. 87, 111/116. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30527225/>
- 7) KOCHER, Martin, RUGE, Maximilian, GALLDIKS, Norbert, LOHMANN, Philipp. Applications of radiomics and machine learning for radiotherapy of malignant brain tumors. 11 Mai 2020. *Strahlentherapie Und Onkologie*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32394100/>
- 8) ESTEYRIE, Vincent, GLEYZOLLE, Baptiste, LUSQUE, Amélie, GRAFF, Pierre, MODESTO, Anouchka, RIVES, Michel, LAPEYRE, Michel, DESROUSSEAUX, Jacques, GRAULIERES, Eliane, HANGARD, Gregory, ARNAUD, François-Xavier, FERRAND, Regis, DELORD, Jean-Pierre, POUBLANC, Muriel, MOUNIER, Muriel, FILLERON, Thomas, LAPRIE, Anne. The GIRAFE phase II trial on MVCT-based "volumes of the day" and "dose of the day" addresses when and how to implement adaptive radiotherapy for locally advanced head and neck cancer. 9 Mars 2019. *Clinical and Translational Radiation Oncology*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30949592/>

Illustrations :

Figure 1 : Image provenant de l'article : Mission ESTRO 2019 : focus physique en radiothérapie <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1959756819300975>

Figure 2 : Image provenant de l'article : Mission ESTRO 2019 : focus physique en radiothérapie <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1959756819300975>

ANNEXES

Sommaire

- I. Annexe I - Élaboration de l'algorithme
- II. Annexe II - Liste des 74 articles
- III. Annexe III - Tableau comparatif des données récoltées issus des articles

Annexe I. Élaboration de l'algorithme

Algorithme de départ :

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR precision oncology [Title/Abstract] OR radiation therapy [Title/Abstract] ~~OR algorithm [Title/Abstract]~~ OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] ~~OR treatment [Title/Abstract]~~ OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] ~~OR future [Title/Abstract]~~ OR workflow [Title/Abstract] ~~OR Magnetic Resonance Imaging [Title/Abstract]~~ OR data science [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR radiation effects [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

1 151 247 résultats

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] ~~OR precision oncology [Title/Abstract]~~ OR radiation therapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR data science [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR radiation effects [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

425 922 résultats : suppression de 4 termes généraux et non spécifiques au sujet
: perte de 725 325 articles hors sujets

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] ~~OR radiation therapy [Title/Abstract]~~ OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR data science [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR radiation effects [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

425 922 résultats : suppression d'un terme sans conséquences sur le nombre de résultats

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] ~~OR data science [Title/Abstract]~~

~~[Title/Abstract]~~ OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR radiation effects [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

422 291 résultats : perte de 3 631 articles hors sujet

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR oncology [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] ~~OR radiation effects [Title/Abstract]~~ OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

421 586 résultats : perte de 705 articles hors sujet

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] ~~OR oncology [Title/Abstract]~~ OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR cancer [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

421 423 résultats : perte de 163 articles hors sujet

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR organs at risk [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] ~~OR cancer [Title/Abstract]~~ OR workflow [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

413 387 résultats : perte de 8 036 articles non pertinents et hors sujet

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] ~~OR organs at risk [Title/Abstract]~~ OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

55 676 résultats : perte de 357 711 articles non pertinents et hors sujet

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR radiotherapy dosage [Title/Abstract] OR image-guided [Title/Abstract] ~~OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]~~

54 631 résultats : perte de 1 045 articles non pertinents

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] ~~OR radiotherapy dosage [Title/Abstract]~~ OR image-guided [Title/Abstract]

54 613 résultats : perte de 18 articles pertinents, le terme « daily adaptative replanning » est conservé pour la suite

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] ~~OR image-guided [Title/Abstract]~~ OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

54 613 résultats : suppression d'un terme sans conséquences sur le nombre de résultats

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] OR computer-assisted [Title/Abstract] OR machine learning [Title/Abstract] OR deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning [Title/Abstract] OR workflow [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

52 077 résultats : perte de 2 536 articles peu pertinents

Pour améliorer l'efficacité de mon algorithme, j'ai combiné plusieurs termes pour gagner en précision. J'ai associé les termes « computer-assisted » avec « radiotherapy planning », et « workflow » avec « radiotherapy ». Cette dernière modification m'a permis d'obtenir mon algorithme final.

Algorithme final :

artificial intelligence [MeSH Terms] AND radiotherapy [MeSH Terms] AND artificial intelligence [Title/Abstract] AND radiotherapy [Title/Abstract] AND machine learning [Title/Abstract] AND deep learning [Title/Abstract] OR radiotherapy planning computer-Assisted [Title/Abstract] OR radiotherapy workflow [Title/Abstract] OR daily adaptative replanning [Title/Abstract]

Cet algorithme final fait ressortir 74 articles. Il a été testé pour la dernière fois le 4 février 2022.

Annexe II. Liste des 74 articles

Les articles retenus pour ce travail de recherche correspondent aux articles en caractères gras.

1 – Applications of radiomics and machine learning for radiotherapy of malignant brain tumors.

2 – Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy in Head and Neck Cancers.

3 – Artificial Intelligence in Radiotherapy Treatment Planning : Present and Future.

4 – The application of artificial intelligence in the IMRT planning process for head and neck cancer.

5 – MR-Guided Radiotherapy for Prostate Cancer.

6 – Harnessing data science to advance radiation oncology.

7 – Prostate cancer - Advantages and disadvantages of MR-guided RT.

8 – Adaptive radiotherapy for head and neck cancer.

9 – Deep learning-based synthetic CT generation for paediatric brain MR-only photon and proton radiotherapy.

10 – The Application and Development of Deep Learning in Radiotherapy : A Systematic Review.

11 – Magnetic Resonance Imaging-Guided Adaptive Radiotherapy for Colorectal Liver Metastases.

12 – Cancer risk assessment in modern radiotherapy workflow with medical big data.

13 – Overview of artificial intelligence-based applications in radiotherapy : Recommendations for implementation and quality assurance.

14 – Online daily assessment of dose change in head and neck radiotherapy without dose-recalculation.

15 – Stability of daily rectal movement and effectiveness of replanning protocols for sparing rectal doses based on the daily CT images during proton treatment for prostate cancer.

16 – Computational ECG mapping and respiratory gating to optimize stereotactic ablative radiotherapy workflow for refractory ventricular tachycardia.

17 – Radiotherapy workflow and protection procedures during the Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) outbreak: Experience of the Hubei Cancer Hospital in Wuhan, China.

18 – Benefit of replanning in MR-guided online adaptive radiation therapy in the treatment of liver metastasis.

19 – Adaptive radiotherapy : The Elekta Unity MR-linac concept.

20 – The GIRAFE phase II trial on MVCT-based "volumes of the day" and "dose of the day" addresses when and how to implement adaptive radiotherapy for locally advanced head and neck cancer.

21 – MR-PROTECT : Clinical feasibility of a prostate MRI-only radiotherapy treatment workflow and investigation of acceptance criteria.

22 – Basic concepts and applications of functional magnetic resonance imaging for radiotherapy of prostate cancer.

23 – Image-guided hypofractionated simultaneous integrated boost and adaptive radiotherapy for spine metastasis.

24 – Accurate method for evaluating the duration of the entire radiotherapy process.

25 – A daily end-to-end quality assurance workflow for MR-guided online adaptive radiation therapy on MR-Linac.

26 – Anatomical change during radiotherapy for head and neck cancer, and its effect on delivered dose to the spinal cord.

27 – Radiotherapy after the easing of public restrictions during COVID-19 epidemic.

28 – CBCT-guided evolutive library for cervical adaptive IMRT.

29 – Evolution, current challenges, and future possibilities in the objective assessment of aesthetic outcome of breast cancer locoregional treatment.

30 – Clinical outcomes of stereotactic magnetic resonance image-guided adaptive radiotherapy for primary and metastatic tumors in the abdomen and pelvis.

31 – 1.5 T MR-guided and daily adapted SBRT for prostate cancer : feasibility, preliminary clinical tolerability, quality of life and patient-reported outcomes during treatment.

32 – The Use of Ultrasound Imaging in the External Beam Radiotherapy Workflow of Prostate Cancer Patients.

33 – Impact of interfractional target motion in locally advanced cervical cancer patients treated with spot scanning proton therapy using an internal target volume strategy.

34 – Online adaptive MR-guided radiotherapy for rectal cancer ; feasibility of the workflow on a 1.5T MR-linac : clinical implementation and initial experience.

35 – Application of 3D-print silica bolus for nasal NK/T-cell lymphoma radiation therapy.

36 – Per-fraction positional and dosimetric performance of prone breast tangential radiotherapy on Halcyon linear accelerator assessed with daily rapid kilo-voltage cone beam computed tomography : a single-institution pilot study.

37 – The potential role of MR-guided adaptive radiotherapy in pediatric oncology : Results from a SIOPE-COG survey.

38 – Comparison of Library of Plans with two daily adaptive strategies for whole bladder radiotherapy.

- 39 – Patterns of practice of adaptive re-planning for anatomic variances during cone-beam CT guided radiotherapy.
- 40 – Synthetic CT generation from CBCT images via deep learning.
- 41 – Concurrent Chemo-Proton Therapy Using Adaptive Planning for Unresectable Stage 3 Non-Small Cell Lung Cancer : A Phase 2 Study.
- 42 – Factors influencing the use of adaptive radiation therapy in vulvar carcinoma.
- 43 – Estimation of changing gross tumor volume from longitudinal CTs during radiation therapy delivery based on a texture analysis with classifier algorithms : a proof-of-concept study.
- 44 – Biological PET-guided adaptive radiotherapy for dose escalation in head and neck cancer : a systematic review.
- 45 – Realizing the potential of magnetic resonance image guided radiotherapy in gynaecological and rectal cancer.
- 46 – CTV-to-PTV margin assessment for esophageal cancer radiotherapy based on an accumulated dose analysis.
- 47 – Enhancing clinical effectiveness of pre-radiotherapy workflow by using multidisciplinary-cooperating e-control and e-alerts: A SQUIRE-compliant quality-improving study.
- 48 – Faster and more accurate patient positioning with surface guided radiotherapy for ultra-hypofractionated prostate cancer patients.
- 49 – Dosimetric Impact of Interfractional Variations in Prostate Cancer Radiotherapy- Implications for Imaging Frequency and Treatment Adaptation.
- 50 – Cone beam computed tomography-based monitoring and management of target and organ motion during external beam radiotherapy in cervical cancer.
- 51 – Evaluation of a multi-atlas CT synthesis approach for MRI-only radiotherapy treatment planning.
- 52 – Can the Risk of Dysphagia in Head and Neck Radiation Therapy Be Predicted by an Automated Transit Fluence Monitoring Process During Treatment? A First Comparative Study of Patient Reported Quality of Life and the Fluence-Based Decision Support Metric.
- 53 – Adaptive planning based on single beam optimization in passive scattering carbon ion radiotherapy for patients with pancreatic cancer.
- 54 – A practical implementation of risk management for the clinical introduction of online adaptive Magnetic Resonance-guided radiotherapy.
- 55 – Accuracy of automatic deformable structure propagation for high-field MRI guided prostate radiotherapy.
- 56 – Protocolised way to cope with anatomical changes in head & neck cancer during the course of radiotherapy.

- 57 – Investigation of the clinical inter-observer bias in prostate fiducial marker image registration between CT and MR images.
- 58 – An Empirical Transmitted EPID Dosimetry Method using a Back-Projection Algorithm.
- 59 – Dosimetric evaluation of synthetic CT image generated using a neural network for MR-only brain radiotherapy.
- 60 – Evaluating the repeatability and set-up sensitivity of a large field of view distortion phantom and software for magnetic resonance-only radiotherapy.
- 61 – Optimal virtual monoenergetic image in "TwinBeam" dual-energy CT for organs-at-risk delineation based on contrast-noise-ratio in head-and-neck radiotherapy.
- 62 – Study of Variation in Dose Calculation Accuracy Between kV Cone-Beam Computed Tomography and kV fan-Beam Computed Tomography.
- 63 – Technical considerations for positioning and placement of a transperineal ultrasound probe during prostate radiotherapy.
- 64 – Data integrity systems for organ contours in radiation therapy planning.
- 65 – Application of artificial intelligence (AI) in Radiotherapy workflow : Paradigm shift in Precision Radiotherapy using Machine Learning.**
- 66 – Patterns of practice for adaptive and real-time radiation therapy (POP-ART RT) part II : Offline and online plan adaption for interfractional changes.
- 67 – Changes in pharyngeal constrictor volumes during head and neck radiation therapy: Implications for dose delivery.
- 68 – "Dose of the day" based on cone beam computed tomography and deformable image registration for lung cancer radiotherapy.
- 69 – A feasibility study of hyoscine butylbromide (buscopan) to improve image quality of cone beam computed tomography during abdominal/pelvic Stereotactic Ablative Radiotherapy.
- 70 – Evaluation of plan adaptation strategies for stereotactic radiotherapy of lymph node oligometastases using online magnetic resonance image guidance.
- 71 – Dosimetric impact of simulated changes in large bowel content during proton therapy with simultaneous integrated boost for locally advanced pancreatic cancer.
- 72 – MPLA Case 2 : A junior physicist attempts to improve radiotherapy workflow.
- 73 – Using C-Arm X-ray images from marker insertion to confirm the gold fiducial marker identification in an MRI-only prostate radiotherapy workflow.
- 74 – The importance of image guided radiotherapy in small cell lung cancer : Case report and review of literature.

Annexe III - Tableau comparatif des données récoltées issus des articles

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>1</p> <p>Radiomics and Machine Learning for Radiotherapy in Head and Neck Cancers</p> <p>Paul Giraud, Philippe Giraud, Anne Gasmier, Radouane El Ayachy, Sarah Kreps, Jean-Philippe Foy, Catherine Durdoux, Florence Huguet, Anita Burgun, and Jean-Emmanuel Bibault</p> <p>27 Mars 2019</p> <p>13 pages</p>	<p>Radiomique</p> <p>Apprentissage automatique dans le cancer de la tête et du cou</p> <p>Médecine prédictive</p> <p>Radio-oncologie</p> <p>Planification de traitement</p>	<p>Cet article aborde les applications de machine learning à chaque étape du traitement par radiothérapie pour les cancers de la tête et du cou, ainsi que les modèles prédictifs basé sur la radiomique. Cet article effectue une revue à l' aide de publications de modèles basés sur la radiomique ou l'apprentissage automatique pour prédire la survie et les métastases à distance après des séances de radiothérapie. L' utilisation des caractéristiques tumorales extraites à l' aide des modèles prédictifs de la radiomique et du machine learning, permettent d' améliorer la décision clinique et le flux de travail en radiothérapie. Ces modèles de probabilité estiment le risque de récurrences, de métastases, d' extension, de complications et d' effets secondaires afin d' adapter le traitement au mieux. Dans cet article on retrouve la médecine prédictive, qui a pour but de développer et améliorer la stratégie thérapeutique en perfectionnant la classification du pronostic et les risques de toxicité pour le patient.</p> <p>Lors de la planification du traitement, le machine learning intervient pour améliorer la délimitation des organes à risques et automatiser le flux de travail en radiothérapie adaptative. Une des applications présentées consiste en un processus automatisé par machine learning, pour prévenir avec une alerte lorsque le patient aurait besoin d' un nouveau scanner de simulation pour adapter les volumes.</p> <p>Ces évolutions vers une médecine personnalisée et prédictive offrent des améliorations prometteuses dans l' automatisation des tâches de planification (délimitation des OAR, calculs de dose,) dans l' optique de gagner du temps et améliorer la radiothérapie adaptative.</p>	<p>Une des limites est le sur ajustement qui empêche la généralisation à d' autres échantillons</p> <p>Échantillons de petites tailles, le nombre de patients dans l' étude doit être 5 à 6 fois supérieur au nombre de caractéristiques pris en compte.</p> <p>Variabilité interobservateur parmi les oncologues expérimentés qui délimitent les OAR</p> <p>Les modèles utilisés ne constituent pas des représentations idéales de la dose en 3D dans les OAR, ce sont des approximations</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>2</p> <p>Application of artificial intelligence (AI) in Radiotherapy workflow : Paradigm shift in Precision Radiotherapy using Machine Learning</p> <p>Ian S. Boon, Tracy P.T. Au Yong, Cheng S. Boon</p> <p>19 Octobre 2019</p> <p>2 pages</p>		<p>Cet article apporte un regard critique sur l' introduction de l' apprentissage automatique dans le flux de travail en radiothérapie. Il précise d' existence de variations inter-observateurs dans le contournage des volumes cibles et des organes à risques.</p> <p>Les radiothérapeutes possèdent un jugement clinique (expérience) que ne possède pas l' IA. Ils sont capables de répondre aux besoins individuels des patients. Les algorithmes de machine learning, sont efficaces pour le contournage des organes reproductibles et avec une faible probabilité de variation, et permettent un gain de temps non négligeable.</p>	<p>Échanges sur les limites de l' IA.</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>3 Overview of artificial intelligence-based applications in radiotherapy: Recommendations for implementation and quality assurance</p> <p>Liesbeth Vandewinckele, Michaël Claessens, Anna Dinkla, Charlotte Brouwer, Wouter Crijns, Dirk Verellen, Wouter van Elmpt</p> <p>10 Septembre 2020</p> <p>12 pages</p>	<p>Intelligence artificielle</p> <p>Auto-contourage</p> <p>Prise en charge</p> <p>Assurance qualité</p> <p>Radiothérapie</p> <p>Planification du traitement</p>	<p>Cet article a pour but de présenter des recommandations cliniques pour mettre en œuvre les modèles d' IA basés sur le « machine learning » et le « deep learning » dans le flux de travail de radiothérapie. Il est question du contourage automatique des volumes cibles et des organes à risques, de la planification automatique du plan de traitement, et de la tomodensitométrie synthétique lors de la simulation. Comme les logiciels d' IA sont encore mal connus, cet article explique les procédures de mise en service de l' IA pour les applications présentées, et les modalités d' assurance qualité en pratique.</p> <p>L' article présente comment l' IA permet l' automatisation de différentes étapes du traitement, et l' optimisation du flux de travail en radiothérapie. Il précise l' introduction de ces applications en pratique clinique dans le but de simplifier les étapes chronophages de la planification pour les automatiser, tout en précisant les avantages rencontrés.</p>	<p>Utilisation de cohortes de patients</p> <p>Tableaux résumant les contrôles d' assurance qualité et des recommandations pour guider la mise en œuvre des applications d' IA</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>4</p> <p>The Application and Development of Deep Learning in Radiotherapy : A Systematic Review</p> <p>Danju Huang, Han Bai, Li Wang, Yu Hou, Lan Li, Yaoxiong Xia, Zhirui Yan, Wenrui Chen, Li Chang, Wenhui Li</p> <p>18 Juin 2021</p> <p>8 pages</p>	<p>Intelligence artificielle</p> <p>Réseau neuronal convolutif</p> <p>Réseaux de neurones profonds</p> <p>Apprentissage automatique</p> <p>Radiothérapie</p>	<p>Dans cet article est expliqué le développement de l' IA et de ses applications en radio-oncologie. Cet article présente les différentes notions et concepts de base de l' intelligence artificielle, avec l' apprentissage automatique (machine learning) et l' apprentissage en profondeur (deep learning).</p> <p>Pour pallier aux tâches chronophages et subjectives de la pratique clinique en radiothérapie, les réseaux de neurones convolutifs du deep learning sont utilisés pour améliorer la précision du traitement, gagner du temps et diminuer la charge de travail.</p> <p>Cet article présente différentes applications de deep learning en radio-oncologie. On retrouve le processus de fusion d' images médicales, de segmentation des volumes cibles et des organes à risques, de planification automatique, de prédiction de la distribution de la dose et des résultats, et d' autres applications pour la prédiction de l' efficacité et des effets secondaires.</p> <p>Les possibilités de développement de l' IA en pratique clinique amènent les radio-oncologues à se familiariser avec ses nouvelles pratiques.</p>	<p>Présence de l' équation de recherche utilisé dans PubMed</p> <p>Utilisation d' une base de données médicale fiable pour la revue des publications</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>5</p> <p>Artificial Intelligence in Radiotherapy Planning : Present and Future</p> <p>Chunhao Wang, Xiaofeng Zhu, Julian C Hong, Dandan Zheng</p> <p>8 Septembre 2019</p> <p>11 pages</p>	<p>Intelligence artificielle</p> <p>Machine learning</p> <p>Automatisation de la planification des traitements</p> <p>Radiothérapie</p>	<p>Cet article est une revue de la littérature portant sur les outils de planification de traitement, basés sur des modèles d'intelligence artificielle utilisés en clinique. Parmi ces modèles, on retrouve des algorithmes de deep learning. Ils permettent d'automatiser la planification et l'optimisation dosimétrique dans le but d'augmenter l'efficacité de la planification et la cohérence des différents plans.</p> <p>Dans cette revue de la littérature, on retrouve différents algorithmes d'IA comme : l'implémentation et le raisonnement automatisés des règles, la modélisation des connaissances antérieures et l'optimisation multicritère. Ces algorithmes interviennent à différents moments du traitement, pendant la segmentation des volumes cibles et des organes à risques, la planification du traitement, la délivrance de la dose, et l'évaluation de l'efficacité de la réponse au traitement.</p>	<p>Étude incluant 100 patients, reconnu comme un échantillon de petite taille.</p> <p>Risque de surajustement (erreur de modélisation ou les performances du modèle d'IA dont surestimé) lié aux données limitées</p> <p>Limite pour la généralisation du modèle dû au surajustement.</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>6</p> <p>The application of artificial intelligence in the IMRT planning process for head and neck cancer</p> <p>Vasant Kearney, Jason W Chan, Gilmer Valdes, Timothy D Solberg, Sue S Yom</p> <p>Décembre 2018</p> <p>6 pages</p>	<p>Intelligence artificielle</p> <p>Apprentissage automatique</p> <p>Tête et cou</p> <p>Planification traitement</p> <p>Radio-oncologie</p> <p>Radiothérapie modulation d'intensité</p> <p>Apprentissage profond</p> <p>Réseaux de neurones convolutifs</p> <p>Planification traitement automatisée</p> <p>Médecine prédictive</p>	<p>Cet article aborde l'apport de l'intelligence artificielle dans la planification du traitement IMRT pour les cancers de la tête et du cou. Cette revue rassemble les avancées rapides de l'IA dans la médecine et leurs applications cliniques pour les patients atteints d'un cancer de la tête et du cou par IMRT.</p> <p>Parmi les algorithmes d'IA présentés dans cette revue, on retrouve les machines à vecteurs de support (SVM), les forêts aléatoires (RF), le gradient boosting ou méthode de renforcement de gradient (GB), et d'autres types d'apprentissage profond. Ces algorithmes ont un potentiel clinique très important et subissent une croissance rapide. L'utilisation de ces modèles nécessite une bonne connaissance dans l'intelligence artificielle en radio-oncologie, pour maîtriser leurs applications et éviter de provoquer des dommages s'ils sont mal utilisés.</p> <p>Cet article présente le processus d'auto-segmentation des organes à risques et des volumes cibles utilisant des réseaux de neurones convolutifs dilatés (DCNN), ainsi que le processus de classification des images à l'aide de réseaux de neurones convolutifs (CNN).</p> <p>Cette recherche étudie la prédiction de dose, c'est-à-dire que la compréhension a priori de la dose volumétrique d'un patient impacte la planification du traitement en IMRT, par l'acquisition de données dosimétriques aidant la planification. Cela passe également par l'aide à la planification dans le but d'aider à automatiser la planification du traitement, grâce à des conseils ou des limites de contraintes.</p> <p>On retrouve aussi le processus de prédiction des complications tissulaires normales et de prédiction du contrôle des tumeurs pour aider la décision clinique, l'organisation de l'assurance qualité du flux de travail, et pour finir l'auto-segmentation des organes à risques.</p> <p>Toutes ces applications sont encore au stade de développement, et connaissent une croissance majeure, avec un avenir prometteur.</p>	<p>Contraintes rencontrées par le déploiement de ces modèles d'intelligence artificielle en pratiques cliniques = regard critique</p> <p>Aborde l'effet synergique de ces technologies</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>7</p> <p>Applications of radiomics and machine learning for radiotherapy of malignant brain tumors</p> <p>Martin Kocher, Maximilian Ruge, Norbert Galldiks, Philipp Lohmann</p> <p>11 Mai 2020</p> <p>12 pages</p>	<p>Intelligence artificielle</p> <p>Métastases cérébrales</p> <p>L'apprentissage en profondeur</p> <p>Gliome</p> <p>TEP/IRM</p> <p>multiparamétrique</p>	<p>Cette étude documentaire étudie l'apprentissage automatique et les analyses radiomiques en neuro-imagerie, ainsi que les applications en pratique clinique pour la radiothérapie des patients atteints de gliomes malins ou de métastases cérébrales.</p> <p>L'utilisation de la radiomique associé aux méthodes d'apprentissage automatique en profondeur permettent d'améliorer et automatiser le diagnostic et les étapes de planification du traitement en radiothérapie pour les patients atteints de tumeurs cérébrales.</p> <p>Cet article précise les applications de l'apprentissage profond en radiothérapie pour des gliomes, avec la détermination du grade de l'OMS et les marqueurs moléculaires, l'auto-segmentation des images pour délimiter les volumes cibles et les organes à risques, la prédiction d'une récurrence tumorale, et pour finir la différenciation entre la réelle progression et la pseudo-progression de la tumeur.</p> <p>La radiomique est une aide supplémentaire à la détection des plus petites métastases cérébrales, à l'auto-segmentation des métastases plus grandes, à la prédiction de la réponse au traitement et à la différenciation des métastases.</p>	<p>Le nombre de patients est faible et le modèle n'a pas été davantage validé pour l'étude sur la différenciation entre la progression tumorale et la pseudo-progression. L'étude de cohorte devrait être plus large.</p> <p>Grande variabilité et manque de normalisation des méthodes d'acquisition d'images et de calcul</p>

Articles	Mots-clés	Synthèses	Points forts/points faibles
<p>8</p> <p>The GIRAFE phase II trial on MVCT-based "volumes of the day" and "dose of the day" addresses when and how to implement adaptive radiotherapy for locally advanced head and neck cancer</p> <p>Vincent Esteyrie, Baptiste Gleyzolle, Amélie Lusque, Pierre Graff, Anouchka Modesto, Michel Rives, Michel Lapeyre, Jacques Destrousseaux, Eliane Graulhières, Gregory Hangard, François-Xavier Arnaud, Regis Ferrand, Jean-Pierre Delord, Muriel Poublanc, Muriel Mounier, Thomas Filleron, Anne Laprie</p> <p>9 Mars 2019</p> <p>6 pages</p>	<p>ART, radiothérapie adaptative, CT, tomodesitométrie, CTV, volume cible clinique, DIR, enregistrement d'image déformable, DSC, coefficient de similarité de Dice, GTV, volume brut de la tumeur, H&N, tête et cou, commission internationale des unités, et mesures de rayonnement IGRT, radiothérapie guidée par l'image IMRT, radiothérapie avec modulation d'intensité IUCT, Institut Universitaire du Cancer de Toulouse, MVCT, tomodesitométrie, mégavoltage OAR, organe à risque TEP, tomographie par émission de positrons PTV, volume cible de planification iCT, tomodesitométrie intermédiaire.</p>	<p>Pendant le traitement par radiothérapie des cancers de la tête et du cou, la tumeur et les organes à risques subissent des modifications anatomiques de volumes ce qui induit un risque élevé de toxicité. Le traitement délivré est parfois différent de celui prévu.</p> <p>Cette étude cherche à optimiser le plan de traitement, et augmenter le contrôle dosimétrique dans la radiothérapie adaptative. Cet article étudie le moment optimal pour une replanification à l'aide d'outils, et cherche à optimiser le flux de travail pour gagner du temps.</p> <p>Dans cette étude est évalué la validité des contours déformés automatiquement sur une imagerie quotidienne, pour utiliser la « dose du jour » et savoir si une replanification est nécessaire, ainsi que les contours déformés automatiquement sur le scanner de replanification et le temps gagné dans le workflow de replanification.</p> <p>La vérification quotidienne et rapide des volumes cibles, des doses aux organes à risque et des doses cumulées permettent de définir le moment idéal pour la replanification. Et l'utilisation du remodelage déformable automatique sur le scanner, permet d'améliorer le contrôle clinique.</p>	<p>Cette étude GIRAFE est une étude prospective monocentrique de phase II en ouvert.</p> <p>Les critères d'éligibilité sont définis : cancer H&N localement avancé prouvé histologiquement avec une atteinte ganglionnaire et un statut de performance Eastern Cooperative Oncology Group 0 ou 1.</p> <p>Les critères d'exclusion sont également présentés : la maladie métastatique, le traitement adjuvant et la maladie récurrente, les patients inaptes en raison de comorbidités, les femmes enceintes et l'incapacité de suivre le traitement ou le suivi.</p>

PARIS Camille

L'impact de l'intelligence artificielle dans la prise en charge des patients en radiothérapie

RESUME

Ce mémoire fournit un aperçu des applications d'intelligence artificielle dans la pratique clinique ainsi que les évolutions futures en radiothérapie. Pour chaque étape de la prise en charge du patient, il existe des logiciels qui améliorent et facilitent la prise en charge en passant par l'automatisation de certains processus.

Ainsi, je me suis interrogée sur l'impact de ces évolutions ; en quoi l'essor de l'intelligence artificielle améliore-t-elle la prise en charge des patients en radiothérapie ?

Ensuite j'ai alors réalisé une revue de la littérature et identifié plusieurs applications. Parmi elles, on retrouve l'auto-segmentation des volumes cibles et des organes à risques ; l'optimisation de la planification et la prévision de la dose ; la replanification ; et la prédiction du contrôle tumoral. L'intelligence artificielle optimise chaque étape du traitement. Elle améliore la délivrance de la dose et la précision du traitement, afin de réduire les effets secondaires. De plus, ces progrès augmentent le confort du patient et diminuent la durée du traitement. Ce qui constitue des avantages considérables pour le patient.

Finalement, ce travail de recherche m'a permis de valider mon hypothèse sur la contribution de l'intelligence artificielle à rendre la prise en charge plus optimale. Les études présentées ont révélé que le développement des modèles à partir d'applications d'intelligence artificielle, représente un réel progrès dans la prise en charge des patients, en matière de survie, de confort et de qualité de vie.

MOTS-CLES : Intelligence artificielle – Radiothérapie – Prise en charge des patients – Qualité de vie – Avantages

ABSTRACT

This thesis provides an overview of artificial intelligence applications in clinical practice as well as future radiotherapy developments. For each stage of patient care, there is software that improves and facilitates care by automating certain processes.

Consequently, I wondered about the impact of these developments ; how can the rise of artificial intelligence improve care of radiotherapy patients ?

Then, I conducted a literature review and identified several applications. Among them, were auto-segmentation of target volumes and organs at risk ; scheduling optimization and dose prediction ; replanning ; and prediction of tumor control. Artificial intelligence optimizes each treatment stage. It improves the dose delivery and treatment precision, in order to reduce side effects. Moreover, these advances increase patient comfort and reduce treatment time. These are considerable advantages to the patient.

Ultimately, this research allowed me to validate my hypothesis on the contribution of artificial intelligence to make care more optimal. The presented studies reveal that the development of models from artificial intelligence applications, represents real progress in patient care with respect to survival, comfort and quality of life.

KEYWORDS : Artificial intelligence – Radiotherapy – Patient care - Quality of life – Advantages

INSTITUT DE FORMATION DES MANIPULATEURS EN ELECTORADIOLOGIE
MEDICALE

Centre Hospitalier Université de Rennes – 2, rue Henri Le Guilloux – 35 000 RENNES
TRAVAIL ECRIT DE FIN D'ETUDES - 2022