

UNIVERSITE DE LILLE
FACULTE DE CHIRURGIE DENTAIRE

Année de soutenance : 2022

N°:

THESE POUR LE
DIPLOME D'ETAT DE DOCTEUR EN CHIRURGIE DENTAIRE

Présentée et soutenue publiquement le 13/12/2022

Par VALENTIN AUBERGET

Né(e) le 22/03/1996 à Fontaine-lès-Dijon

**APPORT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE DIAGNOSTIC DES
LÉSIONS DENTAIRES**

JURY

Président : Monsieur le professeur Thomas COLARD

Assesseurs : Monsieur le docteur Thibault BECAVIN

Monsieur le docteur Philippe ROCHER

Monsieur le docteur Corentin DENIS

Président de l'Université :	Pr. R. BORDET
Directrice Générale des Services de l'Université :	M-D SAVINA
Doyen UFR3S :	Pr. D. LACROIX
Directrice des services d'appui UFR3S :	G. PIERSON
Doyen de la faculté d'Odontologie – UFR3S :	Pr. C. DELFOSSE
Responsable des Services :	M. DROPSIT
Responsable de la Scolarité :	G. DUPONT

PERSONNEL ENSEIGNANT DE L'U.F.R.

PROFESSEURS DES UNIVERSITES :

P. BEHIN	Prothèses
T. COLARD	Fonction-Dysfonction, Imagerie, Biomatériaux
C. DELFOSSE	Odontologie Pédiatrique Doyen de la faculté d'Odontologie – UFR3S
E. DEVEAUX	Dentisterie Restauratrice Endodontie

MAITRES DE CONFERENCES DES UNIVERSITES :

K. AGOSSA	Parodontologie
T. BECAVIN	Dentisterie Restauratrice Endodontie
A. BLAIZOT	Prévention, Epidémiologie, Economie de la Santé, Odontologie légale.
P. BOITELLE	Prothèses
F. BOSCHIN	Responsable du Département de Parodontologie
E. BOCQUET	Responsable du Département d' Orthopédie Dento-faciale
C. CATTEAU	Responsable du Département de Prévention, Epidémiologie, Economie de la Santé, Odontologie Légale.
X. COUTEL	Biologie Orale
A. de BROUCKER	Fonction-Dysfonction, Imagerie, Biomatériaux
M. DEHURTEVENT	Prothèses
T. DELCAMBRE	Prothèse
F. DESCAMP	Prothèses
M. DUBAR	Parodontologie
A. GAMBIEZ	Dentisterie Restauratrice et Endodontie
F. GRAUX	Prothèses

P. HILDEBERT	Responsable du Département de Dentisterie Restauratrice et Endodontie
C. LEFEVRE	Prothèses
J.L. LEGER	Orthopédie dento-faciale
M. LINEZ	Dentisterie Restauratrice et Endodontie
T. MARQUILLIER	Odontologie Pédiatrique
G. MAYER	Prothèses
L. NAWROCKI	Responsable du Département de Chirurgie Orale Chef du Service d'Odontologie A. Caumartin - CHRU Lille
C. OLEJNIK Orale	Responsable du Département de Biologie
P. ROCHER	Fonction-Dysfonction, Imagerie, Biomatériaux
L. ROBBERECHT	Dentisterie Restauratrice et Endodontie
M. SAVIGNAT	Responsable du Département des Fonction-Dysfonction, Imagerie, Biomatériaux
T. TRENTESAUX	Responsable du Département d'Odontologie Pédiatrique
J. VANDOMME	Responsable du Département de Prothèses

Remerciements

Aux membres du jury,

Monsieur le Professeur Thomas COLARD

Professeur des Universités – Praticien Hospitalier des CSERD *Section Réhabilitation
Orale*

Département Sciences Anatomiques

Docteur en Chirurgie Dentaire

Docteur au Muséum National d'Histoire Naturelle en Anthropologie Biologique

Chargé de mission Recherche

Merci de m'avoir fait l'honneur de présider ce jury.

*Je vous suis reconnaissant pour toutes les connaissances que vous nous avez
apportées durant notre cursus hospitalo-universitaire.*

Veillez trouver par ce travail l'expression de mon respect le plus sincère.

Monsieur le Docteur Thibault BÉCAVIN

**Maître de Conférences des Universités – Praticien Hospitalier des CSERD Section
Réhabilitation Orale**

Département Dentisterie Restauratrice Endodontie

Docteur en Chirurgie Dentaire Docteur de l'Université de Lille

Master II Biologie et Santé – Lille2

Merci d'avoir accepté de siéger au sein de mon jury de thèse.

*Vous avez été une source inspirante tout au long de mon cursus de par votre
accessibilité et votre sympathie. Je vous remercie pour votre enseignement qui
s'est aussi toujours montré encourageant.*

Veuillez trouver ici le témoignage de mon profond respect.

Monsieur le Docteur Philippe ROCHER

**Maître de Conférences des Universités – Praticien Hospitalier des CSERD Section
Réhabilitation Orale**

Département Sciences Anatomiques

Docteur en Chirurgie Dentaire

Docteur en Odontologie de l'Université de Lille2

Maîtrise des Sciences Biologiques et Médicales

Diplôme d'Etudes Approfondies de Génie Biologique et Médicale - option Biomatériaux

Diplôme Universitaire de Génie Biologique et Médicale

Certificat d'Etudes Supérieures de Biomatériaux

Je vous remercie profondément de l'attention que vous avez porté à mon travail.

*Merci de m'avoir permis d'envisager cette thèse, merci pour votre disponibilité,
votre écoute, votre patience et votre réactivité.*

*J'espère que notre travail commun vous apportera satisfaction à hauteur de
votre investissement.*

*Veillez trouver dans ce travail l'expression de mon sincère respect et de ma plus
profonde reconnaissance*

Monsieur le Docteur Corentin DENIS

Maître de Conférences des Universités (Associé) – Praticien Hospitalier des CSERD
Section Réhabilitation Orale

Département Prothèses

Docteur en Chirurgie Dentaire

Master II « Sciences du médicament » - Parcours « Dispositifs Médicaux –
Biomatériaux » - Université Lille2

C.E.S Prothèses Fixées – Université d'Aix-Marseille

*Merci d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.
Je vous remercie pour votre sympathie et votre dévouement tout au long de mon
cursus.
J'espère que le sujet vous aura intéressé et sera à la hauteur de vos attentes.
Par ce travail, veuillez agréer l'expression de ma gratitude.*

Réglementation de présentation du mémoire de Thèse

Par délibération en date du 29 octobre 1998, le Conseil de la Faculté de Chirurgie Dentaire de l'Université de Lille a décidé que les opinions émises dans le contenu et les dédicaces des mémoires soutenus devant jury doivent être considérées comme propres à leurs auteurs, et qu'ainsi aucune approbation, ni improbation ne leur est donnée.

TABLE DES ABRÉVIATIONS

IA : Intelligence Artificielle

DL : Deep Learning

ML : Machine Learning

DMFR : Radiologie dento maxillo-faciale

DAO : Diagnostic Assisté par Ordinateur

CBCT : Cone Beam Computed Tomography

KCOT : Lésions tumorales odontogènes kératokystiques

CNN : Neurones à convolution profonde

Table des matières

1	<i>Introduction</i>	14
2	<i>L'intelligence artificielle (IA)</i>	14
2.1	Définition	14
2.1.1	L'IA forte.....	15
2.1.2	L'IA faible	15
2.2	Introduction des termes « Machine learning » (ML) et « deep learning » (DL) .16	
2.2.1	Machine learning	16
2.2.2	Deep learning.....	18
2.3	Exemples tirés du monde médical et plus particulièrement dentaire	19
2.3.1	Dans le monde médical en général	20
2.3.2	Dans le domaine dentaire.....	20
3	<i>Place de l'IA dans l'imagerie actuelle</i>	24
3.1	Son but, ce qu'elle apporte et ses limites	24
3.2	Point sur le traitement des images 2D dans le domaine de la radiologie dentaire maxillo-faciale (DMFR)	27
3.2.1	Identification des structures.....	27
3.2.2	Détection des lésions	36
3.3	Différences avec le traitement de l'imagerie 3D	44
3.4	Analogies dans le monde médical	46
4	<i>Utilisation actuelle de l'IA pour l'imagerie 3D en DMFR</i>	47
4.1	Les applications principales	47
4.2	Diagnostic automatisé des maladies dentaires et maxillo-faciales	47
4.2.1	Lésions péri-apicales.....	47
4.2.2	Les lésions osseuses.....	50
4.2.3	Développement et évaluation d'un outil de segmentation tumorale automatique : une comparaison entre la segmentation automatique, semi-automatique et manuelle des kystes et tumeurs odontogènes mandibulaires.	52
4.2.4	Lésions diverses.....	56
4.2.5	Syndrome de Sjögren et métastases ganglionnaires	58
4.2.6	Limites des études incluses.....	60
4.3	L'avenir de l'IA dans la 3D	61
4.3.1	Les perspectives.....	61
4.3.2	Les limites.....	62
5	<i>Conclusion</i>	63

1 Introduction

Dans l'ère où l'informatique et les nouvelles technologies sont en essor, la médecine moderne tend de plus en plus à utiliser ces avancées technologiques. Depuis le milieu du XIXème siècle, les neurosciences se sont ainsi développées afin de comprendre l'intelligence qui régit le fonctionnement du cerveau. En parallèle, une science visant à reproduire ce fonctionnement s'est développée : l'intelligence artificielle.

2 L'intelligence artificielle (IA)

2.1 Définition

L'intelligence artificielle (IA) est un terme couramment utilisé en raison de l'adoption d'une représentation trop généralisée. Le principal problème réside dans les définitions de « l'intelligence », qui interprètent souvent de manière erronée les notions pratiques que le terme indique. Le mot « artificiel », du point de vue médical et biologique, désigne tout naturellement une propriété non naturelle (1).

L'IA est donc généralement définie comme des programmes informatiques intelligents capables d'apprendre et d'appliquer des connaissances pour accomplir des tâches complexes telles que prédire les résultats d'un traitement, reconnaître des objets et répondre à des questions.

L'utilisation initiale d'un système basé sur l'IA donnera un résultat plus généralisé basé sur les méga données, et après une utilisation répétée par l'individu, il présentera progressivement un résultat plus adapté et personnalisé conformément avec les caractéristiques de l'utilisateur.

L'IA est répandue dans de nombreuses applications de la vie quotidienne (Recommandations d'achats en ligne, reconnaissance d'images, les vidéos en streaming ou l'assistant vocal du smartphone).

L'IA de la vie quotidienne a inspiré et stimule le développement de systèmes d'IA dans le domaine de la médecine et ici la médecine dentaire.

L'intelligence artificielle a évolué du concept d'IA forte, qui imite l'intelligence humaine, à la mise en œuvre d'IA faible qui peut résoudre certains problèmes (2).

2.1.1 L'IA forte

Il existe désormais deux sous-concepts qui divisent toute la gamme des significations actuellement englobées par le terme « IA ». La coexistence des concepts d'IA forte et faible peut être considérée comme le résultat de la reconnaissance des limites des concepts mathématiques et d'ingénierie qui dominaient les définitions de l'IA en premier lieu. Lorsque le terme « IA » a été introduit, cela signifiait un système qui fonctionnait de la même manière que l'intelligence humaine grâce à la construction de matériel et de logiciels non naturels et artificiels, ce qui signifie une IA forte (1).

Pour pouvoir fonctionner de la même manière que l'intelligence de l'être humain et pouvoir se substituer à l'intellect de la personne, une prémisse nécessaire est requise. La prémisse est que l'intelligence humaine a une structure qui peut être numérisée uniquement en informatique. Si chaque pensée d'une personne est mise en œuvre d'une manière conditionnelle et propositionnelle qui peut être synthétisée sans ambiguïté de manière formelle et logique, alors, en principe, un ordinateur a le potentiel de remplacer complètement l'esprit d'une personne. En d'autres termes, la machine informatique peut atteindre consciemment le stade de la reconnaissance et de la compréhension de l'objet de manière autonome et active (1).

2.1.2 L'IA faible

D'autre part, l'IA faible est un concept qui entend construire un système cognitif et de jugement inhérent à l'informatique, refusant la réduction déraisonnable et la tentative de reproduction de l'intelligence humaine, ce qui est attendu et voulu par l'intelligence forte. Une IA faible signifie un système dans lequel les êtres humains profitent de certains mécanismes médicaux et logiques dans lesquels l'intelligence fonctionne pour exécuter efficacement des activités intellectuelles qu'un humain peut effectuer. La définition d'une IA faible est effectuée tout en reconnaissant que la mise en œuvre de l'informatique est fondamentalement différente de l'intelligence d'une personne. C'est un précepte fondamental de ceux qui dirigent le développement de l'IA faible où il n'est pas nécessaire de mettre en œuvre une intelligence humaine complète pour obtenir un système fonctionnel souhaité.

En clair, elle tente de mettre en œuvre un système qui développe la capacité de résolution de problèmes par lui-même grâce à l'apprentissage en utilisant certains des mécanismes de sens et de pensée des gens (1).

En ce qui concerne les études sur l'IA faible, elles explorent généralement les moyens de construire des algorithmes capables d'apprendre des données et de faire des prédictions (3).

2.2 Introduction des termes « Machine learning » (ML) et « deep learning » (DL)

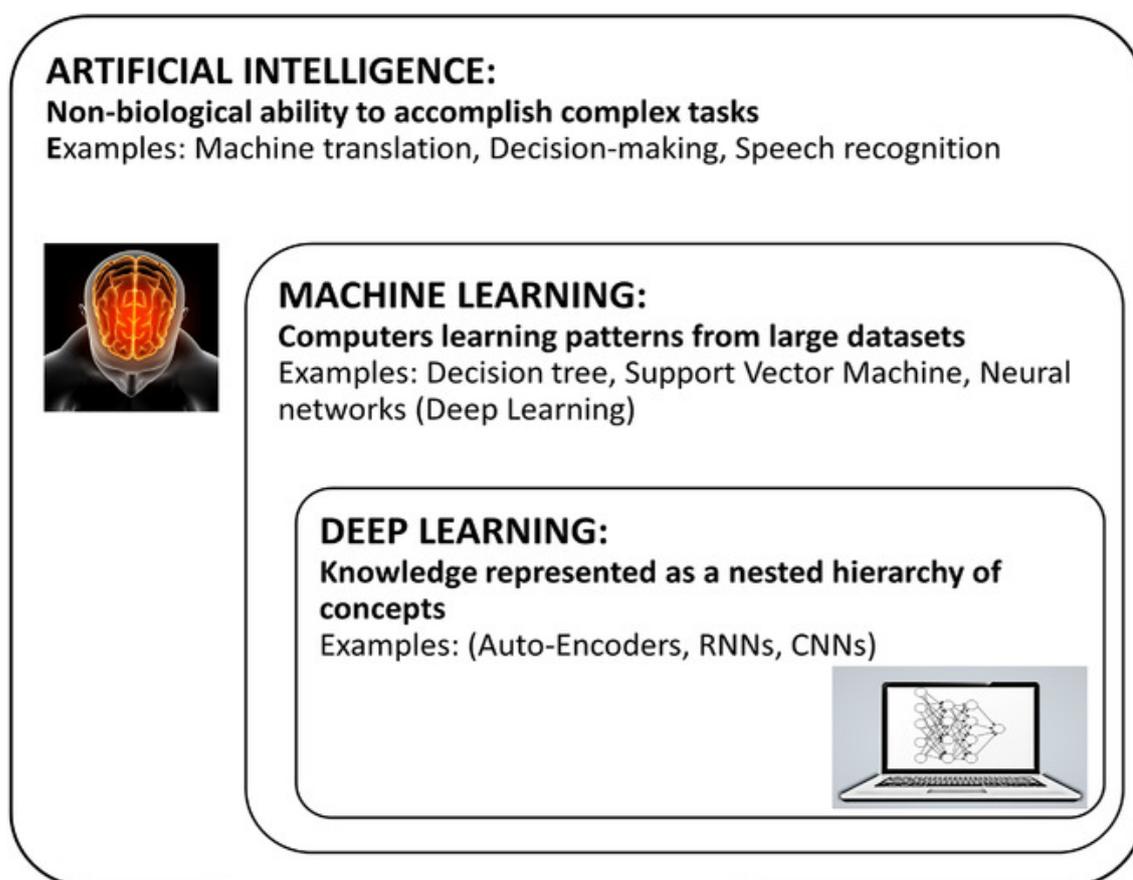


Figure 1. : Diagramme montrant comment DL est un type de ML, lui-même à son tour un type d'IA.. Chaque section de ce diagramme contient la description du concept et quelques exemples de technologie d'IA (4).

2.2.1 Machine learning

Le concept de « Machine learning » ou apprentissage automatique peut être défini comme étant une technologie d'intelligence artificielle permettant aux

machines d'apprendre sans avoir été au préalable programmées spécifiquement à cet effet (5).

Le Machine learning est une technique qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre des modèles à partir de grands ensembles de données (4), étant donné que pour apprendre et se développer, les ordinateurs ont besoin de flux de données à analyser, sur lesquelles s'entraîner. Le concept de base de l'apprentissage automatique repose également sur la définition de l'intelligence adoptée comme modèle agent-environnement dans le but de mettre en œuvre une IA forte (1).

Si les algorithmes machine learning sont développés pour s'entraîner sur un ensemble de données étiquetées, ils sont dits supervisés. Ces algorithmes peuvent être entraînés pour des tâches prédictives (Figure 2). Le processus de détection de structures dans des données sans étiquette est appelé apprentissage non supervisé. Par conséquent, le machine learning nécessite une extraction manuelle des caractéristiques à partir des entrées (4).

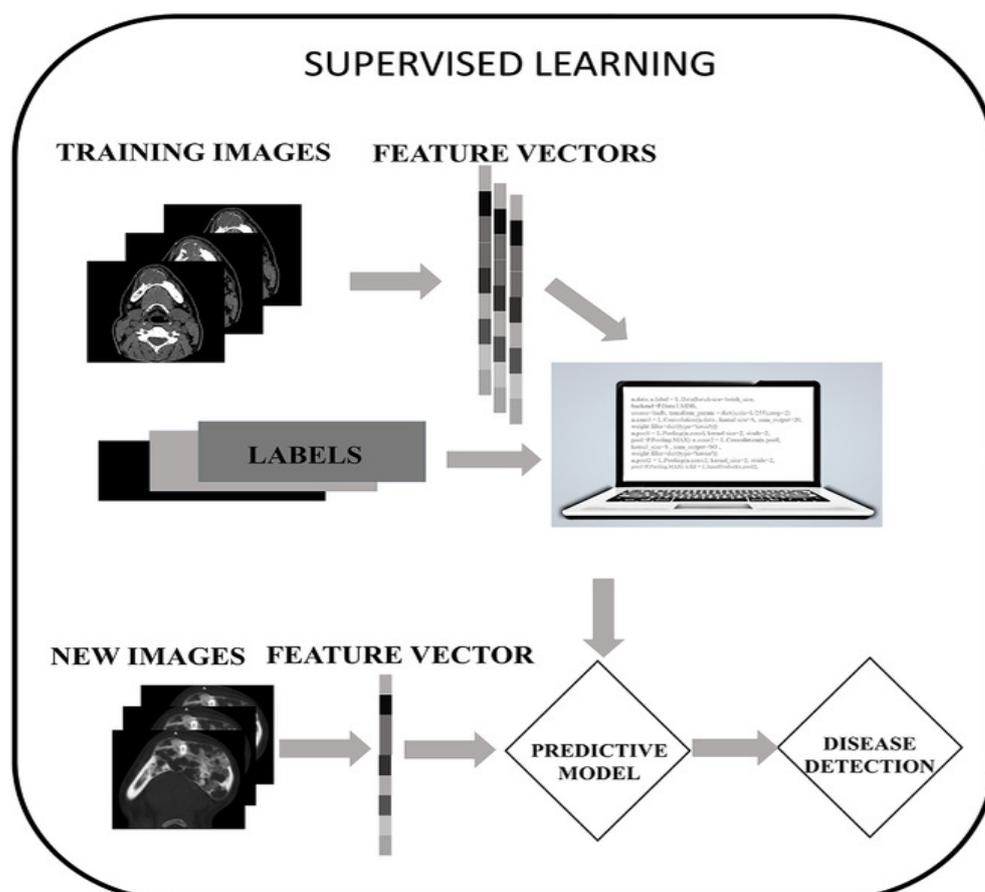


Figure 2. Exemple de réseau ML supervisé qui utilise DL. Le réseau utilise des images étiquetées pour former un modèle prédictif. Ce modèle peut être utilisé, par exemple, pour des diagnostics (4).

2.2.2 Deep learning

La domination de la recherche et du développement s'est concentrée sur la mise en œuvre d'une IA faible (1).

Le « deep learning » ou apprentissage automatique, est une branche de l'informatique qui construit des algorithmes guidés par des données. Parmi eux, les réseaux de neurones, composés de nœuds et de poids, ont été l'un des premiers types d'algorithmes d'IA à être développés.

La puissance de calcul de ces réseaux repose sur la qualité et la quantité des données d'entraînement, qui permettent à ces réseaux de mettre à jour les poids des connexions. Les structures de réseaux simples avec seulement quelques couches sont appelées réseaux de neurones à apprentissage « superficiel », tandis que les structures de réseau qui emploient de nombreuses et grandes couches sont appelées réseaux de neurones à apprentissage « profond » (3).

En pratique, les réseaux de neurones récurrents et les réseaux de neurones convolutifs sont utilisés. Les réseaux de neurones récurrents traitent des données d'entrées séquentielles, y compris la parole et le langage. Les réseaux de neurones convolutifs sont spécialisés pour traiter les données avec une topologie en forme de grille, telles que les images 2D et 3D.

Tout en imitant les modèles de connectivité neuronale dans le cortex visuel humain, l'architecture de base d'un réseau de neurones convolutifs consiste en une ou plusieurs couches convolutionnelles, une couche de regroupement et une couche entièrement connectée. Au moment où les données de formation entrent dans la couche d'entrée, le processus d'apprentissage commence. Les données sont ensuite transmises séquentiellement aux neurones de la couche suivante jusqu'à ce que la sortie soit atteinte. Ce processus est appelé propagation vers l'avant. Cette sortie générée est ensuite comparée à la vérité terrain et leur différence est calculée. Ces erreurs sont rétro-propagées à travers le réseau de neurones, et les poids des connexions entre les neurones sont mis à jour pour minimiser cette erreur. Après la phase de formation, y compris plusieurs itérations de propagation vers l'avant et vers l'arrière, les performances du réseau de neurones convolutifs sont évaluées par un ensemble de données de tests invisibles. Ce processus est illustré à la figure 3 (4).

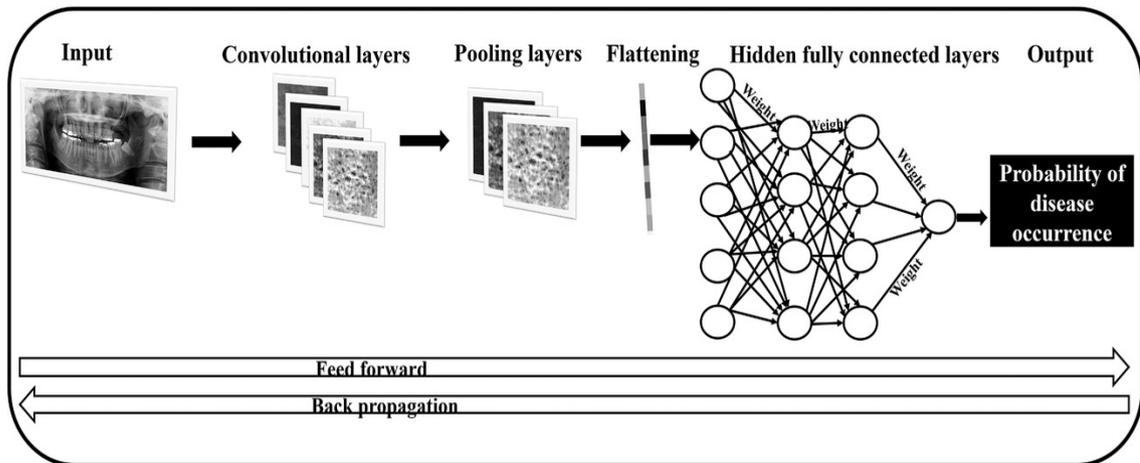


Figure 3. Exemple d'IA utilisée pour prédire une maladie dentaire sur la base d'informations extraites d'une radiographie panoramique (4).

En raison de ces avancées technologiques rapides, l'IA, représentée par l'apprentissage en profondeur, peut être utilisée pour des problèmes de la vie réelle et est appliquée dans tous les secteurs de la société. La précision diagnostique des algorithmes d'apprentissage en profondeur dans le domaine médical se rapproche des niveaux d'expertise humaine, faisant passer le rôle du diagnostic assisté par ordinateur d'un outil de « seconde opinion » à un outil plus collaboratif. Le développement des applications de l'IA dans le domaine dentaire est également remarquable (3).

2.3 Exemples tirés du monde médical et plus particulièrement dentaire

Les révolutions numériques et biologiques dans la génomique, l'imagerie et d'autres domaines de la santé ont modifié les pratiques de soins de santé. Le concept actuel de soins de santé personnalisés ou de précision tient compte de ces avancées dans le séquençage de l'ADN, la surveillance physiologique et environnementale, l'imagerie avancée et le suivi comportemental.

Par conséquent, ces transformations peuvent améliorer les capacités d'évaluation des risques, de diagnostics et de pronostics pour plusieurs maladies. Dans ce contexte, les outils d'IA peuvent aider à extraire des informations plus nombreuses et de meilleure qualité du patient afin d'obtenir des résultats précis à moindre coût de santé (4).

2.3.1 Dans le monde médical en général

Avec la disponibilité croissante d'informations médicales numériques sous la forme de dossiers de santé électroniques et le développement rapide des méthodes d'analyse des mégadonnées, l'IA pourrait aider les professionnels de la santé à prendre des décisions difficiles dans des situations cliniques complexes. De cette manière, l'intérêt mondial pour les applications d'IA est élevé et croît rapidement (4).

Par ailleurs, le succès du deep learning dans de nombreuses applications de reconnaissance de formes a suscité de l'enthousiasme et des attentes élevées quant au fait que le deep learning peut apporter des changements révolutionnaires dans les soins de santé. Les premières études de deep learning appliquées à la détection ou à la classification des lésions ont fait état de performances supérieures à celles des techniques conventionnelles, voire meilleures que celles des radiologues dans certaines tâches.

Le potentiel d'application de l'analyse d'images médicales basée sur le diagnostic assisté par ordinateur (DAO), fournissant ainsi une aide à la décision aux cliniciens et améliorant la précision et l'efficacité de divers processus de diagnostic et de traitement, a stimulé de nouveaux efforts de recherche et de développement en DAO. Malgré l'optimisme de cette nouvelle ère de machine learning, le développement et la mise en œuvre d'outils de DAO ou d'IA dans la pratique clinique sont confrontés à de nombreux défis. L'objectif étant de fournir des aides intelligentes fiables pour les soins aux patients (6).

2.3.2 Dans le domaine dentaire

À mesure que l'utilisation de l'IA dans l'ensemble du domaine médical augmente, le rôle de l'IA en dentisterie a remarquablement progressé. De manière générale, l'utilisation d'outils d'IA dans la pratique dentaire apporte de nouvelles perspectives pour le diagnostic, la classification et la prédiction des maladies bucco-dentaires, pour la planification du traitement et pour l'évaluation et la prédiction des résultats. Le réseau de neurones convulsifs peut aider le dentiste dans la vie quotidienne, en minimisant les possibilités d'erreurs humaines. De plus, l'enseignement de la médecine dentaire devrait également être modifié afin d'intégrer toutes ces technologies dans les cours de premier

cycle et de troisième cycle. Le tableau 1 présente les applications possibles de l'IA dans plusieurs domaines de la dentisterie, sur la base d'articles récents (4).

DOMAINE DENTISTERIE	APPLICATIONS
Parodontie	<p>Classification et contrôle de la plaque dentaire.</p> <p>Segmentation des maladies gingivales.</p> <p>Évaluation automatisée des poches parodontales.</p> <p>Diagnostic et prédiction des dents compromises parodontalement (étude d'imagerie).</p> <p>Détection des mauvaises odeurs.</p>
Orthodontie	<p>Identification automatisée des repères céphalométriques (étude d'imagerie).</p> <p>Prédiction de la croissance et de la morphologie mandibulaire chez les patients de classe I, II et III (étude d'imagerie).</p> <p>Analyse de marqueurs biologiques pour le mouvement orthodontique des dents.</p> <p>Compréhension de l'étiopathogenèse des maladies craniofaciales.</p> <p>Identification automatisée des syndromes craniofaciaux.</p> <p>Modèles de prédiction de traitement et de résultats.</p> <p>Évaluation du risque génétique de fente orofaciale.</p> <p>Identification des changements épigénétiques dans le développement craniofacial normal et anormal.</p> <p>Analyse des condyles mandibulaires et troubles de l'articulation temporo-mandibulaire (étude d'imagerie).</p>

Dentisterie restauratrice	<p>Évaluation de la durée de vie des restaurations dentaires.</p> <p>Améliorer la précision du diagnostic des caries (étude d'imagerie).</p>
Endodontie	<p>Localisation du foramen apical mineur sur les cadavres.</p> <p>Caractérisation de l'expression génique du kyste radiculaire et du granulome péri-apical.</p> <p>Détection de fractures radiculaires verticales sur dents intactes et endodontiquement traitées (étude d'imagerie).</p> <p>Évaluation des lésions péri-apicales (réparation osseuse) après traitement (étude d'imagerie).</p> <p>Évaluation de la morphologie des racines sur les radiographies (étude par imagerie).</p>
Demande médico-légale	<p>Détermination automatisée des âges squelettique et dentaire (études d'imagerie).</p> <p>Autopsie avec des méthodes robotiques basées sur l'IA.</p>
Craniomaxillofacial	<p>Différenciation des différentes tumeurs de la mâchoire (étude d'imagerie).</p> <p>Prédiction de la survenue d'une ostéonécrose des mâchoires liée aux bisphosphonates associée à une extraction dentaire (étude d'imagerie).</p> <p>Évaluation de l'impact du traitement orthognathique sur l'attractivité faciale et l'âge estimé.</p> <p>Robots autonomes pilotés par l'IA pour effectuer des chirurgies et des biopsies.</p>

Tableau 1. Études récentes qui ont discuté des possibilités et des perspectives d'application des outils d'IA dans différents domaines de la dentisterie (4).

Cependant, bien que l'utilisation des outils d'IA se soit développée en dentisterie, le nombre d'articles publiés est nettement inférieur à celui des autres domaines médicaux, en particulier la radiologie (4).

Certains domaines doivent être complétés pour promouvoir le développement continu de la recherche sur l'apprentissage profond en radiologie buccale et maxillo-faciale. Des efforts sont nécessaires pour développer un ensemble de données publiques, comme dans le domaine médical, pour développer des algorithmes pouvant être utilisés dans des applications cliniques.

Il est également nécessaire de créer un référentiel commun et gratuit qui puisse collecter, cataloguer et archiver de manière fiable les données accessibles au public dans le domaine dentaire.

L'augmentation globale de la taille des ensembles de données de formation est souhaitable pour les applications cliniques de l'apprentissage en profondeur dans le domaine dentaire car pour l'instant, la plupart des études ont utilisé des ensembles de données relativement petits (moins de 1000 unités par groupe).

Il est également nécessaire de souligner la nécessité d'une normalisation des données dans le domaine dentaire, ainsi que d'une normalisation de la construction des ensembles de données. En particulier, le CBCT présente une grande variation d'image selon la marque, la machine et les conditions d'exposition, ce qui peut être un obstacle à la recherche en deep learning. Une norme internationale pour la qualité des images CBCT doit être établie dans un proche avenir (3).

Il reste donc des progrès à faire et notamment dans le domaine qui est le plus prometteur pour l'application de cette technologie, le domaine de la radiologie dentaire maxillo-faciale (DMFR).

3 Place de l'IA dans l'imagerie actuelle

La radiologie est considérée comme la porte d'entrée de l'IA vers la médecine car les images diagnostiques codées numériquement sont plus facilement traduites en langage informatique.

3.1 Son but, ce qu'elle apporte et ses limites

L'intelligence artificielle (IA) est déjà largement employée dans divers rôles médicaux, et les progrès technologiques en cours encouragent une utilisation plus large de l'IA en imagerie. Cette évolution s'explique en partie par la reconnaissance de la fréquence importante et de l'impact clinique des erreurs humaines dans les rapports radiologiques, et par la promesse que l'IA peut contribuer à améliorer la fiabilité et l'efficacité de l'interprétation des images. L'IA peut agir comme un deuxième lecteur d'images compétent et réduire le taux d'erreur.

L'IA en imagerie a été envisagée pour la première fois dans les années 1960, mais les premières tentatives ont été limitées par la technologie de l'époque (7).

Construite à partir d'algorithmes sur le principe de l'apprentissage automatique, elle se nourrit des données que nous produisons chaque jour. Ainsi, l'IA est une technologie qui apprend et peut exécuter des tâches auxquelles elle n'était pas destinée au préalable. Plusieurs apprentissages lui sont décrits.

- **L'apprentissage supervisé** qui consiste à développer un algorithme dans un but précis. Par exemple, nous souhaitons permettre à la machine de différencier une incisive d'une molaire sur des images. Pour ce faire, à partir d'un jeu d'images test, nous aidons la machine à caractériser son objectif jusqu'au moment où celle-ci y arrive par elle-même sur de nouvelles images (figure 4).

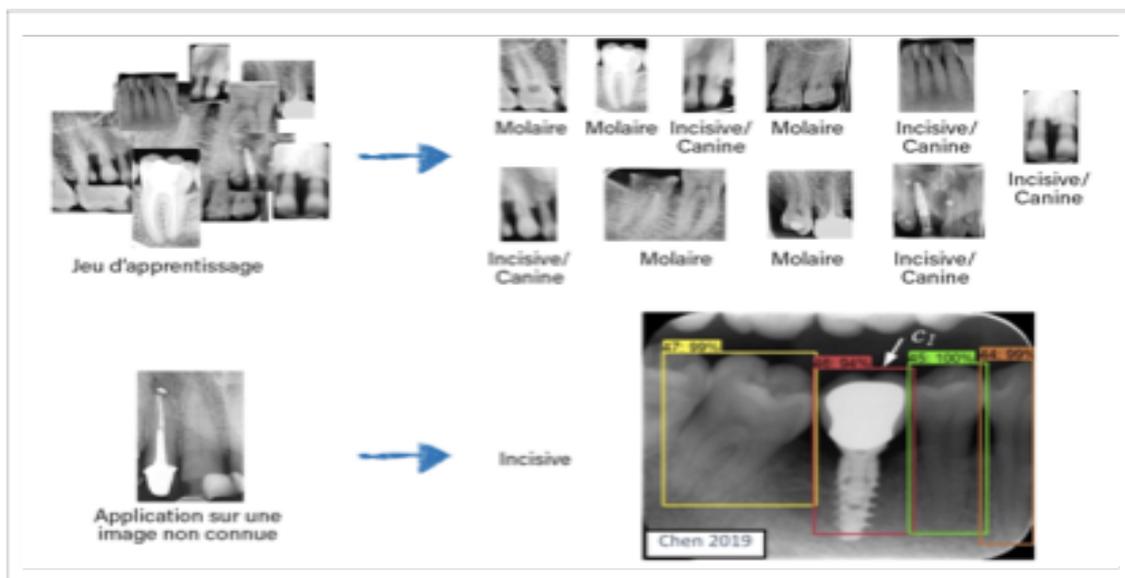


Figure 4. Exemple d'application d'un apprentissage supervisé sur rétro-alvéolaire et une application réelle tirée de l'étude de Chen (8).

• **L'apprentissage non supervisé**, à l'inverse, ne présente pas un objectif précis. En reprenant le même exemple à partir d'un échantillon plus important, l'IA permet de réaliser des regroupements selon des similarités discernant les incisives d'un côté et les molaires de l'autre. Cette méthode permet de prétraiter des volumes de données quand ceux-ci sont trop importants pour la personne humaine (figure 5) (8).

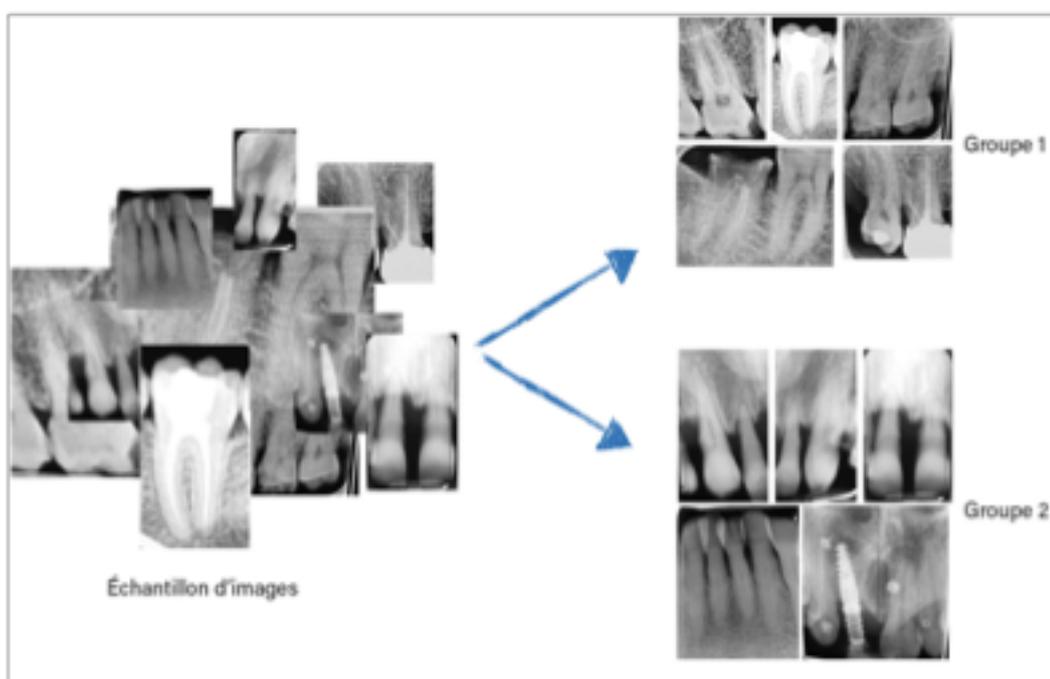


Figure 5. Exemple d'application d'un apprentissage non supervisé sur rétro-alvéolaire (8).

C'est l'introduction des réseaux neuronaux artificiels et des logiciels de détection assistée par ordinateur (DAO) basés sur l'IA dans les années 1980 qui a marqué l'avènement d'une intégration généralisée de l'IA dans les rapports de radiologie. Nous parlons ici d'apprentissage profond conçu non plus sur le principe de base des algorithmes, ce modèle s'articule autour d'un réseau de neurones artificiels s'inspirant du système nerveux humain.

Concrètement, son fonctionnement est schématisé en plusieurs couches. La première couche consiste à traiter chaque pixel de l'image individuellement, puis ces résultats vont interagir ensemble de façon à croiser les informations sur autant de couches que nécessaire pour aboutir au résultat final. Quoiqu'il en soit, l'algorithme doit s'entraîner avant de pouvoir donner un résultat fiable (figure 6) (8).

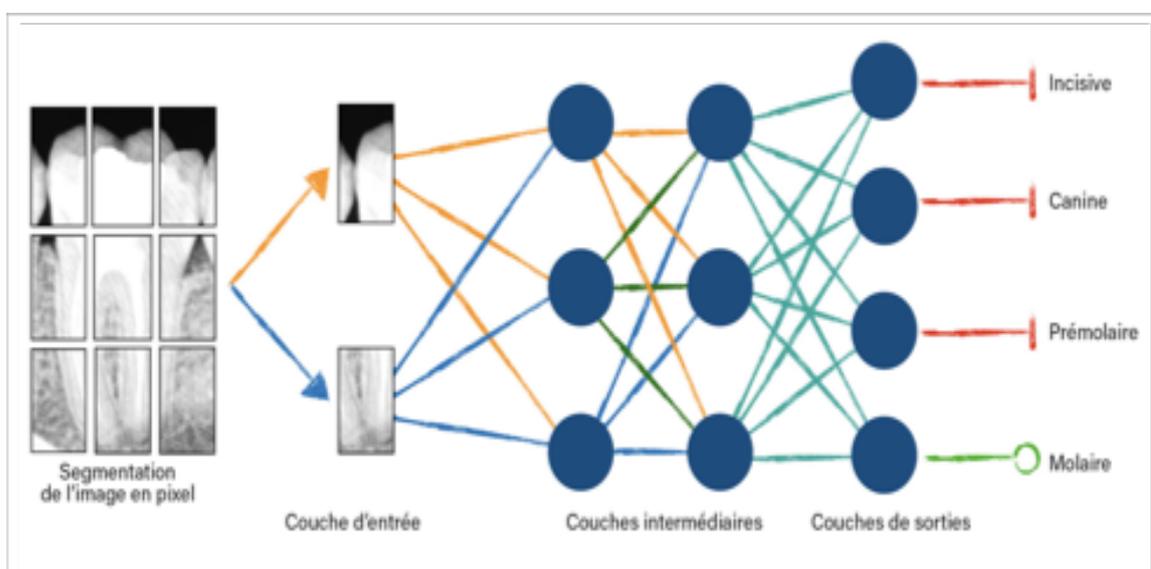


Figure 6. Exemple d'application du Deep-Learning sur rétro-alvéolaire (8).

La DAO est maintenant utilisée de façon routinière en mammographie, avec des preuves cohérentes d'une détection des lésions équivalentes ou améliorées, avec de légères augmentations des taux de rappel. Les taux significatifs de faux positifs restent une limite pour la DAO, bien qu'ils se soient nettement améliorés au cours de la dernière décennie.

Parmi les autres défis à relever, citons la difficulté pour les cliniciens de comprendre le raisonnement d'un système d'IA, ce qui peut limiter leur confiance en ce système d'intelligence, et la question de savoir qui doit être responsable si la DAO commet une erreur. L'IA est limitée par un taux élevé de faux positifs et une incapacité à afficher un raisonnement.

L'intégration future de la DAO avec le PACS promet le développement de systèmes intelligents plus complets, capables d'identifier des diagnostics multiples et difficiles, ainsi qu'une évolution vers des prédictions de résultats plus individualisés pour les patients, basées sur l'analyse de l'IA (7).

En clair, L'IA peut agir comme un deuxième lecteur d'images compétent et réduire le taux d'erreur, elle est limitée par un taux élevé de faux positifs et une incapacité à afficher un raisonnement et les perspectives futures résident dans l'utilisation des dossiers des patients pour générer des diagnostics.

3.2 Point sur le traitement des images 2D dans le domaine de la radiologie dentaire maxillo-faciale (DMFR)

Selon la littérature relative aux applications cliniques de l'IA dans la DMFR, la plupart des algorithmes d'apprentissage automatique proposés ont été développés à l'aide d'images diagnostiques bidimensionnelles (2D), telles que des radiographies péri-apicales, panoramiques et céphalométriques (2).

Nous allons ici faire le point sur les différents champs d'étude.

3.2.1 Identification des structures

Lorsqu'un chirurgien-dentiste analyse un cliché d'imagerie dentaire, il commence par localiser les différentes structures visibles.

3.2.1.1 Segmentation dentaire

Dans les études utilisant des images radiographiques dentaires, la localisation des dents est essentielle pour produire des résultats précis.

Plusieurs articles proposent des méthodes de localisation des dents à l'aide d'un réseau neuronal convolutif que ce soit sur une radiographie péri-apicale (9), bite-wing (10) ou panoramique (11,12).

3.2.1.1.1 Radiographies intra-orales

Les radiographies intra-orales concernent donc principalement les radiographies péri-apicales ou encore les bite-wing.

La première étude décrivant l'apprentissage profond en imagerie dentaire date de 2016 et consistait à segmenter les dents et de classer les dents monoradiculées et les dents pluriradiculées.

Le système comprenait un réseau de neurones convolutifs, mais également des modules utilisant des algorithmes classiques sans apprentissage profond.

100 clichés ont été annotés et le but de l'évaluation était de comparer le pourcentage de recouvrement entre les segmentations du dentiste et celles du système.

Le résultat a démontré que la segmentation était meilleure avec l'utilisation d'un réseau de neurones avec 71% contre 47% sans (9).

Un autre système dans une étude publiée en 2019 avait pour but de numéroter les dents en plus de les segmenter, mais aussi de n'utiliser que des modules d'apprentissage profond.

Dans cette étude, 1000 clichés ont été utilisés pour l'entraînement et 250 pour le test. Pour la comparaison, 3 étudiants en odontologie ont dû annoter les 250 clichés tests.

Pour ce qui est de la qualité de la segmentation, les étudiants ont tous eu entre 90 et 92 % de recouvrement. Le réseau de neurones égale leurs performances avec un recouvrement de 91 %.

Pour la numérotation des dents, les étudiants ont eu respectivement un taux de bonnes réponses de 92, 94 et 98 % pour le plus expérimenté. Le réseau de neurones a lui obtenu 92 % de bonnes réponses.

Concernant la répartition des erreurs, elle est similaire entre les étudiants et le système pour ce qui est de l'inversion de côté, de confusion avec des dents similaires, et lorsqu'une dent est manquante.

Le réseau de neurones a présenté 2 types d'erreurs propres. Le premier a été de numéroter, dans 4 clichés, chaque racine d'une dent fortement délabrée comme étant 2 dents distinctes. Le deuxième type a concerné 5 cas particuliers comme des dents avec une lésion carieuse volumineuse, des fermetures d'espaces à la suite d'un traitement orthodontique, ou des bridges étendus.

Les résultats ont, pour chacune de ces études, atteints des performances élevées pour l'automatisation de la segmentation dentaire.

Nous pouvons en conclure que dans ces études, l'IA est sensiblement aussi performante que le jeune dentiste. Il y a donc encore des progrès à faire car l'objectif étant d'atteindre voire de surpasser un expert chirurgien-dentiste afin qu'il y est un réel apport de l'IA dans la dentisterie (13).

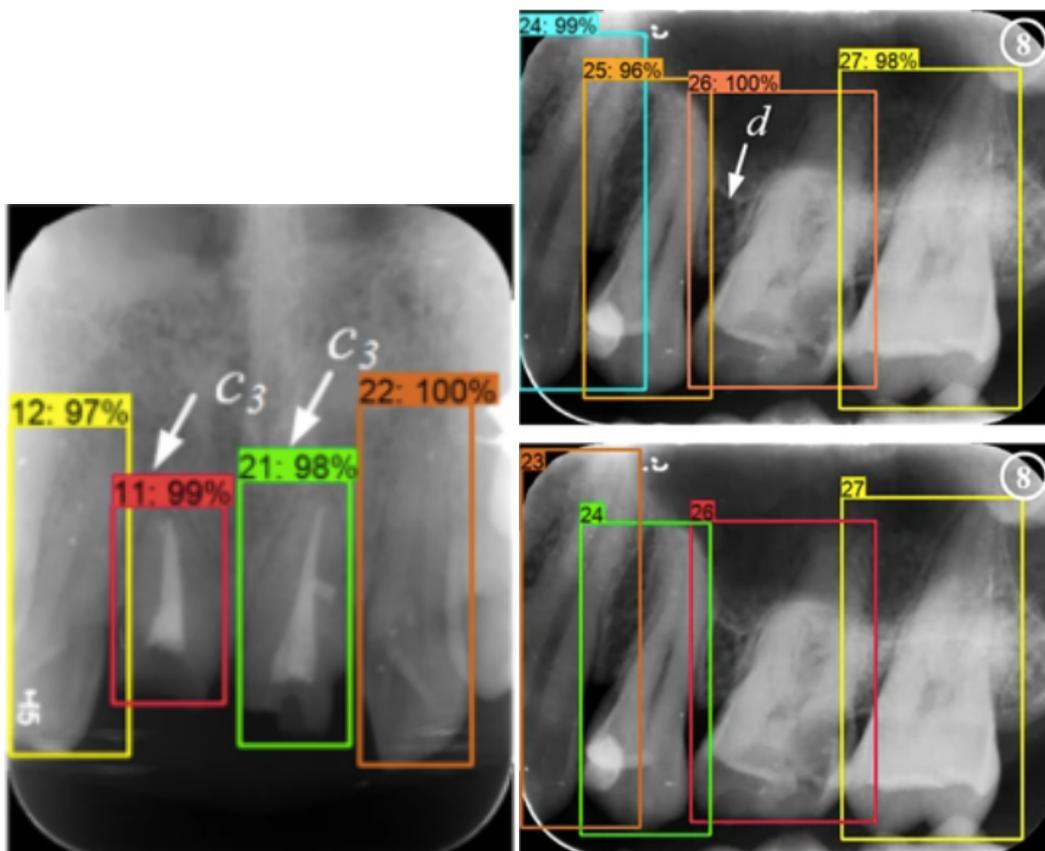


Figure 7. Exemples de segmentations dentaires à partir de radiographies rétro-alvéolaires : à gauche une segmentation correcte malgré le fort délabrement désigné en (c3). À droite une segmentation erronée. En haut le système a incorrectement marqué la dent n°24 et n°23 comme étant respectivement la dent n°25 et n°24 à cause de l'absence de la dent n°25 en (d) suite à la fermeture d'espace d'un traitement orthodontique. En bas la segmentation correcte de l'expert (13).

Pour finir, une étude publiée en 2020 utilisant les radiographies dentaires interproximales (ou bite-wing), visait à proposer un système de détection automatique pour la numérotation des dents plus rapide.

L'étude comprenait 1125 radiographies bite-wing de patients ayant fréquenté la Faculté de chirurgie dentaire de l'Université d'Ordu de 2018 à 2019. Sur 715 dents dans 109 images bite-wing, 697 ont été correctement numérotées dans l'ensemble de données de tests.

Nous pouvons donc en conclure que l'utilisation d'un système de détection automatique permettrait à l'heure actuelle de faire gagner du temps au chirurgien-dentiste, cependant l'IA ne peut en aucun cas le remplacer pour le moment (10).

3.2.1.1.2 Radiographies extra-orales

Pour ce qui est des études concernant les radiographies extra-orales et plus particulièrement les radiographies panoramiques, trois différents systèmes avaient comme tâche de classer les dents.

La première étude publiée en 2020 comporte 400 images panoramiques et obtient une précision de 92% (14). La deuxième publiée en 2020 également en a classé correctement 93%. Elle classait également chaque dent entre celles non reconstituées, partiellement reconstituées et entièrement reconstituées, cette classification était correcte à 98% (15). La dernière rajoutait 2 catégories qui étaient les couronnes et les germes dentaires. 91 % des dents ont été correctement classées (16).

Une autre étude publiée en 2020 n'a pas visé à classer les dents mais bien à les segmenter. Le système procédait en 2 étapes, un premier réseau de neurones convolutifs procédait à une segmentation approximative afin de classifier et détecter les dents présentes sur la radiographie panoramique. Les zones correspondant à chaque dent étaient ensuite présentées à un deuxième réseau de neurones convolutifs qui réalisait la segmentation fine en cherchant à obtenir la forme exacte de la dent.

Sur les 40 clichés panoramiques de test, le premier module est parvenu à détecter correctement 1179 dents, pour 17 erreurs. 4 dents ont été détectées là où il n'y en avait pas et 13 dents n'ont pas été détectées.

Pour évaluer le second module, un radiologiste maxillo-facial s'est chargé de segmenter manuellement les clichés panoramiques. Le pourcentage de surface en commun avec la segmentation du système détermine la précision de ce

deuxième module. Le système a atteint jusqu'à 95,3 % de précision pour les canines mandibulaires. La précision la plus faible a été pour les deuxièmes molaires mandibulaires avec 92,2 %.

L'étude s'est également intéressée à comparer le temps que le radiologiste prenait pour annoter une radiographie panoramique de manière entièrement manuelle par rapport au temps que ce même radiologiste prenait pour corriger les erreurs après une segmentation automatique. Une annotation entièrement manuelle demandait au radiologiste 1080s en moyenne. Le temps de segmentation du système puis les corrections du radiologiste prenait 380s en moyenne, soit une diminution de 65 % du temps d'annotation d'un cliché panoramique (17).

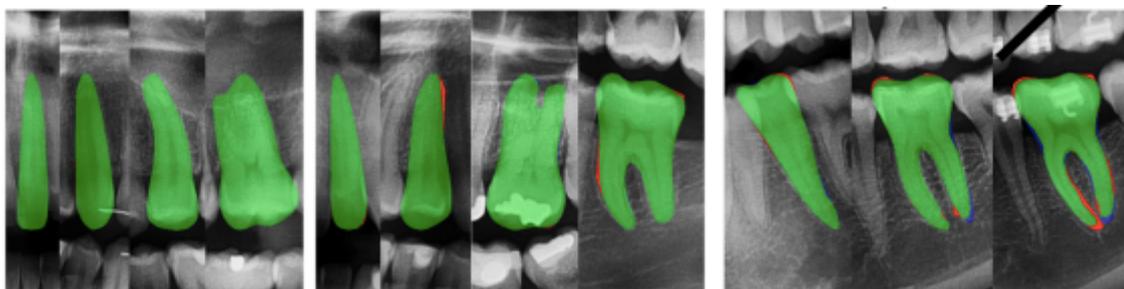


Figure 8. Exemples de segmentations dentaires à partir de radiographies panoramiques : en vert les pixels vrais positifs, en rouge les faux négatifs et en bleu les faux positifs. A gauche les segmentations ne nécessitent pas de correction, au milieu des corrections mineures et à droite des corrections majeures (17).

Pour conclure, nous remarquons que les résultats obtenus sont très précis mais surtout très rapides pour détecter et segmenter les dents par rapport à la segmentation manuelle. Il y a donc un réel intérêt de gain de temps dans cette démarche (17).

Ces études prometteuses permettraient l'automatisation du diagnostic, le classement automatique des dossiers dentaires à des fins d'identification médico-légale et le prétraitement des maladies dentaires à des fins de présélection. En cas de grande calamité, le système peut également aider le dentiste à enregistrer le dossier dentaire post mortem qui est une tâche très longue et ardue (11,14,15).

3.2.1.2 Structures osseuses

Il peut être utile également de repérer certaines structures osseuses, comme le corps de la mandibule ou les points céphalométriques.

Pour la mandibule par exemple, une étude publiée en 2018 consistait à détecter la présence ou non du corps mandibulaire sur des coupes de scanners crâniens. Si la coupe contenait le corps mandibulaire alors le système procédait à une segmentation. Celui-ci a classé correctement 98,8 % des coupes. Cette étude était une nouveauté absolue et la première évaluation sérieuse des algorithmes de segmentation pour la mandibule (18).

Une autre équipe a également cherché à développer un système pour détecter le foramen mentonnier sur des clichés panoramiques. Cependant cette étude s'est révélée compliquée car plus un réseau de neurones détectait de foramens, et plus il générait également de fausses détections. Un réseau a ainsi détecté 93,8 % des foramens, mais en parallèle il a généré 46,1 % de fausses détections. Le système n'est donc pas encore au point pour permettre une aide dans la pratique dentaire (19).

Pour les points céphalométriques, ils sont à l'heure actuelle le principal moyen de poser un diagnostic orthodontique. Ce sont des points de repère radiologiques et leur placement se fait manuellement sur des clichés radiologiques céphalométriques.

Une première étude en 2017 qui visait à automatiser ce placement avait été peu concluante, l'erreur moyenne de placement était de 1cm et pouvant aller jusqu'à 5cm. Cela ne permettait donc pas d'aider l'orthodontiste dans sa pratique (20).

Cependant, une étude de 2020 a prouvé qu'elle pouvait satisfaire les exigences médicales grâce à l'utilisation d'un algorithme d'IA capable d'analyser des radiographies céphalométriques inconnues environ équivalentes au même niveau de qualité que des examinateurs humains expérimentés (21).

3.2.1.3 Implants

Lorsqu'un patient est reçu en consultation dans le cadre de complications péri-implantaires, il est nécessaire de connaître quel modèle d'implant a été utilisé.

Il existe de nombreux cas où le patient n'a pas connaissance de la marque de l'implant ou ne possède pas de passeport implantaire et l'identification devient problématique.

Une étude s'est intéressée à la possibilité de classifier un implant parmi 4 modèles différents à l'aide de systèmes comprenant des réseaux de neurones convolutifs à travers des radiographies rétro-alvéolaires.

Dans cette étude, 801 patients ayant subi des rétro-alvéolaires entre 2005 et 2019 au Yonsei University Dental Hospital ont été utilisées.

Les images contenant les quatre types d'implants suivants ont été sélectionnées : Brånemark Mk TiUnite, Dentium Implantium, Straumann Bone Level et Straumann Tissue Level.

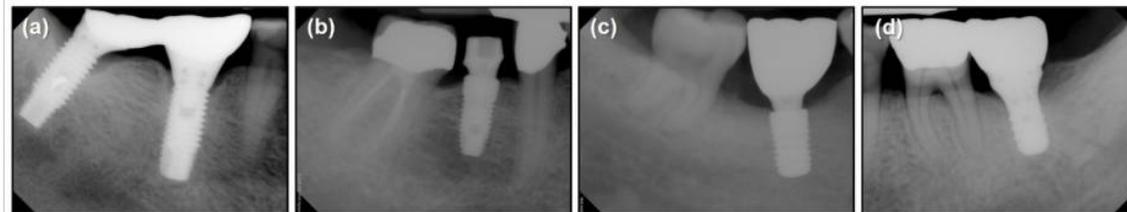


Figure 9. Radiographies péri-apicales des quatre types d'implants sélectionnés : (a) Brånemark Mk TiUnite, (b) Dentium Implantium, (c) Straumann Bone Level et (d) Implants Straumann Tissue Level.

Et ces quatre types d'implants ont été repérés par 5 différents systèmes de réseaux de neurones convolutifs pré-entraînés : SqueezeNet, GoogLeNet, ResNet-18, MobileNet-v2 et ResNet-50.

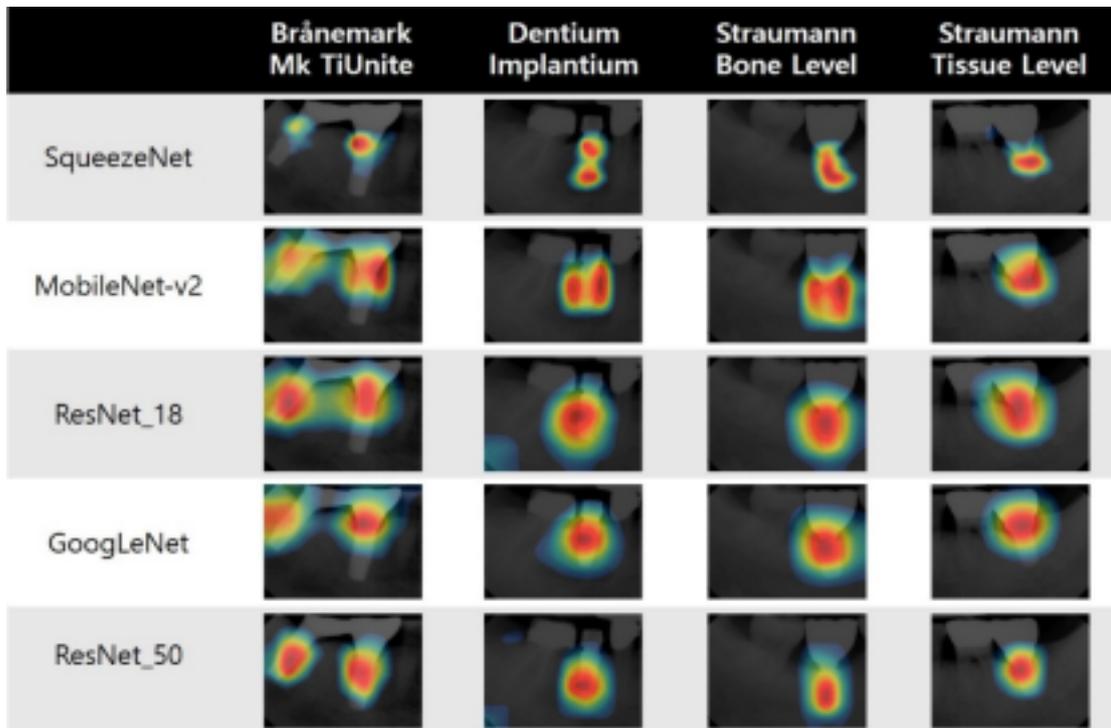


Figure 10. Exemple des cartes d'activation de classe des cinq réseaux pré-entraînés pour les quatre types d'implants sélectionnés (22).

Les cinq modèles ont montré une précision de tests de plus de 90 %.

Les résultats confirment donc que ces réseaux de neurones convolutifs peuvent classer les implants avec une grande précision. Cette étude montre que ces modèles peuvent aider les cliniciens et les patients à éviter des traitements inutiles et des dépenses médicales résultant de la méconnaissance du type exact d'implant. Pour étendre les résultats de cette étude, il est nécessaire de construire une base de données comprenant une grande variété de systèmes de fixations d'implants, y compris des types d'implants rarement rencontrés (22).

Une autre étude a cette fois-ci sélectionné 3 modèles d'implants avec des formes similaires et une connexion interne conique. Ils nécessitaient également la même préparation de surface avant la pose de l'implant. Ces modèles d'implants étaient l'Osstem TSIII ®, le Dentium Superline ® et le Straumann BLT ®. La base de données était composée de 5390 clichés panoramiques et 5380 clichés péri-apicales. Sur chacun de ces clichés, seule la région de l'implant était conservée.

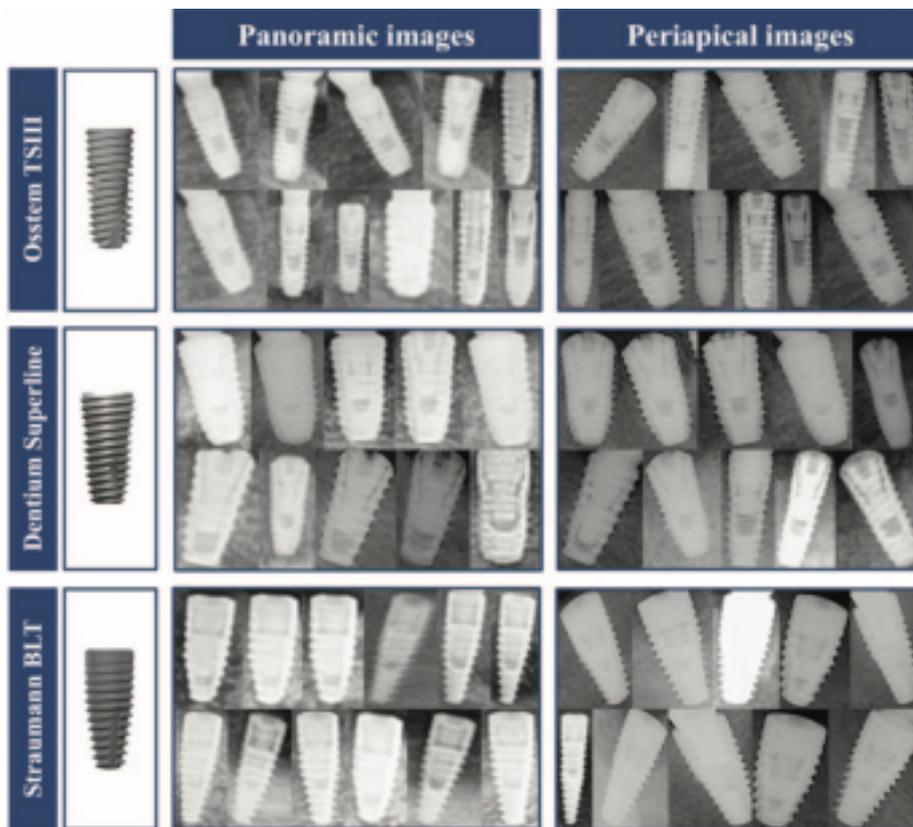


Figure 11. Trois types de systèmes d'implants dentaires avec une surface sablée, à gros grains, mordancée à l'acide et une connexion interne avec une morphologie conique similaire (23).

Un parodontiste a servi à la comparaison pour l'identification et la classification des 3 types de systèmes d'implants dentaires.

Pour l'utilisation des images radiographiques panoramiques et péri-apicales combinées, le système de détection classé correctement 97,1% des implants et 92,5% pour le parodontiste.

Pour les radiographies panoramiques, le système a classé correctement 95,6% des implants contre 89,1% pour le parodontiste.

Pour les images péri-apicales, le système a classé correctement 97,9% des implants contre 95,9% pour le parodontiste.

Nous en concluons donc que le système de détection a été plus performant que le parodontiste lui-même, à cela s'ajoute la rapidité d'exécution qui est nettement supérieure pour le système par rapport à l'humain (23).

3.2.2 Détection des lésions

Après avoir identifié les structures d'un cliché, un chirurgien-dentiste va ensuite rechercher les éventuelles lésions présentes.

3.2.2.1 Lésions carieuses

Dans le cadre de notre exercice omniratique, l'efficacité du Deep Learning a été démontrée avec significativité en Corée au travers d'une étude de JH. Lee de 2018 sur la détection et le diagnostic de lésions carieuses. Au sein du service dentaire de l'hôpital universitaire de Daejeon, 3000 radiographies rétro-alvéolaires ont été traitées de janvier 2016 à décembre 2017 par Inception V3, un algorithme d'IA conçu par Google, dont 2 400 clichés pour la phase d'apprentissage de l'algorithme et 600 pour la phase test.

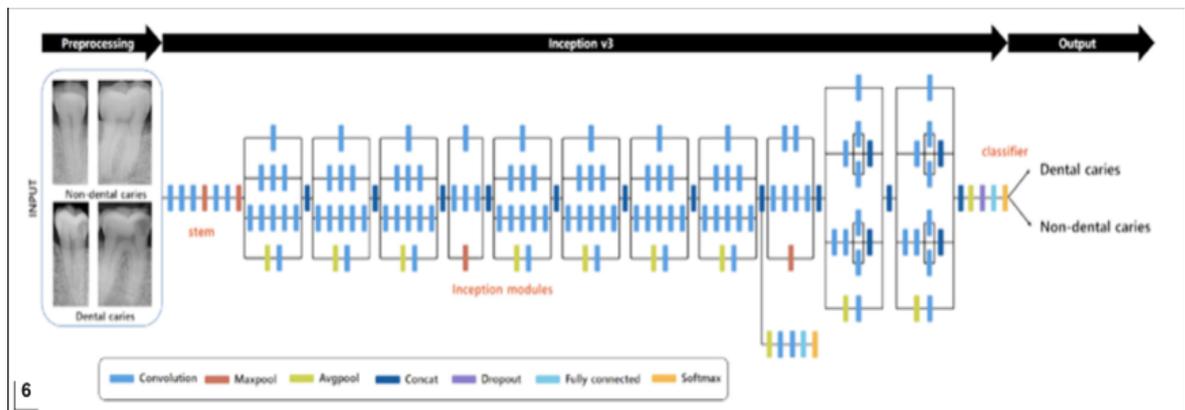


Figure 12. Utilisation du Deep Learning sur radiographie rétro-alvéolaire sans le diagnostic de lésions carieuses (8).

Si cette étude permet d'indiquer de façon binaire sur des clichés radiographiques si oui ou non la dent présente une lésion carieuse, Orca Dental AI peut la localiser précisément à l'aide de marquages comme le montre l'exemple de la figure 13 (8).

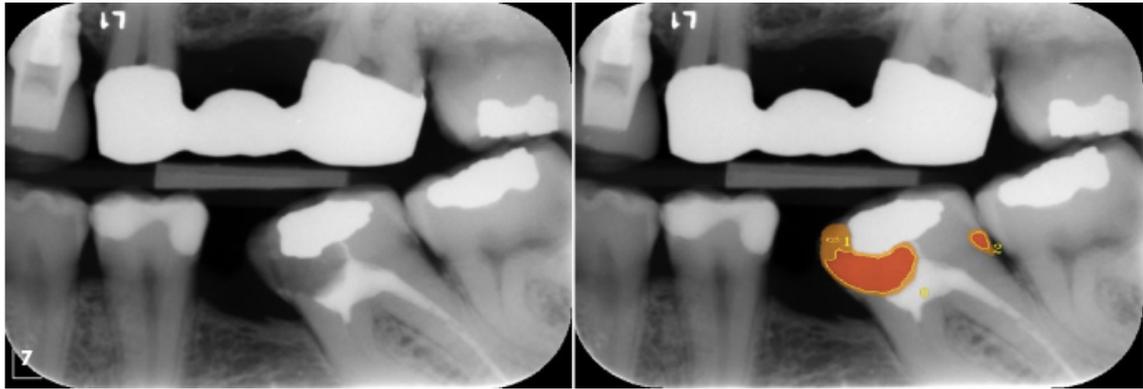


Figure 13. Exemple d'application de la solution Orca AI sur la détection des lésions carieuses(8).

Les précisions diagnostiques des modèles prémolaires, molaires et prémolaires et molaires étaient respectivement de 89%, 88% et 82%.

Cette étude a mis en évidence l'utilité potentielle du deep learning pour la détection et le diagnostic des caries dentaires. Cet algorithme a fourni des performances considérablement bonnes dans la détection des caries dentaires dans les radiographies péri-apicales.

Pour ce qui est de la signification, nous nous attendons à ce que ces algorithmes soient parmi les méthodes les plus efficaces et les plus efficaces pour diagnostiquer les caries dentaires (24).

Une autre étude a tenté de classifier les dents en 4 catégories, la première comportant les dents saines et les 3 autres suivant l'importance de la lésion carieuse classifiant celles qui nécessitaient une reminéralisation, celles qui requéraient un curetage carieux et celles qui avaient besoin d'un traitement endodontique.

Les dents venaient de clichés panoramiques et rétro-alvéolaires et ont été présentées à un dentiste qui a diagnostiqué la présence de lésion et, le cas échéant, le traitement nécessaire. L'échantillon d'entraînement était composé de 200 dents. L'échantillon de test était lui composé de 35 dents.

Le système a diagnostiqué correctement 99 % des dents ne nécessitant pas de traitement, 98 % des dents nécessitant une reminéralisation, 72 % des

dents nécessitant une éviction carieuse et 88 % des dents nécessitant un traitement endodontique.

Parmi les dents nécessitant une éviction carieuse, il a diagnostiqué à tort 10 % de reminéralisations et 15 % de traitements endodontiques. Il aurait été intéressant de comparer avec un second dentiste car les cas qui nécessitaient une éviction prêtaient peut-être à discussion (25).

Une autre étude avait pour objectif d'appliquer l'apprentissage en profondeur pour détecter les lésions carieuses de différentes extensions radiographiques sur les bitewings, en supposant qu'il est nettement plus précis que les dentistes individuels.

3686 radiographies interproximales ont été évaluées par quatre dentistes expérimentés. Les lésions carieuses ont été marquées au pixel près. L'union de tous les pixels a été définie comme test de référence. Les données ont été divisées en un ensemble de données de formations (3293), de validations (252) et de tests (141). Le système utilisé (U-Net) a montré une précision de 80% contre 71% pour les dentistes.

Le système de détection était significativement plus sensible que les dentistes avec 75% contre 36% pour les dentistes. Les dentistes se sont en revanche montrés plus spécifiques, atteignant 91 % contre 83 % pour le système. Il marquait à tort plus souvent des zones saines comme carieuses que les dentistes.

Nous en concluons que de nombreuses études existent mais cela consiste généralement à détecter la présence ou non d'une lésion carieuse, les clichés de choix étant les clichés rétro-coronaires (26).

3.2.2.2 Lésions parodontales

Il existe également plusieurs études sur les lésions parodontales, notamment la possibilité de prédire les dents compromises d'un point de vue parodontal (PCT) sur un cliché, ou encore la détection, sur une radiographie panoramique, des dents ayant une perte osseuse.

Une équipe s'est ainsi intéressée à la possibilité de prédire les dents compromises d'un point de vue parodontal sur un cliché à l'aide d'un réseau de neurones convolutifs et d'évaluer l'utilité potentielle ainsi que la précision de ce système.

Il a été recueilli un ensemble de données radiographiques péri-apicales entre janvier 2015 et décembre 2016 et toutes ces données ainsi que les dossiers dentaires électroniques ont été évalués par 3 parodontistes, qui les ont collectés, déchiffrés et classés pour déterminer la gravité de la PCT.

Les dents avec un sondage parodontal inférieur à 3mm lors de l'examen clinique ont été classées comme saines. Les dents avec saignements au sondage et sondage inférieur à 6mm ou une perte osseuse inférieure à 4mm à la radiographie ont été classées comme PCT modérées. Et les dents avec un sondage parodontal supérieur à 6mm et une perte osseuse supérieure à 4mm ont été classées comme PCT sévère. Une dent a été qualifiée de « perdue », a posteriori, si elle a été extraite à l'issue de la radiographie ou dans les 3 mois qui ont suivi la prise du cliché. Le système devait prédire si une dent était à extraire.

Pour l'apprentissage, un réseau de neurones convolutifs pré-entraînés a été utilisé. L'apprentissage s'est fait sur 1044 clichés redimensionnés à des carrés de 224 pixels. Sur l'échantillon de test de validation, composé de 64 molaires et de 64 prémolaires diagnostiquées comme sévèrement atteintes, le système a atteint une précision de 82,8 % pour les prémolaires et 73,4 % pour les molaires contre 79,7 et 76,6 % pour le parodontiste. Il fait aussi bien que le spécialiste.

Dans la présente étude, a été évalué l'efficacité potentielle d'un réseau de neurones convolutifs pour diagnostiquer et prédire la PCT, et avons démontré qu'il était aussi efficace que les parodontistes expérimentés pour diagnostiquer et prédire positivement la PCT. Grâce à l'accumulation continue d'ensembles de données d'images de haute qualité et à l'application d'algorithmes améliorés, cela devrait devenir une méthode efficace et efficiente de diagnostic et de prédiction de la PCT (27).

Une autre étude publiée en 2020 avait, elle, pour but de quantifier le degré d'atteinte parodontal sur des radiographies panoramiques dentaires à l'aide d'un système d'apprentissage profond hybride. Ce système permettait de détecter et de classer automatiquement la perte osseuse parodontale de chaque dent. Les

tâches consistaient à détecter le niveau de l'os alvéolaire, le niveau de la jonction émail-cément, et les contours des dents afin d'en déduire leur axe principal.

Ainsi, le pourcentage de perte osseuse pouvait être calculé pour chaque dent, puis l'atteinte pouvait être classer en 3 stades.

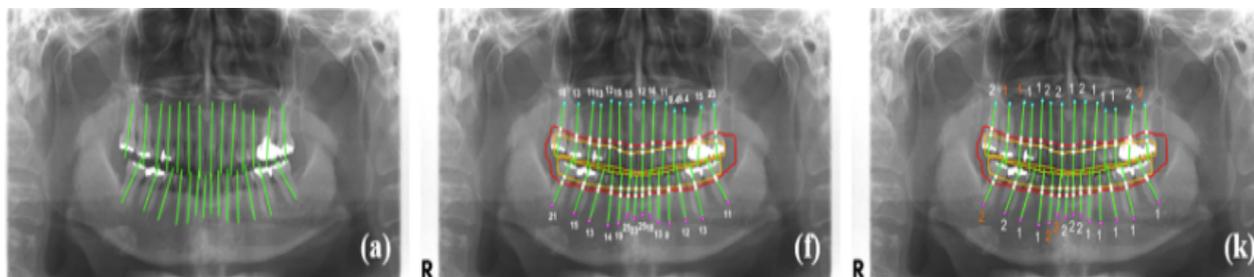


Figure 14. Méthode hybride d'apprentissage en profondeur pour diagnostiquer automatiquement la perte osseuse parodontale et la parodontite en stade. En rouge le niveau de l'os alvéolaire, en orange la limite amélo-cémentaire, en vert l'axe principal de chaque dent avec la perte osseuse correspondante (28).

Les performances de ce système ont donc été évaluées par rapport aux résultats obtenus par 3 radiologistes ayants 3, 5 et 10 ans d'expérience.

La précision a été de 93% pour la détection du niveau de l'os alvéolaire et de 91% pour le niveau de la jonction émail-cément et les contours des dents.

Il a été montré que la corrélation la plus importante entre le système et les 3 radiologistes était celle avec le radiologiste ayant 10 ans d'expérience.

Cette étude a donc démontré une grande précision et une excellente fiabilité dans le diagnostic automatique de la perte osseuse parodontale et la stadification de la parodontite (28).

3.2.2.3 Lésions péri-apicales

La pulpe dentaire est un tissu conjonctif stérile protégé par l'émail, la dentine et le cément. Une lésion importante de la chambre pulpaire entraîne une inflammation et peut entraîner une nécrose pulpaire si elle n'est pas traitée. Les scénarios possibles pouvant entraîner des lésions péri-apicales sont généralement initiés par un traumatisme, une carie ou une usure dentaire (29).

Une première étude avait pour but de détecter ces lésions péri-apicales sur des radiographies panoramiques. La finalité étant de comparer les résultats entre un système d'apprentissage profond et 24 chirurgiens maxillo-faciaux.

102 radiographies panoramiques ayant des radio-clartés péri-apicales ont été annotées par un chirurgien puis procédait à un examen clinique avant de confirmer ou non son diagnostic. Ces 102 clichés panoramiques étaient ensuite analysés par le système ainsi que par 24 autres chirurgiens maxillo-faciaux.

En moyenne 69 % des dents diagnostiquées par les chirurgiens avec une lésion péri-apicale étaient réellement positives. De plus, 49 % des lésions en moyenne n'étaient pas diagnostiquées. Le système a atteint une précision similaire avec 67 % des lésions diagnostiquées réellement positives et 49 % également non diagnostiquées. En comparant aux moyennes de chaque chirurgien, il fait mieux que 14 des 24 chirurgiens (30).

Nous pouvons donc en conclure avec cette étude que le système est plus ou moins au même niveau de fiabilité qu'un chirurgien, voir même meilleur que certains.

Les différentes études publiées concernant les lésions péri-apicales à travers des radiographies panoramiques ou des clichés rétro-alvéolaires, ont pour tâche de repérer ces lésions ou encore de les classifier comme dans une étude en 5 catégories permettant de connaître le stade d'avancé de la lésion.

Ces 5 catégories sont les suivantes : les lésions endodontiques primaires, les lésions endodontiques primaires avec atteinte parodontale secondaire, les lésions parodontales primaires, les lésions parodontales primaires avec atteinte endodontique secondaire, et enfin les vraies lésions combinées.

L'algorithme le plus performant utilisé, un réseau de neurones convolutifs pré-entraîné, a atteint une précision de 98 % sur les 81 clichés de tests (31).

Enfin, la radiographie dentaire fournit des preuves importantes pour le diagnostic clinique, le traitement et l'évolution des lésions. Beaucoup d'efforts ont été consacrés au développement de systèmes d'analyses d'images radiographiques dentaires pour l'évolution des lésions précédemment traitées. Dans un article, il est présenté un ensemble de données, les procédures et les résultats obtenus pour évaluer les qualités du traitement dentaire à l'aide

d'images radiographiques dentaires péri-apicales prises avant et après les opérations.

Les radiographies péri-apicales de 196 patients avant et après traitement ont été analysées par un système. Les images étant étiquetées comme des cas qui « s'améliorent », « s'aggravent » et « ne présentent aucun changement explicite » par des experts dentaires désignés.

Afin de comparer les résultats, les clichés de test ont également été présentés à 3 autres dentistes différents de ceux qui ont initialement classé les traitements.

Une concordance de 75 % a été atteinte par le système. Les autres dentistes étaient respectivement d'accord avec le premier cortège de dentistes dans 68, 83 et 75 % des cas.

La concordance du système est ainsi similaire à celle des dentistes testés (32).

3.2.2.4 Lésions osseuses

3.2.2.4.1 Kystes et tumeurs

En ce qui concerne les lésions de l'os, il existe différentes études permettant de repérer sur des radiographies panoramiques des kystes ou des tumeurs ou encore de diagnostiquer de l'ostéoporose.

L'une d'entre elles visait à classer les radiographies panoramiques en 4 catégories à l'aide d'un réseau de neurones convolutifs : les radiographies panoramiques sans lésion, et celles contenant des kystes dentigères, des kératokystes odontogènes ou des améloblastomes.

1603 radiographies panoramiques ont été utilisées et annotées en fonction du résultat des examens histo-pathologiques, et sur les 181 radiographies utilisées pour le test, n'ont été retenues que celles contenant des lésions, soit 148 clichés.

Afin de réaliser une comparaison, 3 chirurgiens maxillo-faciaux et 2 dentistes non spécialisés ont également analysé les clichés panoramiques du test.

Le système a atteint un F-score de 69,3 %, un seul chirurgien a fait mieux avec un score de 69,4 %. Les scores obtenus par les autres chirurgiens maxillo-faciaux et les dentistes étaient similaires entre 60 et 69 %.

Les résultats de cette étude indiquent l'utilité du système dans la détection de certaines pathologies et donc la prévention de la morbidité dans le domaine de la chirurgie buccale et maxillo-faciale (33).

Une étude parue la même année a tenté de réaliser la même tâche en ajoutant une catégorie supplémentaire : les kystes péri-apicaux. Il est intéressant de la comparer à l'étude précédente car le même système de réseau de neurones pré-entraînés a été utilisé mais dans sa version évolutive (YOLOv3).

Pour se faire, 1282 radiographies panoramiques présentant une lésion ont été sélectionnées ainsi qu'un groupe témoin de 100 radiographies panoramiques normales.

Les kystes et les tumeurs ont finalement été classés sur la base du diagnostic histo-pathologique et il n'a été utilisé que les radiographies panoramiques avec des diagnostics radiologiques et histo-pathologiques identiques.

Le système a atteint une sensibilité de 88,9 % et une spécificité de 97,2 %. Ces résultats montrent la nette amélioration entre la nouvelle et l'ancienne version de ce réseau pré-entraîné (34).

3.2.2.4.2 Ostéoporose

L'analyse d'un cliché panoramique permet également de diagnostiquer de l'ostéoporose, de manière assez précoce, en observant la densité osseuse.

Une première étude s'est concentrée sur 8 régions particulières, permettant généralement d'avoir une bonne qualité d'image pour la structure de l'os trabéculaire. Elles correspondent aux 2 condyles, aux 2 angles mandibulaires, aux 2 foramens mentonniers et aux 2 tubérosités maxillaires.

Les régions étaient délimitées manuellement par un dentiste sur chacun des clichés. Le réseau de neurones se chargeait ensuite d'analyser chaque région afin de déterminer si le patient était atteint d'ostéoporose.

Le système a été comparé à d'autres systèmes actuellement utilisés. Ceux-ci reposent sur de l'analyse classique de texture, sans utilisation de réseaux de neurones. Il a atteint un taux de classifications correctes de 89,8 %, étant aussi précis chez les sujets sains que chez les sujets atteints d'ostéoporose.

C'est supérieur aux systèmes classiques, qui ont atteint de 68 à 85 % de classifications correctes (35).

Une autre étude concernant l'ostéoporose a montré qu'en observant la densité osseuse sur une radiographie panoramique et ici plus particulièrement sur la branche montante de la mandibule, il était possible d'évaluer les changements de densité osseuse et donc de diagnostiquer l'ostéoporose à l'aide d'un réseau de neurones convolutifs (36).

Pour conclure, le point sur le traitement des images 2D par l'IA dans le domaine de la radiologie dentaire maxillo-faciale est encore à la phase expérimentale. Il existe aujourd'hui beaucoup d'études et certes de bons résultats sont obtenus concernant l'IA dans les diagnostics qui peuvent même parfois être supérieurs à l'être humain, mais cela ne réunit pas encore assez de facteurs pour remplacer l'Homme.

L'IA peut donc aujourd'hui être utilisée comme une aide, un support ou un gain de temps pour l'être humain dans la prise de décision diagnostique mais n'est pas encore assez au point pour le remplacer.

3.3 Différences avec le traitement de l'imagerie 3D

Cependant, les images 2D présentent plusieurs limites, notamment le grossissement et la distorsion de l'image, la superposition de structures anatomiques et le manque d'informations tridimensionnelles pour les repères/changements pathologiques pertinents. Ceux-ci peuvent réduire la précision du diagnostic des modèles d'IA entraînés en utilisant uniquement des images 2D (2).

Il a été démontré dans une étude ayant pour but la détection et le diagnostic de lésions kystiques, que les algorithmes entraînés à l'aide de radiographies CBCT obtenaient de meilleurs résultats que ceux entraînés avec des radiographies panoramiques (37).

Une autre étude sur les fractures radiculaires verticales comparant des radiographies péri-apicales et CBCT en a conclu que l'algorithme a obtenu de meilleurs résultats sur les images CBCT que péri-apicales (38).

Par exemple, un modèle d'IA basé sur l'image 2D conçu pour la détection des défauts osseux parodontaux peut ne pas être en mesure de détecter les défauts osseux à trois parois, la perte de corticales osseuses orales ou les défauts osseux autour des dents qui se chevauchent.

Nous pouvons également avoir un problème dans la qualité de l'image et le grossissement des radiographies panoramiques car celles-ci dépendent du positionnement du patient.

Pour ce qui est des techniques d'imagerie tridimensionnelle (3D), principalement la tomographie par ordinateur à faisceau conique (CBCT) ou encore les systèmes de balayage intra-oral et facial, elles sont de plus en plus utilisées dans la pratique dentaire.

L'imagerie CBCT permet la visualisation et l'évaluation des structures anatomiques osseuses et/ou des changements pathologiques en 3D avec une précision et une exactitude diagnostique élevées. L'utilisation du CBCT est d'une grande aide lorsque les techniques d'imageries 2D conventionnelles ne fournissent pas suffisamment d'informations pour le diagnostic et la planification du traitement (39).

Le CBCT, qui est la modalité d'imagerie 3D la plus populaire dans le domaine dentaire, n'utilise pas de valeurs unitaires Hounsfield définies comme dans la tomодensitométrie, et les valeurs de pixel des images acquises changent à chaque exposition. Et alors que les modèles 2D sont utilisés depuis le début des années 1990, l'utilisation généralisée des modèles tridimensionnels n'est apparue que ces dernières années, principalement rendue possible par les percées dans la détection automatique des correspondances de formes (3).

Les systèmes de numérisation intra-orale et faciale seraient reproductibles et fiables pour capturer des images 3D des tissus mous pouvant être utilisées pour les systèmes de planification de traitement numérique (40).

Le CBCT et les scans intra-oraux/faciaux sont donc considérés comme une source de données idéale pour développer des modèles d'IA afin de surmonter les limites des algorithmes basés sur des images 2D (3).

3.4 Analogies dans le monde médical

Depuis les années 2000, l'IA s'impose en médecine. Reconnue pour sa fiabilité et sa rapidité d'exécution, elle intéresse différentes spécialités. En cardiologie, Arterys, une société créée en 2007 aux États-Unis, s'oriente sur le dépistage précoce des insuffisances cardiaques du nourrisson à l'aide du Deep Learning (DL). Depuis, elle a élargi sa cible à la population générale et à d'autres domaines tels que la neurologie, la néphrologie et la pneumologie, réduisant le temps d'analyse des clichés radiographiques de moitié environ.

Néanmoins, l'application médicale vedette dans le monde de l'IA reste l'oncologie. En effet, grâce au DL, le cancer du sein peut être dépisté précocement dans un délai de 3 à 5 années avant l'apparition de signes cliniquement détectables. Ces données résultent d'une étude réalisée chez 39571 femmes de 2009 à 2012 sur près de 88 994 mammographies. Plusieurs modèles de DL ont été utilisés : un exclusif aux facteurs de risque (FR) de développer un cancer, un sur l'imagerie et un croisant les FR avec l'âge.

En dermatologie, l'IA utilise des photographies et montre des résultats prometteurs. L'étude du Han publiée en 2020 a évalué l'efficacité de l'IA dans le dépistage de maladies cutanées. Sur un panel de 220 680 images présentant 174 maladies cutanées, l'IA a permis d'en diagnostiquer près de 134 et de proposer un traitement initial (8).

Une autre étude portant sur 102 patientes a analysé si les caractéristiques radiomiques (étude quantitative de données numériques issues d'images médicales) de la tomographie par émission de positrons au fluorodésoxyglucose/tomodensitométrie (TEP/TDM) et de l'IRM pouvaient contribuer aux pronostics du cancer du col de l'utérus localement avancé prouvé histologiquement. A cet effet, 69 patients ont été utilisés pour l'entraînement et 33 pour les tests. Les caractéristiques radiomiques extraites des deux modalités d'imagerie, telles que l'intensité, la forme et la texture, ont démontré une plus grande précision pour prédire la récurrence (94 %) et le manque de contrôle loco-régional (100 %) que les seuls paramètres cliniques (50 à 60 %).

Dans ce contexte, la radiologie est passée d'une compétence perceptive subjective à une science objective (4).

4 Utilisation actuelle de l'IA pour l'imagerie 3D en DMFR

4.1 Les applications principales

Il existe 3 applications principales de l'IA pour l'imagerie 3D en radiologie dento-maxillo-faciale (DMFR), notamment le diagnostic automatisé des maladies dentaires et maxillo-faciales, la localisation de repères anatomiques pour la planification de traitements orthodontiques et orthognathiques, et enfin l'amélioration de la qualité d'image.

Il existe également d'autres applications d'IA comme la détection, la classification et la numérotation automatisées des dents qui sont également des domaines d'un grand intérêt, et elles ont le potentiel de simplifier le processus de remplissage des cartes dentaires numériques.

Nous ne traiterons à travers cette thèse que le diagnostic automatisé des maladies dentaires et maxillo-faciales, qui semble ici l'application la plus pertinente (2).

4.2 Diagnostic automatisé des maladies dentaires et maxillo-faciales

Le principe de base des algorithmes d'apprentissage à des fins de diagnostics est d'explorer les associations entre l'image d'entrée et le diagnostic de sortie.

Nous allons donc ici passer en revue tous les différents diagnostics automatisés des maladies dentaires et maxillo faciales sur imagerie 3D.

4.2.1 Lésions péri-apicales

Pour ce qui est des lésions péri-apicales, il est souvent difficile de différencier un kyste d'un granulome, ou encore un kyste péri-apical d'une tumeur. C'est pourquoi les études suivantes cherchent à prouver que l'IA peut nous apporter une aide dans le diagnostic, la segmentation, la classification et la comparaison de ces lésions.

4.2.1.1 Utilisation de l'intelligence artificielle dans la segmentation automatisée d'images CBCT et la détection des lésions péri-apicales.

Une première étude réalisée par FC. Setzer avait pour but d'utiliser un algorithme d'apprentissage profond pour la segmentation automatisée d'images tomographiques à faisceau conique (CBCT) et la détection de lésions péri-apicales.

61 racines avec et sans lésions ont été segmentées et la segmentation a étiqueté chaque voxel (voxel est à la 3D ce que pixel est à la 2D) dans l'une des 5 catégories : « lésion » (lésion péri-apicale), « structure dentaire », « os », « matériaux de restauration » et « arrière-plan ».

Des fractionnements répétés de toutes les images dans un ensemble d'apprentissage et un ensemble de validation basé sur une validation croisée à 5 niveaux ont été effectués en utilisant la segmentation par apprentissage profond, et les résultats ont été moyennés.

La précision de détection des lésions par segmentation par apprentissage profond était de 93%.

Cet algorithme d'apprentissage profond entraîné dans un environnement CBCT limité a donc montré d'excellents résultats en matière de précision de détection des lésions.

La précision globale de la correspondance des voxels peut cependant être améliorée par des versions améliorées de l'intelligence artificielle.

Nous en concluons donc que l'IA apporte ici une grande précision dans la détection des différentes lésions mais qu'il peut encore y avoir des progrès et de meilleurs résultats si l'on améliore ces algorithmes (41).

4.2.1.2 Évaluation de l'intelligence artificielle pour détecter une pathologie péri-apicale sur CBCT.

Une étude de vérification des performances d'un algorithme d'apprentissage profond a été menée par K. Orhan.

Elle concerne des images CBCT pour détecter et mesurer volumétriquement les lésions péri-apicales.

Les images de 153 lésions péri-apicales obtenues chez 109 patients ont été incluses. La zone spécifique de la mâchoire et des dents associées aux lésions péri-apicales a ensuite été déterminée par un observateur humain. Les volumes de lésion ont été calculés à l'aide des méthodes de segmentation.

Le réseau de neurones a ensuite été utilisé pour déterminer : premièrement si la lésion pouvait être détectée, deuxièmement si la lésion a été détectée, où elle a été localisée (maxillaire, mandibule ou dent spécifique), et troisièmement le volume de la lésion.

Les méthodes de segmentation manuelle et d'intelligence artificielle ont ensuite été comparées.

Un taux de détection de 92,8% et une corrélation positive significative ont été obtenus entre les mesures automatisées et manuelles qui ont été rapportées. Les différences entre les mesures manuelles et automatisées sont principalement dues à une segmentation inexacte des lésions.

En raison du faible contraste des tissus mous dans les images CBCT, l'algorithme présente des difficultés à distinguer parfaitement la zone de la lésion des tissus mous voisins lorsque des perforations corticales orales ou des lésions endo-parodontales se produisent.

Nous en concluons donc que les mesures de volume effectuées par les humains et par les systèmes d'IA étaient comparables les unes aux autres.

Les systèmes d'IA basés sur des méthodes d'apprentissage en profondeur peuvent donc être utiles pour détecter une pathologie péri-apicale sur des images CBCT pour une application clinique (42).

4.2.1.3 Diagnostic différentiel non invasif des lésions dentaires péri-apicales en tomographie à faisceau conique selon K. Okada

K. Okada a lui proposé un système de diagnostic assisté par ordinateur utilisant des images CBCT pour distinguer les kystes péri-apicaux du granulome.

Il est considéré comme ayant une grande valeur dans la pratique clinique car le granulome péri-apical peut guérir après un traitement de canal sans intervention chirurgicale.

Habituellement, une biopsie histologique était la méthode la plus fiable disponible pour ce diagnostic différentiel. Cependant, ceci engageait une procédure invasive qui empêchait donc la guérison de la lésion de manière non invasive. De plus, un précédent rapport indiquait que ces lésions pourraient guérir sans traitement chirurgical.

Un diagnostic assisté par ordinateur (DAO) utilisant le CBCT offre un outil de diagnostic non invasif alternatif permettant d'éviter une intervention chirurgicale potentiellement inutile et d'étudier le processus et le taux de guérison inconnus des lésions.

28 scans CBCT sont utilisés et ce système a été comparé avec d'autres méthodes de segmentation et de classification populaires.

Ces expériences quantitatives montrent l'efficacité de la méthode proposée en démontrant un taux de classification correcte de 94,1 % et une amélioration des performances par rapport aux anciennes méthodes, le diagnostic CBCT peut donc être aussi précis que l'histopathologie pour différencier les lésions péri-apicales.

Les auteurs comparent également les performances de la classification avec deux ensembles indépendants de vérité de terrain provenant des diagnostics histo-pathologiques et CBCT fournis par des experts en endodontie.

Ces résultats expérimentaux des auteurs montrent que le système proposé améliore la précision dans les deux cas et est en meilleur accord avec le diagnostic fourni par le CBCT qu'avec l'histopathologie, soutenant la conjecture de Simon selon laquelle le diagnostic CBCT peut être aussi précis que l'histopathologie pour différencier les lésions péri-apicales (43).

4.2.2 Les lésions osseuses

Au niveau des lésions osseuses, les kystes et les tumeurs sont retrouvés. Plusieurs algorithmes à travers des études ont permis de classer/segmenter ces différentes lésions avec une précision importante.

4.2.2.1 Diagnostic assisté par ordinateur du kyste péri-apical et de la tumeur odontogène kératokystique sur tomodensitométrie à faisceau conique (CBCT).

Le CBCT a été efficacement utilisé ces dernières années pour diagnostiquer les pathologies dentaires et déterminer leurs limites et leurs contenus. Contrairement à d'autres techniques d'imagerie, le CBCT fournit des informations détaillées et distinctives sur les pathologies en permettant d'afficher une image tridimensionnelle (3D) de la région.

Un système d'aide à la décision pour une classification efficace du kyste péri-apical et des lésions tumorales odontogènes kératokystiques (KCOT) obtenues par CBCT a été développé par E.Yilmaz.

Dans son étude, la base de données utilisée est composée de 50 scans CBCT dentaires différents.

Ces ensembles de données ont été identifiés par des experts comme des lésions de kyste péri-apical et de KCOT selon les caractéristiques cliniques, radiographiques et histopathologiques.

Des opérations de segmentation ont été effectuées sur les images CBCT à l'aide d'un logiciel de visualisation. À l'aide des outils de ce logiciel, il a marqué le volume lésionnel d'intérêt et calculé et appliqué les statistiques d'ordre et la matrice de concordance des niveaux de gris en 3D pour chaque ensemble de données CBCT.

Un vecteur caractéristique de la région lésionnelle, comprenant 636 éléments caractéristiques différents, a été créé à partir de ces statistiques. Six classificateurs ont été utilisés pour les expériences de classification.

Le classificateur « Support Vector Machine » (SVM) a réalisé les meilleures performances de classification.

Sur la base des résultats il a été déterminé que le kyste péri-apical et les lésions tumorales odontogènes kératokystiques peuvent être classés avec une grande précision ce qui permet une contribution importante dans le domaine du diagnostic assisté par ordinateur des lésions apicales dentaires.

L'IA démontre encore une fois à travers cette étude et plus particulièrement avec le classificateur SVM qu'elle apporte une aide au diagnostic et dans la classification des lésions (44).

4.2.2.2 Diagnostic des lésions kystiques à l'aide de radiographies panoramiques et CBCT basées sur un réseau neuronal d'apprentissage profond.

Une étude réalisée par JH. Lee avait pour objectif la détection et le diagnostic de trois types de lésions kystiques odontogènes (OCL) : les kystes péri-apicaux, les kystes dentigères et les kératokystes odontogènes à l'aide de radiographies panoramique et de CBCT basées sur un réseau de neurones à convolution profonde (CNN).

Cette étude a démontré qu'à travers les images panoramiques et CBCT, les trois types d'OCL odontogènes ont été efficacement détectés et diagnostiqués à l'aide de cet algorithme.

Une précision diagnostique plus élevée a été signalée pour les algorithmes entraînés avec des images CBCT par rapport à ceux entraînés avec des images panoramiques (37).

4.2.3 Développement et évaluation d'un outil de segmentation tumorale automatique : une comparaison entre la segmentation automatique, semi-automatique et manuelle des kystes et tumeurs odontogènes mandibulaires.

Dans le traitement du cancer de la tête et du cou, la chirurgie assistée par ordinateur peut être utilisée pour estimer l'emplacement et l'étendue de par la segmentation de cette tumeur. Un article rédigé par M. Rana présente un nouvel outil (Smartbrush), qui permet une segmentation automatisée plus rapide de la tumeur.

La segmentation est l'une des principales composantes de la chirurgie assistée par ordinateur. La méthode Smartbrush permet une segmentation individuelle en un temps plus court.

Cette nouvelle méthode a été comparée à d'autres techniques de segmentation bien connues.

Un ensemble de données 3D de 38 patients atteints de tumeurs kératocystiques odontogéniques ont été inclus dans cette étude. Les tumeurs ont été segmentées à l'aide d'une segmentation manuelle, d'une segmentation basée sur le seuillage et d'une segmentation à l'aide de Smartbrush. Les trois méthodes ont été comparées en terme de facilité d'utilisation, de temps et de précision.

Les résultats suggèrent que la segmentation à l'aide de Smartbrush est nettement plus rapide avec une précision comparable.

Après une période d'adaptation au programme, on peut facilement obtenir des résultats fiables qui, par rapport à d'autres méthodes, ne dépendent pas autant de l'expérience de l'utilisateur.

L'outil présenté dans cet article est donc optimal pour la segmentation des structures tumorales car il combine précision et facilité d'utilisation d'une manière qu'aucune autre méthode de segmentation sur le marché ne peut fournir aujourd'hui.

Nous en concluons donc que la segmentation Smartbrush est une méthode de segmentation fiable et rapide en chirurgie tumorale (45).

4.2.3.1 Segmentation automatique des kystes maxillo-faciaux dans les images CBCT.

Une segmentation précise des kystes et des tumeurs est une étape essentielle pour le diagnostic, le suivi et la planification d'une intervention thérapeutique. Cette tâche est généralement effectuée manuellement par les radiologues, mais l'identification et la segmentation manuelles sont fastidieuses et chronophages.

Il a été rapporté que les techniques de détection automatique des bords peuvent segmenter les lésions kystiques plus efficacement et plus précisément que la segmentation manuelle. Cela peut raccourcir le temps d'exécution de l'étape de segmentation et améliorer la convivialité des algorithmes proposés pour la pratique clinique.

Dans un article rédigé par F. Abdolali, une méthode de segmentation automatique basée sur l'analyse de l'asymétrie est proposée, celle-ci étant suffisamment générale pour segmenter différents types de kystes de la mâchoire. Il utilise des images de CBCT pour segmenter automatiquement les lésions kystiques, y compris les kystes dentigères, les kystes radiculaires et les kératekystes odontogènes.

L'observation clé qui sous-tend cette approche est que la structure normale de la tête et du visage est grossièrement symétrique par rapport au plan sagittal médian : la partie gauche et la partie droite peuvent être divisées également par un axe de symétrie. Les kystes et les tumeurs perturbent généralement cette symétrie.

L'approche proposée se compose de trois étapes principales.

Dans un premier temps, un filtrage de diffusion est utilisé pour le prétraitement, l'axe de symétrie est détecté et chaque image est divisée en deux parties.

Dans la deuxième étape, la déformation de forme libre est utilisée pour corriger un léger déplacement des pixels de la partie gauche et de même pour la partie droite.

Dans la dernière étape, les différences d'intensité sont analysées et un certain nombre de contraintes sont appliquées pour éliminer les régions faussement positives.

La méthode proposée a été validée sur un ensemble de 97 CBCT contenant divers kystes de la mâchoire qui ont été recueillis auprès de divers centres d'acquisition d'images.

L'algorithme a montré des performances prometteuses avec des vrais positifs élevés et de faibles faux positifs. Cela signifie qu'un grand nombre de pixels de

kystes sont correctement classés. Les résultats quantitatifs de la segmentation automatique montrent que la méthode proposée est plus efficace qu'une des méthodes récentes de la littérature.

Cependant, ses limites incluent un taux de détection relativement faible pour les petits kystes, une segmentation imparfaite des kystes sans limites bien définies et l'incapacité de traiter les kystes symétriques traversant le plan sagittal médian.

Donc, comme dit précédemment, cet algorithme a montré des performances prometteuses mais il présente encore ses limites, il est donc nécessaire d'améliorer cet algorithme afin de pouvoir un jour peut-être lui faire entièrement confiance dans la pratique clinique (46).

4.2.3.2 Classification automatisée des kystes maxillo-faciaux dans les images CBCT à l'aide de la transformation des contours et des harmoniques sphériques.

Comme dit précédemment, la détection précise des kystes maxillo-faciaux est une étape essentielle pour le diagnostic, le suivi et la planification de l'intervention thérapeutique. Les kystes peuvent être de différentes tailles et formes et les méthodes de détection existantes conduisent à de mauvais résultats. La personnalisation des systèmes de détection automatique pour obtenir une précision suffisante dans la pratique clinique est un véritable défi.

Sur la base de l'algorithme de segmentation proposé, F.Abdolali a développé un autre modèle d'IA utilisant des images CBCT pour classer automatiquement les kystes dentigères, les kystes radiculaires et les tumeurs odontogènes kystiques.

Il présente donc dans un autre article un nouveau cadre pour la détection des kystes maxillo-faciaux à l'aide d'une méthodologie hybride basée sur les informations de surface et de texture.

L'approche proposée comprend 3 principales étapes.

Dans un premier temps, chaque lésion kystique est segmentée avec une grande précision.

Ensuite, dans la deuxième et la troisième étapes, l'extraction et la classification des caractéristiques sont effectuées.

Ont été utilisé pour cette étude des CBCT de 96 patients comprenant les 3 catégories de kystes maxillo-faciaux (kyste radiculaire, kyste dentigère et tumeur odontogène kératokystique)

Ce modèle présentait des précisions de classifications élevées allant de 94,29 % à 96,48 %.

Cette étude a démontré que la méthodologie proposée peut améliorer les performances du diagnostic assisté par ordinateur (DAO) en incorporant des caractéristiques plus discriminantes. Cela est prometteur dans la détection informatisée des kystes et peut avoir un impact significatif dans les futurs systèmes de DAO (47).

4.2.4 Lésions diverses

Il existe également d'autres études présentant des algorithmes qui permettent de repérer des lésions diverses comme la perforation du sinus maxillaire, les fractures radiculaires ou encore les dents incluses.

4.2.4.1 Nouveau système d'extraction d'images pour la caractérisation des lésions maxillo-faciales dans les images CBCT.

L'objectif de ce système d'extraction d'images est d'aider les cliniciens dans la prise de décision en récupérant les cas les plus similaires à une image donnée à partir d'une grande base de données. Ici, une nouvelle méthode d'extraction sur des images CBCT est présentée.

Ce système d'extraction d'images a été développé par F.Abdolali et il est entièrement automatisé pour le diagnostic de quatre lésions/affections maxillo-faciales : les lésions radiotransparentes, la perforation du sinus maxillaire, les dents incluses et les fractures radiculaires.

Ce système a été confronté à 1145 images CBCT comprenant les quatre classes de lésions maxillo-faciales précédemment citées et ayant subi une segmentation automatique.

La précision diagnostique du système était de 90 %, avec un temps de segmentation considérablement réduit de trois minutes par cas. Il a été déclaré

que ce système est plus efficace que les modèles précédents proposés dans la littérature et qu'il est prometteur pour une introduction dans la pratique clinique dans un proche avenir (48).

4.2.4.2 Détection des fractures radiculaire verticales (FRV) sur des prémolaires intactes et traitées endodontiquement.

La détection des FRV à leurs stades initiaux est un problème crucial, ce sont des événements rares qui surviennent principalement sur les dents traitées endodontiquement qui ont reçu des tenons et qui sont sujettes à un traumatisme.

Dans de tels cas, la largeur du plan de fracture augmente avec le temps. Le diagnostic précoce des fractures radiculaire à leurs stades initiaux empêche la propagation de celles-ci.

La capacité des images intra-orales à détecter les fractures radiculaire dépend de l'angulation du faisceau de rayons X et du degré de séparation des segments fracturés.

Ces dernières années, la technique d'imagerie CBCT à haute résolution et à sensibilité et spécificité variables a été largement utilisée pour le diagnostic des FRV.

M. Johari a, dans une étude, proposé des algorithmes basés sur l'apprentissage profond avec pour but de diagnostiquer les fractures radiculaire verticales dans des dents intactes et traitées endodontiquement tout en utilisant des images péri-apicales et CBCT.

Il en a été conclu que cet algorithme peut être utilisé comme modèle approprié pour le diagnostic des VRF sur des images CBCT et dans ce contexte un meilleur résultat est obtenu avec les images CBCT que péri-apicales.

Les limites de cette étude sont l'utilisation de dents prémolaires saines à une racine sans lésions carieuses ni obturations dentaires et ne simulant pas les structures anatomiques adjacentes. D'autres travaux in vitro utilisant une simulation du crâne complet pour le CBCT et une simulation peau/os sont nécessaires (38).

4.2.5 Syndrome de Sjögren et métastases ganglionnaires

4.2.5.1 Étude préliminaire sur l'application du deep learning au diagnostic du syndrome de Sjögren sur des CBCT

Certaines études ont rendu compte de l'application d'algorithmes d'apprentissage en profondeur pour le diagnostic du syndrome de Sjögren ou des métastases ganglionnaires.

Le syndrome de Sjögren (SjS) est une maladie auto-immune qui se caractérise par une infiltration lymphocytaire des glandes exocrines, telles que les glandes salivaires et lacrymales, entraînant des lésions spécifiques de ces glandes. Plusieurs ensembles de critères diagnostiques pour le SjS ont été publiés mais les signes cliniques et les symptômes de cette maladie varient considérablement. Cependant, une sécheresse buccale lentement progressive (xérostomie) et une sécheresse oculaire (kératoconjonctivite sèche) sont les symptômes les plus courants.

La sécheresse buccale résulte d'une sécrétion réduite de salive due à une détérioration de la fonction des glandes salivaires, la dégénérescence graisseuse étant l'un des signes caractéristiques du parenchyme des glandes affectées. Bien que le dépôt de graisse ne soit pas inclus dans les critères de diagnostic mentionnés ci-dessus, cette constatation nous permet de différencier le SjS d'autres causes de xérostomie telles que les médicaments. La dégénérescence graisseuse peut être visualisée par TDM et IRM, et plusieurs auteurs ont rapporté l'utilité de cette découverte pour le diagnostic de SjS chez les patients atteints de xérostomie. Cependant, la détection de ce changement est parfois difficile pour les radiologues sans expérience suffisante dans l'interprétation du SjS sur les CBCT, ce qui conduit fréquemment à négliger la pathologie lorsqu'ils interprètent d'autres maladies.

C'est pourquoi Y. Kise a développé un algorithme d'apprentissage en profondeur en utilisant des images CBCT pour le diagnostic du syndrome de Sjögren ou des métastases ganglionnaires.

L'objectif étant de créer un système de détection automatisé des anomalies parotidiennes sur CBCT et servant de support diagnostique pour les radiologues inexpérimentés.

Dans l'étude menée par Y. Kise, les buts étant d'estimer les performances d'un système d'apprentissage en profondeur pour la différenciation de SjS des glandes normales à l'aide de tomodensitogrammes, et d'effectuer une comparaison avec des radiologues expérimentés et inexpérimentés.

Les résultats ont montré que les performances diagnostiques de l'algorithme sont comparables à celles des radiologues expérimentés et sont nettement supérieures à celles des radiologues inexpérimentés.

Pour conclure, la principale limitation de l'algorithme proposé est sa nature semi-automatique, nécessitant une segmentation manuelle des images avant d'effectuer un diagnostic automatisé. Pour plus de facilité et de mise en œuvre dans la routine quotidienne, une segmentation entièrement automatisée de la région de la glande parotide doit être développée et intégrée dans un système de diagnostic entièrement automatisé (49).

4.2.5.2 Application du deep learning à travers le CBCT pour identifier de manière semi-automatique les métastases ganglionnaires chez les patients atteints d'un cancer de la bouche/de la tête et du cou

L'identification des métastases ganglionnaires et de l'extension extra-ganglionnaire tumorale est cruciale pour la gestion du cancer de la tête et du cou. Malgré les techniques d'imagerie moderne, le prétraitement et l'identification radiographique se sont avérés extrêmement difficiles pour les cliniciens, mais cela aurait une grande influence sur l'orientation de la prise en charge des patients.

H. Kann propose au sein d'une étude un algorithme d'apprentissage en profondeur permettant d'identifier, de manière semi-automatique à travers les images d'un CBCT, les métastases ganglionnaires avec d'excellentes performances qui surpassent ce que les cliniciens humains ont historiquement réalisé.

Les résultats ont démontré que le modèle a le potentiel d'être utilisé comme un outil de prise de décision clinique pour aider à guider la prise en charge des patients atteints d'un cancer de la tête et du cou (50).

Y. Arijji a lui effectué une étude ayant pour but d'évaluer les performances de la classification d'images d'apprentissage en profondeur pour le diagnostic des métastases ganglionnaires.

Les résultats montrent que les systèmes d'apprentissage en profondeur donnent des résultats de diagnostic similaires à ceux des radiologues dans l'évaluation des métastases ganglionnaires chez les patients atteints d'un cancer de la bouche à travers un CBCT (51).

L'utilisateur des programmes respectifs doit segmenter manuellement le contour des ganglions lymphatiques sur plusieurs coupes CBCT. D'excellentes performances ont été signalées pour les deux algorithmes proposés, elles pouvaient être proche ou même dépasser la précision diagnostique des radiologues expérimentés.

Par conséquent, ces algorithmes ont le potentiel d'aider à guider la gestion des patients atteints d'un cancer de la bouche et de la tête et du cou.

Les futures investigations devraient se concentrer sur le développement d'un système d'identification entièrement automatisé pour éviter la segmentation manuelle des ganglions lymphatiques. Cela peut améliorer considérablement l'efficacité du système d'IA utilisé et pourrait permettre une utilisation plus large de ce système dans les cliniques communautaires (2).

4.2.6 Limites des études incluses

Bien que les modèles d'IA proposés dans les études incluses aient montré des performances prometteuses, plusieurs limitations méritent d'être notées, ce qui peut affecter la fiabilité des modèles proposés.

Premièrement, la plupart des modèles d'IA proposés ont été développés à l'aide d'un petit nombre d'images collectées auprès de la même institution sur une période de temps définie. De plus, certains modèles de classification n'ont

été entraînés et testés qu'à l'aide d'images de sujets atteints de maladies confirmées.

Ces limites pourraient entraîner un risque de sur-apprentissage et une appréciation trop optimiste des modèles proposés. De plus, les images utilisées pour développer les algorithmes pourraient très probablement être capturées à l'aide du même appareil et des mêmes protocoles d'imagerie, ce qui entraînerait un manque d'hétérogénéité des données. Cela pourrait entraîner un manque de fiabilité des modèles proposés et peut entraîner une performance inférieure dans les milieux de pratique clinique en raison de différences dans les variables, y compris les dispositifs, les protocoles d'imagerie et les populations de patients.

Ainsi, ces modèles peuvent encore avoir besoin d'être vérifiés en utilisant des données hétérogènes adéquates collectées auprès de différentes institutions dentaires avant d'être transférés et mis en œuvre dans la pratique clinique (2).

4.3 L'avenir de l'IA dans la 3D

4.3.1 Les perspectives

La reconnaissance automatique des dents et le diagnostic des déformations faciales à l'aide de systèmes d'IA basés sur le balayage intra-oral et facial seront très probablement un domaine d'intérêt accru à l'avenir.

L'intégration future de la CAO au PACS promet le développement de systèmes intelligents plus complets capables d'identifier des diagnostics multiples et difficiles, et une évolution vers des prédictions de résultats pour les patients plus individualisées basées sur l'analyse de l'IA (7).

D'autre part, l'apprentissage en profondeur, considéré comme une technique d'IA plus avancée et largement utilisé pour développer des modèles d'IA diagnostiques dans le domaine de la médecine clinique, devrait également être utilisé pour étendre les applications cliniques de l'IA dans la DMFR. On peut s'attendre à ce que les objectifs futurs du développement de l'IA dans la DMFR améliorent non seulement les performances des modèles d'IA à égalité avec les experts, mais aussi qu'ils détectent les lésions précoces qui ne peuvent pas être vues à l'œil nu (52).

Le travail du radiologue est sujet à la subjectivité, aux variations entre les observateurs et aux effets néfastes de la fatigue. Par conséquent, les processus mathématiques ne doivent pas être considérés comme une menace pour la spécialité DMFR et la pratique dentaire. D'un autre côté, c'est une opportunité d'amélioration, car la radiomique et les techniques d'apprentissage automatique pourraient apporter une valeur ajoutée au radiologue (4).

L'IA aura donc pour objectif majeur de faciliter ces diagnostics complexes afin de mieux les traiter. Il est impératif de ne pas se laisser distancer par l'avancée technologique de notre génération aux dépens des méthodes traditionnelles. Il est maintenant évident que ces nouvelles technologies, dont l'IA fait partie, doivent prendre place dans notre quotidien pour nous assister aussi bien dans notre exercice courant que sur les bancs de l'université. Cela implique la nécessité de former les soignants d'aujourd'hui et de demain à ces nouvelles disciplines, telle la science des données, afin de pouvoir mieux les appréhender et les appliquer au quotidien.

Ces données sont vouées à augmenter à l'avenir : nous n'en sommes qu'aux prémices de leurs usages en odontologie et de nombreux projets sont à développer. Il existe aujourd'hui des outils français tel Cleverdoc, une plateforme d'aide à la réalisation d'algorithme d'IA sur imagerie sans avoir à coder qui peuvent permettre à tout praticien curieux de réaliser de beaux projets de recherche clinique tout en valorisant nos cerveaux sur la scène internationale (8).

4.3.2 Les limites

Bien que les résultats des recherches précédentes sur l'IA aient été extrêmement prometteurs, les études sont encore préliminaires. Certains défis généraux et intrinsèques existent. En général, les processus mathématiques sous-jacents à l'IA entravent la compréhension des résultats par les radiologues, c'est-à-dire qu'elle est difficile à expliquer, ce qui affecte leur opinion sur l'utilisation de ces techniques assistées par ordinateur dans la pratique quotidienne (4).

En plus de cela, malgré les performances prometteuses des modèles d'IA décrits, il est encore nécessaire de vérifier la généralisation et la fiabilité de ces modèles en utilisant des données externes adéquates obtenues chez des

patients nouvellement recrutés ou collectées auprès d'autres institutions dentaires (52).

Il faut également se rendre compte que la grande variabilité des protocoles d'imagerie peut entraver les comparaisons entre différentes études et le développement de grandes bases de données multi-institutionnelles (4).

Enfin, pour ouvrir sur quelques réflexions, qu'en est-il et qu'en sera-t-il des limites de l'IA ? Faudrait-il lui tendre la main ou plutôt la craindre ? Que deviendrait le chirurgien-dentiste si l'IA le remplaçait lors des soins ? Tant de questions sans pour autant de réponses claires entretenant l'appréhension aussi bien chez les patients que chez les soignants. Pour autant, c'est en 2021 qu'apparaît en France un projet de loi relatif à la bioéthique, ayant pour objectif de réguler ces problématiques éthiques.

Dans ce projet de loi apparaît un principe précurseur sur l'échelle internationale de « Garantie humaine », garantie devant être la clé de voûte des limites de l'IA dont l'objectif est de préserver « la maîtrise finale du professionnel de santé » comme l'indique l'avis 129 du Comité consultatif national d'éthique. Il est d'autant plus impératif de garder ce contrôle afin de conserver une certaine résilience. Certes, l'IA est une solution fabuleuse dans notre quotidien mais elle ne doit pas pour autant nous rendre dépendant (8).

5 Conclusion

À ce jour, la plupart des algorithmes d'apprentissage automatique proposés ont été conçus pour résoudre des problèmes cliniques spécifiques dans divers domaines de la médecine dentaire. À l'avenir, nous nous attendons à ce que divers algorithmes pertinents soient intégrés dans un système de flux de travail intelligent spécialement conçu pour une utilisation en clinique dentaire (2).

Les futures revues systématiques devraient se concentrer plus en détail sur ces domaines spécifiques de la médecine dentaire pour décrire et évaluer la valeur et l'impact de l'IA dans la pratique quotidienne. La performance diagnostique des modèles d'IA varie selon les différents algorithmes utilisés, et il est encore nécessaire de vérifier la générabilité et la fiabilité de ces modèles en utilisant des images adéquates et représentatives de plusieurs institutions avant de transférer et de mettre en œuvre ces modèles dans la pratique clinique (52).

Considéré comme un mythe il y a encore peu, il apparaît de plus en plus que l'apprentissage profond fera bien partie du futur de la médecine et de l'imagerie, et plus précisément de l'imagerie dentaire. Il est donc nécessaire de comprendre ces futurs systèmes afin d'avoir un regard critique à leur égard et d'en avoir une utilisation appropriée. Il faudra en effet s'assurer que leur développement soit éthique et qu'il améliore significativement la prise en charge des patients.

Pour finir, l'imagerie dentaire n'est pas l'unique domaine d'application de l'IA en odontologie. Par exemple, la conception et fabrication assistées par ordinateur ou le remplissage des dossiers patients sont des domaines pour lesquels l'IA pourrait être appliqué.

TABLES DES ILLUSTRATIONS

Figure 1 : Diagramme montrant comment DL est un type de ML, lui-même à son tour un type d'IA.

Figure 2 : Exemple de réseau ML supervisé qui utilise DL.

Figure 3 : Exemple d'IA utilisée pour prédire une maladie dentaire sur la base d'informations extraites d'une radiographie panoramique.

Figure 4 : Exemple d'application d'un apprentissage supervisé sur rétro-alvéolaire et une application réelle tirée de l'étude de Chen.

Figure 5 : Exemple d'application d'un apprentissage non supervisé sur rétro-alvéolaire.

Figure 6 : Exemple d'application du Deep-Learning sur rétro-alvéolaire

Figure 7 : Exemples de segmentations dentaires à partir de radiographies rétro-alvéolaires.

Figure 8 : Exemples de segmentations dentaires à partir de radiographies.

Figure 9 : Radiographies péri-apicales des quatre types d'implants sélectionnés.

Figure 10 : Exemple des cartes d'activation de classe des cinq réseaux pré-entraînés pour les quatre types d'implants sélectionnés.

Figure 11 : Trois types de systèmes d'implants dentaires avec une surface sablée, à gros grains, mordancée à l'acide et une connexion interne avec une morphologie conique similaire.

Figure 12 : Utilisation du Deep Learning sur radiographie rétro-alvéolaire sans le diagnostic de lésions carieuses.

Figure 13 : Exemple d'application de la solution Orca AI sur la détection des lésions carieuses.

Figure 14 : Méthode hybride d'apprentissage en profondeur pour diagnostiquer automatiquement la perte osseuse parodontale et la parodontite en stade.

Bibliographie

1. Park WJ, Park JB. History and application of artificial neural networks in dentistry. *Eur J Dent.* 2018;12(4):594-601.
2. Hung K, Yeung AWK, Tanaka R, Bornstein MM. Current applications, opportunities, and limitations of AI for 3D imaging in dental research and practice. *Int J Environ Res Public Health.* 2020;17(12):4424.
3. Hwang JJ, Jung YH, Cho BH, Heo MS. An overview of deep learning in the field of dentistry. *Imaging Sci Dent.* 2019;49(1):1-7.
4. Leite AF, Vasconcelos K de F, Willems H, Jacobs R. Radiomics and machine learning in oral healthcare. *PROTEOMICS – Clin Appl.* 2020;14(3):1900040.
5. COHERIS. Qu'est ce que le machine learning ? Disponible sur internet : <https://ia-data-analytics.fr/machine-learning/> (consulté le 23/02/2022).
6. Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, Zhou C. Deep learning in medical image analysis. *Adv Exp Med Biol.* 2020;1213:3-21.
7. Fazal MI, Patel ME, Tye J, Gupta Y. The past, present and future role of artificial intelligence in imaging. *Eur J Radiol.* 2018;105:246-50.
8. Wakim M, Vo Quang Costantini S. Intelligence artificielle et médecine bucco-dentaire, quelles perspectives au quotidien ? *Clinic (Paris).* 2022;43(410):10-7.
9. Eun H, Kim C. Oriented tooth localization for periapical dental X-ray images via convolutional neural network. *Asia-Pac Signal Inf Process Assoc Annu Summit Conf APSIPA.* 2016
10. Yasa Y, Çelik Ö, Bayrakdar I, Pekince A, Orhan K, Akarsu S, et al. An artificial intelligence proposal to automatic teeth detection and numbering in dental bite-wing radiographs. *Acta Odontol Scand.* 2020
11. Lee JH, Han SS, Kim YH, Lee C, Kim I. Application of a fully deep convolutional neural network to the automation of tooth segmentation on panoramic radiographs. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol.* 2020;129(6):635-42.
12. Wirtz A, Mirashi SG, Wesarg S. Automatic teeth segmentation in panoramic X-ray images using a coupled shape model in combination with a neural network. In: Frangi AF, Schnabel JA, Davatzikos C, Alberola-López C, Fichtinger G. *Medical image computing and computer assisted intervention – MICCAI.* Cham: Springer International Publishing; 2018. p. 712-9.
13. Chen H, Zhang K, Lyu P, Li H, Zhang L, Wu J, et al. A deep learning approach to automatic teeth detection and numbering based on object detection in dental periapical films. *Sci Rep.* 2019;9(1):3840.

14. Singh P, Sehgal P. Numbering and classification of panoramic dental images using 6-layer convolutional neural network. *Pattern Recognit Image Anal.* 2020;30(1):125-33.
15. Muramatsu C, Morishita T, Takahashi R, Hayashi T, Nishiyama W, Arijii Y, et al. Tooth detection and classification on panoramic radiographs for automatic dental chart filing: improved classification by multi-sized input data. *Oral Radiol.* 2021;37(1):13-9.
16. Laishram A, Thongam K. Detection and classification of dental pathologies using faster-RCNN in orthopantomogram radiography image. In: 2020 7th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). 2020. p. 423-8.
17. Leite AF, Gerven AV, Willems H, Beznik T, Lahoud P, Gaêta-Araujo H, et al. Artificial intelligence-driven novel tool for tooth detection and segmentation on panoramic radiographs. *Clin Oral Investig.* avr 2021;25(4):2257-67.
18. Egger J, Pfarrkirchner B, Gsaxner C, Lindner L, Schmalstieg D, Wallner J. Fully convolutional mandible segmentation on a valid Ground- Truth Dataset. 40th Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc EMBC. 2018;
19. Kats L, Vered M, Blumer S, Kats E. Neural network detection and segmentation of mental foramen in panoramic imaging. *J Clin Pediatr Dent.* 2020;44(3):168-73.
20. Lee H, Park M, Kim J. Cephalometric landmark detection in dental x-ray images using convolutional neural networks. 2017;10134:101341W.
21. Kunz F, Stellzig-Eisenhauer A, Zeman F, Boldt J. Artificial intelligence in orthodontics : Evaluation of a fully automated cephalometric analysis using a customized convolutional neural network. *J Orofac Orthop Fortschritte Kieferorthopadie OrganOfficial J Dtsch Ges Kieferorthopadie.* 2020;81(1):52-68.
22. Kim JE, Nam NE, Shim JS, Jung YH, Cho BH, Hwang JJ. Transfer learning via deep neural networks for implant fixture system classification using periapical radiographs. *J Clin Med.* 2020;9(4):1117.
23. Lee JH, Jeong SN. Efficacy of deep convolutional neural network algorithm for the identification and classification of dental implant systems, using panoramic and periapical radiographs. *Medicine (Baltimore).* 2020;99(26):e20787.
24. Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *J Dent.* 2018;77:106-11.
25. Bouchahma M, Ben Hammouda S, Kouki S, Alshemali M, Samara K. An automatic dental decay treatment prediction using a deep convolutional neural network on X-ray Images. In: 2019 IEEE/ACS 16th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA). 2019. p. 1-4.

26. Cantu AG, Gehrung S, Krois J, Chaurasia A, Rossi JG, Gaudin R, et al. Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning. *J Dent.* 2020;100:103425.
27. Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH. Diagnosis and prediction of periodontally compromised teeth using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *J Periodontal Implant Sci.* 2018;48(2):114-23.
28. Chang HJ, Lee SJ, Yong TH, Shin NY, Jang BG, Kim JE, et al. Deep learning hybrid method to automatically diagnose periodontal bone loss and stage periodontitis. *Sci Rep.* 2020;10(1):7531.
29. Karamifar K, Tondari A, Saghiri MA. Endodontic periapical lesion: an overview on the etiology, diagnosis and current treatment modalities. *Eur Endod J.* 2020;5(2):54-67.
30. Endres MG, Hillen F, Salloumis M, Sedaghat AR, Niehues SM, Quatela O, et al. Development of a deep learning algorithm for periapical disease detection in dental radiographs. *Diagnostics.* 2020;10(6):430.
31. Sajad M, Shafi I, Ahmad J. Automatic lesion detection in periapical X-rays. *International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE).* 2019. p. 1-6.
32. Yang J, Xie Y, Liu L, Xia B, Cao Z, Guo C. Automated dental image analysis by deep learning on small dataset. *IEEE 42nd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC).* 2018. p. 492-7.
33. Yang H, Jo E, Kim HJ, Cha I ho, Jung YS, Nam W, et al. Deep learning for automated detection of cyst and tumors of the jaw in panoramic radiographs. *J Clin Med.* 2020;9(6):1839.
34. Kwon O, Yong TH, Kang SR, Kim JE, Huh KH, Heo MS, et al. Automatic diagnosis for cysts and tumors of both jaws on panoramic radiographs using a deep convolution neural network. *Dento Maxillo Facial Radiol.* 2020;49(8):20200185.
35. Chu P, Bo C, Liang X, Yang J, Megalooikonomou V, Yang F, et al. Using octuplet siamese network for osteoporosis analysis on dental panoramic radiographs. *IEEE Eng Med Biol Soc Annu Int Conf.* 2018;2018:2579-82.
36. Lee KS, Jung SK, Ryu JJ, Shin SW, Choi J. Evaluation of transfer learning with deep convolutional neural networks for screening osteoporosis in dental panoramic radiographs. *J Clin Med.* 2020;9(2):392.
37. Lee JH, Kim DH, Jeong SN. Diagnosis of cystic lesions using panoramic and cone beam computed tomographic images based on deep learning neural network. *Oral Dis.* 2020;26(1):152-8.
38. Johari M, Esmaili F, Andalib A, Garjani S, Saberkari H. Detection of

vertical root fractures in intact and endodontically treated premolar teeth by designing a probabilistic neural network: an ex vivo study. *Dentomaxillofacial Radiol.* 2017;46(2):20160107.

39. Pauwels R, Araki K, Siewerdsen JH, Thongvigitmanee SS. Technical aspects of dental CBCT: state of the art. *Dentomaxillofacial Radiol.* 2015;44(1):20140224.

40. Baysal A, Sahan AO, Ozturk MA, Uysal T. Reproducibility and reliability of three-dimensional soft tissue landmark identification using three-dimensional stereophotogrammetry. *Angle Orthod.* 2016;86(6):1004-9.

41. Setzer FC, Shi KJ, Zhang Z, Yan H, Yoon H, Mupparapu M, et al. Artificial intelligence for the computer-aided detection of periapical lesions in cone-beam computed tomographic images. *J Endod.* 2020;46(7):987-93.

42. Orhan K, Bayrakdar IS, Ezhov M, Kravtsov A, Özyürek T. Evaluation of artificial intelligence for detecting periapical pathosis on cone-beam computed tomography scans. *Int Endod J.* 2020;53(5):680-9.

43. Flores A, Rysavy S, Enciso R, Okada K. Non-invasive differential diagnosis of dental periapical lesions in cone-beam CT. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro.* 2009. p. 566-9.

44. Yilmaz E, Kayikcioglu T, Kayipmaz S. Computer-aided diagnosis of periapical cyst and keratocystic odontogenic tumor on cone beam computed tomography. *Comput Methods Programs Biomed.* 2017;146:91-100.

45. Rana M, Modrow D, Keuchel J, Chui C, Rana M, Wagner M, et al. Development and evaluation of an automatic tumor segmentation tool: A comparison between automatic, semi-automatic and manual segmentation of mandibular odontogenic cysts and tumors. *J Cranio-Maxillofac Surg.* 2015;43(3):355-9.

46. Abdolali F, Zoroofi RA, Otake Y, Sato Y. Automatic segmentation of maxillofacial cysts in cone beam CT images. *Comput Biol Med.* 2016;72:108-19.

47. Abdolali F, Zoroofi RA, Otake Y, Sato Y. Automated classification of maxillofacial cysts in cone beam CT images using contourlet transformation and Spherical Harmonics. *Comput Methods Programs Biomed.* 2017;139:197-207.

48. Abdolali F, Zoroofi RA, Otake Y, Sato Y. A novel image-based retrieval system for characterization of maxillofacial lesions in cone beam CT images. *Int J Comput Assist Radiol Surg.* 2019;14(5):785-96.

49. Kise Y, Ikeda H, Fujii T, Fukuda M, Arijii Y, Fujita H, et al. Preliminary study on the application of deep learning system to diagnosis of Sjögren's syndrome on CT images. *Dentomaxillofacial Radiol.* 2019;48(6):20190019.

50. Kann BH, Aneja S, Loganadane GV, Kelly JR, Smith SM, Decker RH, et al. Pretreatment identification of head and neck cancer nodal metastasis and

extranodal extension using deep learning neural Networks. Sci Rep. 2018;8(1):14036.

51. Aiji Y, Fukuda M, Kise Y, Nozawa M, Yanashita Y, Fujita H, et al. Contrast-enhanced computed tomography image assessment of cervical lymph node metastasis in patients with oral cancer by using a deep learning system of artificial intelligence. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol. 2019;127(5):458-63.

52. Hung K, Montalvao C, Tanaka R, Kawai T, Bornstein MM. The use and performance of artificial intelligence applications in dental and maxillofacial radiology: A systematic review. Dentomaxillofacial Radiol. 2020;49(1):20190107.

Apport de l'intelligence artificielle dans le diagnostic des lésions dentaires / **Valentin AUBERGET**. - p. (71) : ill. (14) ; réf. (52).

Domaines : Imagerie et radiologie

Mots clés Libres : Intelligence artificielle ; Santé buccodentaire ; Dent ; Odontologie ; Cone beam

Résumé de la thèse en français

Les publications scientifiques concernant l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) en radiologie dentaire ont vu leur nombre augmenter ces dernières années.

La littérature actuelle présente des applications potentielles de l'intelligence artificielle mais également des applications cliniques directes dans la pratique radiologique du chirurgien-dentiste.

Les principales tâches effectuées par l'IA en odontologie sont l'amélioration des données numériques radiographiques, le repérage des dents, la détection de lésions radio- claires, kystes et/ou tumeurs, la localisation de repères céphalométriques et le diagnostic de l'ostéoporose sur panoramique dentaire.

Mais plus récemment, de nombreuses études travaillent sur l'IA dans la 3D et plus particulièrement le Cone Beam en radiologie dentaire maxillo-faciale.

Néanmoins, de nombreuses évolutions sont encore nécessaires afin de pouvoir intégrer l'IA dans le travail quotidien au sein du cabinet dentaire.

JURY :

Président : Monsieur le Professeur Thomas COLARD

Assesseurs : Monsieur le docteur Thibault BÉCAVIN

Monsieur le docteur Philippe ROCHER

Monsieur le docteur Corentin DENIS

Lille

AUBERGET
Valentin

Apport de l'intelligence artificielle dans le diagnostic des lésions
dentaires

2022