



UNIVERSITÉ PARIS CITÉ

FACULTÉ DE SANTÉ

UFR D'ODONTOLOGIE

Année 2024

N° D207

THÈSE

POUR LE DIPLÔME D'ÉTAT DE DOCTEUR EN CHIRURGIE DENTAIRE

Présentée et soutenue publiquement le :

Par

Eloi SINARD

**Segmentation automatisée d'imageries CBCT de patients présentant
des inclusions multiples : évaluation de méthodes basées sur
l'apprentissage profond**

Dirigé par M. le Docteur Gauthier Dot

JURY

M. le Professeur Benjamin Salmon

M. le Docteur Rufino Felizardo

Mme le Docteur Brigitte Vi-Fane

M. le Docteur Gauthier Dot

Président

Assesseur

Assesseur

Assesseur

L'auteur s'engage à respecter les droits des tiers, et notamment les droits de propriété intellectuelle. Dans l'hypothèse où la thèse d'exercice comporterait des éléments protégés par un droit quelconque, l'auteur doit solliciter les autorisations nécessaires à leur utilisation, leur reproduction et leur représentation, auprès du ou des titulaires des droits. Le droit de citations doit s'exercer avec rigueur et discernement. Certaines citations peuvent comporter un extrait textuel de la source. Cet extrait textuel doit être relativement court (une quinzaine de lignes tout au plus), mis entre guillemets ou clairement séparé du corps du texte et bien évidemment référencé en citation. En ce qui concerne la citation sans extrait textuel (mention d'idées ou concepts originaux, données chiffrées, figures, etc.), il faut également en citer la source. Toute figure, tableau, graphique reproduit doit également être accompagné de la citation de la source. L'auteur est responsable du contenu de sa thèse d'exercice. Il garantit l'Université contre tout recours. Elle ne pourra en aucun cas être tenue responsable de l'atteinte aux droits d'un tiers.

Eloi Sinard

Tableau des enseignants de l'UFR d'Odontologie

DÉPARTEMENTS	DISCIPLINES	PROFESSEURS DES UNIVERSITÉS	MAÎTRES DE CONFÉRENCES
1. DÉVELOPPEMENT, CROISSANCE ET PRÉVENTION	ODONTOLOGIE PÉDIATRIQUE	Mme M. MOLLA-AUJAY DE LA DURE Mme É. DURSUN Mme V. SMAIL-FAUGERON Mme S. VITAL	M. P.-J. BERAT (MCU associé) Mme A.-L. BONNET M. F. COURSON Mme M. RIOU Mme A. VANDERZWALM
	ORTHOPÉDIE DENTO-FACIALE	Mme E. LE NORCY	M. G. DOT M. C. DUNGLAS M. P. GARREC Mme A. KAMOUN Mme B. VI-FANE
	PRÉVENTION, ÉPIDÉMIOLOGIE, ÉCONOMIE DE LA SANTÉ ET ODONTOLOGIE LÉGALE	Mme A. GERMA M. P. PIRNAY	Mme A. TENENBAUM
2. CHIRURGIE ORALE, PARODONTOLOGIE, BIOLOGIE ORALE	PARODONTOLOGIE	Mme F. ANAGNOSTOU M. M. BIOSSE DUPLAN Mme M.-L. COLOMBIER Mme M. GOSSET	M. A. BRUN M. D. GUEZ M. S. KERNER
	CHIRURGIE ORALE	M. F. FERRÉ Mme G. LESCAILLE M. L. MAMAN Mme L. RADOÏ M. N. MOREAU	Mme V. BAAROUN M. B. COURRIER Mme A.-L. EJEIL M. F. GAULTIER M. T. NGUYEN Mme J. ROCHEFORT M. L. SICARD Mme I. TAÏHI M. H. TARRAGANO
	BIOLOGIE ORALE	Mme C. BARDET (PU) Mme A. BERDAL Mme C. CHAUSSAIN M. V. DESCROIX M. B. FOURNIER M. B. GOGLY Mme S. SÉGUIER	Mme C. ANDRIQUE (MCU associée) M. C.-D. ARRETO M. J. BOUCHET (MCF) Mme H. CHARDIN M. P. COLLIN Mme M.-H. COTTET Mme A. COUDERT (MCF) Mme M. FLORIMOND (MCU associé) Mme C. GORIN Mme S. HOUARI-MEJRI Mme J. ISAAC (MCF) M. O. LE MAY M. G. LIGNON (MCU associé) M. A. NASSIF Mme N. NOWWAROTE (MCU associé) M. B. PAIVA DOS SANTOS (MCF)
3. RÉHABILITATION ORALE (DÉBUT)	DENTISTERIE RESTAURATRICE ENDODONTIE	M. P. COLON Mme C. GAUCHER	Mme F. BERÈS Mme C. BESNAULT Mme A.-M. COLLIGNON M. F. DECUP Mme A. HARTMANN Mme K. JEDEON M. G. KUHN Mme C. MESGOUÉZ-MENEZ Mme N. PRADELLE PLASSE Mme M. ZANINI

DÉPARTEMENTS	DISCIPLINES	PROFESSEURS DES UNIVERSITÉS	MAÎTRES DE CONFÉRENCES
3. RÉHABILITATION ORALE (SUITE)	PROTHÈSES	Mme M.-V. BERTERETCHE Mme A. BRAUD Mme L. FRIEDLANDER M. O. FROMENTIN M. C. RIGNON-BRET M. B. TAVERNIER Mme C. WULFMAN	M. J.-M. CHEYLAN Mme H. CITTERIO Mme M.-J. CRENN M. M. DAAS M. D. DOT M. L. DUPAGNE M. N. EID M. S. ESCURE Mme I. FOUILLOUX-PATEY M. V. FOUQUET M. P. GATEAU M. D. MAURICE M. P. MOULIN Mme É. SARFATI M. J.-E. SOFFER M. P. TRAMBA
	FONCTION-DYSFONCTION, IMAGERIE, BIOMATÉRIAUX	M. Y. BOUCHER Mme L. JORDAN Mme F. MANGIONE M. J.-F. N'GUYEN M. B. SALMON	M. J.-P. ATTAL M. C. AZEVEDO Mme R. BENBELAÏD Mme A. BENOÎT A LA GUILLAUME (MCF) Mme J. BOSCO M. M. CHERRUAU M. R. FELIZARDO M. P. FRANÇOIS M. A. PORPORATI (MCU associé) Mme F. TILOTTA
PROFESSEURS ÉMÉRITES		M. P. BOUCHARD Mme M.-L. BOY-LEFÈVRE Mme M. FOLLIGUET Mme M. WOLIKOW M. R. GARCIA M. J.-J. LASFARGUES M. A. LAUTROU M. G. LEVY	M. B. PELLAT Mme A. POLIARD M. J.-L. SAFFAR
Liste mise à jour le 16 septembre 2024			

Remerciements

À M. le Professeur Benjamin Salmon ; Docteur en Chirurgie dentaire ; Spécialiste qualifié en Chirurgie orale ; Docteur de l'Université Paris Descartes ; Habilité à Diriger des Recherches ; Professeur des Universités, UFR d'Odontologie - Université Paris Cité ; Praticien Hospitalier, Assistance Publique-Hôpitaux de Paris ; Vice-Doyen de l'UFR d'Odontologie - Université Paris Cité ; Chef de service de l'hôpital Bretonneau

Merci de me faire l'honneur de présider mon jury. Votre expertise en imagerie dento-maxillo-faciale est une chance pour enrichir le débat autour de ce sujet.

À Mme le Docteur Brigitte Vi-Fane ; Docteur en Chirurgie dentaire ; Spécialiste qualifiée en Orthopédie dento-faciale ; Docteur de l'Université Paris Diderot ; Maître de Conférences des Universités, UFR d'Odontologie - Université Paris Cité ; Praticien Hospitalier, Assistance Publique-Hôpitaux de Paris

Je tiens à vous remercier pour l'ensemble de l'accompagnement que vous m'avez apporté au cours de mon internat. Votre rigueur, votre bienveillance ainsi que votre dévouement dans la prise en charge de vos patients est une source d'inspirations pour le jeune praticien que je suis. J'espère pouvoir un jour prétendre être un orthodontiste aussi accompli que vous.

À M. le Docteur Rufino Felizardo ; Docteur en Chirurgie dentaire ; Docteur de l'Université Pierre et Marie Curie ; Maître de Conférences des Universités, UFR d'Odontologie - Université Paris Cité ; Praticien Hospitalier, Assistance Publique-Hôpitaux de Paris ; Lauréat de l'Académie Nationale de Chirurgie dentaire

Merci d'avoir accepté de participer au jury de cette thèse. Votre soutien a permis la conduite de ce projet de recherche. Vous avoir à mes côtés tout au long des vacances dans le service des maladies rares a été une aide précieuse dans l'interprétation des imageries atypiques que nous sommes amenés à rencontrer.

À M. le Docteur Gauthier Dot ; Docteur en Chirurgie dentaire ; Spécialiste qualifiée en Orthopédie dento-faciale ; Docteur de l'Université Paris Cité ; Maître de Conférences des Universités, UFR d'Odontologie - Université Paris Cité ; Praticien Hospitalier, Assistance Publique-Hôpitaux de Paris

Merci infiniment pour ta disponibilité, ta patience, ta bienveillance et ton soutien tout au long de mon internat et de la rédaction de cette thèse. Merci de m'avoir proposé de conduire ensemble ce projet de recherche. Ton dévouement auprès des patients ainsi que des étudiants est source d'inspiration pour tous les internes.

Résumé et indexation en français et anglais

Objectif : Évaluer la précision de 4 solutions basées sur l'apprentissage profond disponibles dans le commerce ou en open source pour la segmentation automatique des dents sur des images de tomographie à faisceau conique (CBCT) de patients présentant de multiples inclusions dentaires.

Matériel et méthodes : Vingt patients (20 CBCT) ont été sélectionnés dans une cohorte rétrospective de scans CBCT de patients présentant des impactions dentaires multiples. Pour chaque scan CBCT, 1 segmentation de référence et 4 segmentations automatisées de dents maxillaires et/ou mandibulaires ont été obtenues. Les segmentations de référence ont été générées par des experts selon un processus semi-automatique. Les segmentations automatisées ont été générées automatiquement en suivant les instructions des fabricants. L'évaluation quantitative et qualitative de chaque segmentation a été réalisée en la comparant à la segmentation des experts. Les mesures quantitatives utilisées étaient le Dice Similarity Coefficient (DSC) et la Normalized Surface Distance (NSD). **Résultats :** Les patients présentaient en moyenne 12 dents incluses, et 12 des patients inclus présentaient une maladie rare. Les valeurs du DSC allaient de $88,5 \pm 3,2 \%$ à $95,6 \pm 1,2 \%$, et celles de la NSD de $95,3 \pm 2,7 \%$ à $97,4 \pm 6,5 \%$. Le nombre de dents complètement non segmentées variait de 1 (0,1 %) à 41 (6,0 %). Deux solutions (Diagnocat® et DentalSegmentator) ont montré de meilleurs résultats que les autres pour tous les paramètres testés. **Conclusion :** Toutes les méthodes testées ont montré des résultats moyens de NSD autour de 95 %, prouvant leur efficacité globale pour la segmentation des dents. La précision des méthodes a varié entre les 4 solutions testées, en raison de la présence de dents incluses dans nos CBCT. Les solutions basées sur l'apprentissage profond évoluent rapidement et nos résultats ne permettent pas de prédire leurs performances futures.

Discipline ou spécialité :

Orthopédie dento-faciale

Mots clés français (fMeSH et Rameau) :

fMeSH : Tomodensitométrie à faisceau conique ; Apprentissage profond

Rameau : Orthodontie ; Imagerie médicale

Forme ou Genre :

fMeSH : Dissertation universitaire

Rameau : Mémoire et écrits académiques

Title : Evaluation of 4 Deep Learning-Based Methods for Automatic Segmentation of Multiple Impacted Teeth in Syndromic and Non-Syndromic Patients on Cone Beam CT Images

Objective. To assess the accuracy of 3 commercially available and 1 open-source deep learning (DL) solutions for automatic tooth segmentation on cone-beam CT (CBCT) images of patients with multiple dental impactions. **Materials and Methods.** Twenty patients (20 CBCT) were selected from a retrospective cohort of CBCT scans from patients with multiple dental impactions. For each CBCT scan, 1 reference segmentation and 4 DL segmentations of maxillary and/or mandibular teeth were obtained. The reference segmentations were generated by experts following a semi-automatic process. The DL segmentations were automatically generated following manufacturers' instructions. Quantitative and qualitative evaluation of each DL segmentation was performed by comparing it with experts' segmentation. The quantitative metrics used were Dice similarity coefficient (DSC) and normalized surface distance (NSD). **Results.** Patients exhibited an average of 12 retained teeth, and 12 of the included patients exhibited a rare disease. DSC values ranged from $88.5 \pm 3.2\%$ to $95.6 \pm 1.2\%$, and NSD values ranged from $95.3 \pm 2.7\%$ to $97.4 \pm 6.5\%$. The number of completely unsegmented teeth ranged from 1 (0.1%) to 41 (6.0%). Two solutions (Diagnocat® and DentalSegmentator) showed better results than the others in all tested parameters. **Conclusion.** All tested methods showed mean NSD results around 95%, proving their overall efficiency for tooth segmentation. The accuracy of the methods varied between the 4 tested solutions, due to the presence of impacted teeth in our CBCT scans. DL solutions are rapidly evolving, and their future performance cannot be predicted from our results.

Branch or specialty :

Orthodontics

English keywords (MeSH) :

Cone-Beam computed tomography ; Deep Learning

Publication type (MeSH) : Academic Dissertation

Liste des abréviations

- 2D: Bidimensionnel
- 3D: Tridimensionnel
- CBCT: Cone Beam Computed Tomography
- CNN: Convolutional Neural Networks
- DICOM: Digital Imaging and Communications in Medicine
- DSC: Dice Similarity Coefficient
- ET: Ecart Type
- NSD: Normalized Surface Distance
- SAHOS : Syndrome d'Apnées-Hypopnées Obstructives du Sommeil
- STL: STereo-Lithography
- TDM: Tomodensitométrie

Table des matières

INTRODUCTION	3
1 : LA SEGMENTATION.....	4
1.1 DEFINITION.....	4
1.2 TECHNIQUES.....	4
1.2.1 Manuelle.....	4
1.2.2 Semi-automatique.....	5
1.2.3 Automatique.....	6
1.3 EVALUATION QUANTITATIVE D'UNE SEGMENTATION.....	7
1.4 APPLICATIONS CLINIQUES.....	8
1.4.1 Orthodontie.....	8
1.4.2 Chirurgie orale et maxillo-faciale.....	14
2 : L'APPRENTISSAGE PROFOND.....	17
2.1 DEFINITIONS.....	17
2.2. LE RESEAU U-NET : L'APPROCHE DE REFERENCE POUR LA SEGMENTATION D'IMAGES.....	18
2.3 APPLICATIONS EN ODONTOLOGIE.....	19
2.4 SEGMENTATION AUTOMATIQUE BASEE SUR L'APPRENTISSAGE PROFOND.....	21
3. ÉVALUATION DE 4 METHODES BASEES SUR L'APPRENTISSAGE PROFOND POUR LA SEGMENTATION AUTOMATIQUE DE DENTS INCLUSES MULTIPLES CHEZ DES PATIENTS SYNDROMIQUES ET NON SYNDROMIQUES SUR DES EXAMENS CBCT.....	27
3.1 INTRODUCTION.....	27
3.2 MATERIEL ET METHODES.....	28
3.2.1 Sélection des patients.....	28
3.2.2 Segmentation de référence.....	29
3.2.3 Segmentations de test.....	30
3.2.4 Mesure d'évaluation.....	31
3.2.5 Analyse statistique.....	31
3.3 RESULTATS.....	31
3.3.1 Caractéristiques des patients.....	31
3.3.2 Performance des modèles.....	32
3.4 DISCUSSION.....	35
CONCLUSION.....	38

BIBLIOGRAPHIE	39
TABLE DES FIGURES.....	43
TABLE DES TABLEAUX.....	45

Introduction

L'inclusion dentaire est un phénomène fréquemment rencontré en orthodontie, qui implique le plus souvent la mise en place d'une équipe pluridisciplinaire composée à minima d'un orthodontiste et d'un chirurgien oral. Ces situations nécessitent un diagnostic précis, et donc une représentation tridimensionnelle aisée, afin de mettre en place un plan de traitement adapté, tant d'un point de vue orthodontique que chirurgical. Dans les situations cliniques d'inclusions multiples, cette visualisation tridimensionnelle n'est pas toujours aisée, d'autant plus si des germes surnuméraires sont présents. Dans le cas de patients présentant des maladies rares, ces situations sont fréquemment rencontrées, notamment chez les patients présentant une dysplasie cleido-cranienne. Ce syndrome à répercussion oro-faciale est caractérisé par la présence de dents surnuméraires et de nombreuses inclusions dentaires.

Afin d'obtenir ces informations tridimensionnelles (3D), un CBCT est réalisé et des coupes dans les 3 sens de l'espace sont obtenues. Une modélisation 3D de ces coupes est possible grâce aux techniques de segmentation. Ce procédé permet d'obtenir une représentation en 3D des structures anatomiques impliquées, en les individualisant (os, dents, canaux mandibulaires...) ce qui facilite la visualisation des dents incluses et des structures adjacentes.

Initialement, ces segmentations devaient être réalisées manuellement, nécessitant plusieurs heures de travail pour des techniciens spécialisés, ce qui n'était pas applicable dans une pratique quotidienne. Ces dernières années, grâce à l'avènement de l'intelligence artificielle, et plus précisément de l'apprentissage profond, des solutions de segmentation entièrement automatisées ont été proposées. Les méthodes basées sur l'utilisation de réseaux de neurones convolutifs (CNN) présentent aujourd'hui les meilleurs résultats.

Les études publiées ces dernières années présentent des résultats très encourageants, permettant d'envisager une utilisation clinique prochaine de la segmentation automatique. Cependant, aucune étude n'a évalué ces solutions dans des situations cliniques complexes, telles que le sont les inclusions multiples. Cette thèse se présente en trois parties. Les deux premières parties présentent les différentes techniques de segmentation ainsi que les principes de fonctionnement de l'apprentissage profond. La troisième partie est une étude évaluant 4 solutions de segmentation déjà proposées au grand public, à partir d'une base de données originale de patients présentant des inclusions multiples.

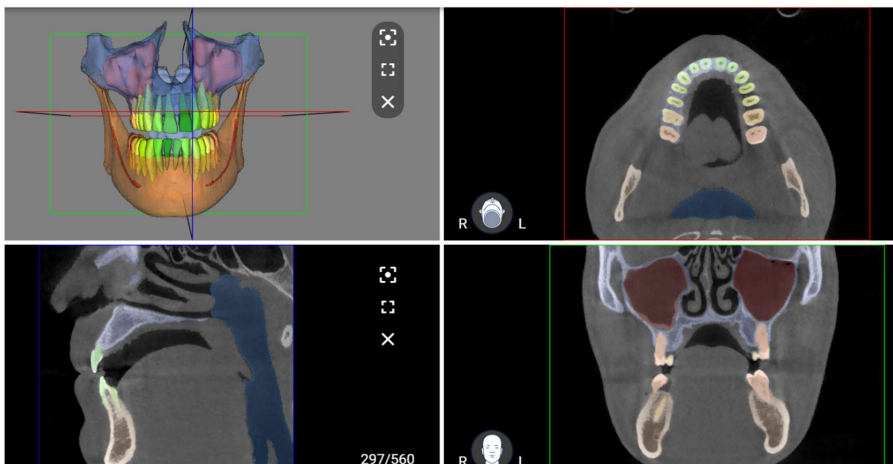
1 : La segmentation

1.1 Définition

La segmentation d'imagerie est un processus consistant à diviser une image en plusieurs régions, ou segments, afin de faciliter son analyse, sa compréhension ou son traitement ultérieur. L'objectif principal de la segmentation est de simplifier la représentation de l'image en regroupant les pixels ou les régions similaires tout en distinguant les objets d'intérêt du reste de l'image.

Ainsi, les différentes structures anatomiques (dents, os, canaux mandibulaires, sinus...) sont individualisées sur chaque coupe, et une représentation 3d peut être obtenue (figure 1).

Figure 1 : Exemple de segmentation d'un CBCT avec modélisation 3D (logiciel relu®)



Source : relu®, « segmentation CBCT par relu® », 2024.

1.2 Techniques

Différentes techniques de segmentation ont vu le jour au fur et à mesure des évolutions technologiques.

1.2.1 Manuelle

Initialement, la segmentation était réalisée manuellement. Un opérateur qualifié pour la lecture de l'imagerie visualise les coupes et utilise des outils logiciels spécialisés (ITKSnap, 3D Slicer, Mimics...) pour marquer les régions d'intérêt en dessinant coupe par coupe des contours autour des structures à segmenter.

Elle présente certains intérêts :

- Flexibilité et contrôle : l'opérateur peut ajuster manuellement les contours et les détails des structures en fonction de sa connaissance et de son expertise. Cela permet d'obtenir une segmentation précise et adaptée aux besoins spécifiques de l'application.
- Adaptabilité aux structures complexes : les structures anatomiques peuvent présenter des formes complexes et variées. La segmentation manuelle permet à l'opérateur de s'adapter aux contours détaillés de ces structures, quelle que soit la situation clinique.
- Validation visuelle : la segmentation manuelle permet à l'opérateur de visualiser directement les résultats de la segmentation et de les ajuster si nécessaire. Cela facilite la vérification visuelle et la correction des erreurs potentielles.

Cependant, la segmentation manuelle peut être un processus laborieux et chronophage, pouvant demander jusqu'à 5 voire 12 heures pour une acquisition CBCT maxillo-mandibulaire (1,2). De plus, la segmentation nécessite une expertise importante en radiologie afin d'avoir une lecture correcte des coupes. Elle est donc sujette à la variabilité interopérateur, ce qui signifie que différents opérateurs peuvent obtenir des résultats différents en fonction de leur niveau de compétence.

Cette technique peut être associée aux autres techniques expliquées ensuite.

1.2.2 Semi-automatique

La segmentation semi-automatique fait référence à une approche intermédiaire entre la segmentation manuelle et la segmentation entièrement automatique. Elle combine l'intervention d'un opérateur humain avec des algorithmes informatiques pour effectuer la segmentation des structures anatomiques dans les images CBCT.

Dans la segmentation semi-automatique, le processus de segmentation est généralement initié par l'opérateur humain, qui fournit des indications initiales ou marque quelques points de départ sur les images CBCT. Ces indications peuvent être des contours grossiers, des repères (couronnes et apex par exemple) ou des régions d'intérêt initiales.

Ensuite, des algorithmes informatiques sont utilisés pour propager, ajuster ou compléter les indications fournies par l'opérateur afin de réaliser une segmentation plus précise et complète. Les algorithmes de segmentation semi-automatique utilisent différents procédés :

- Segmentation par croissance de région : ces algorithmes utilisent les indications fournies par l'opérateur pour faire croître automatiquement les régions en fonction de critères de similarité des valeurs de gris, de texture ou d'autres caractéristiques (3). Cela permet d'étendre la segmentation initiale à l'ensemble de la structure.
- Segmentation par contours actifs : Les contours actifs, également connus sous le nom de "snakes", sont des modèles mathématiques flexibles qui se déplacent automatiquement le long des contours des structures en maximisant une fonction d'énergie définie (4). Les contours actifs peuvent être initialisés par l'opérateur, puis ajustés automatiquement par l'algorithme pour s'adapter aux contours précis des structures.

La segmentation semi-automatique présente plusieurs avantages par rapport à la segmentation manuelle ou automatique seule. Elle combine la capacité de l'opérateur à fournir des indications initiales ou à corriger les erreurs, tout en bénéficiant de l'efficacité des algorithmes de segmentation pour effectuer la segmentation sur l'ensemble de l'image ou du volume CBCT (5).

Cependant, la segmentation semi-automatique peut toujours nécessiter une certaine intervention et supervision de l'opérateur, et la qualité des résultats peut dépendre de l'expertise de l'opérateur, de la qualité des indications initiales et de la performance des algorithmes utilisés.

1.2.3 Automatique

Les techniques de segmentation automatique reposent sur des algorithmes et des modèles mathématiques avancés pour analyser les caractéristiques des images et identifier les structures d'intérêt. Ces algorithmes peuvent être basés sur des seuils, des méthodes de classification, des modèles statistiques, des réseaux de neurones convolutifs (CNN), des algorithmes de regroupement (clustering), etc.

Voici quelques-unes des techniques de segmentation automatique d'imagerie CBCT couramment utilisées :

- Segmentation par seuillage automatique : Les algorithmes de seuillage automatique déterminent les valeurs seuils appropriées en analysant les caractéristiques statistiques de l'image CBCT, telles que les niveaux de gris ou les valeurs de densité (6). Les pixels ou voxels de l'image sont ensuite classés en fonction de ces seuils pour obtenir la segmentation.
- Segmentation par regroupement automatique : Les algorithmes de regroupement, tels que la segmentation basée sur les k-moyennes ou la segmentation par croisement de seuils, peuvent être utilisés pour regrouper automatiquement les pixels ou voxels similaires en classes ou en clusters, en se basant sur des caractéristiques telles que la couleur, la texture ou la densité (7).

- Segmentation par apprentissage automatique : Les techniques d'apprentissage automatique, telles que les réseaux de neurones convolutifs (CNN), peuvent être entraînées à partir de grandes quantités de données annotées pour apprendre à segmenter automatiquement des structures spécifiques (8–10). Les CNN peuvent extraire des caractéristiques pertinentes des images CBCT et les utiliser pour effectuer la segmentation.

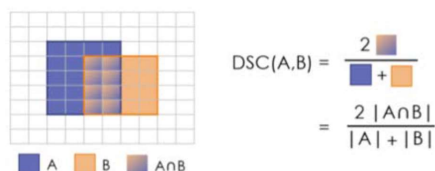
La segmentation automatique d'imagerie CBCT présente des avantages de rapidité, de reproductibilité et la capacité à traiter de grandes quantités de données. Cependant, elle peut rencontrer des difficultés dans les cas où les structures sont complexes, ambiguës ou présentant des variations importantes entre les images.

Il est important de noter que la segmentation automatique n'est pas toujours parfaite et peut nécessiter des ajustements manuels par la suite pour corriger les erreurs ou les inexactitudes. La validation et l'évaluation des résultats de la segmentation automatique sont essentielles pour s'assurer de leur fiabilité et de leur précision (11).

1.3 Evaluation quantitative d'une segmentation

Afin d'évaluer de façon quantitative la correspondance de 2 segmentations pour une même imagerie, un score a été développé. Il s'agit de l'Indice de Sørensen-Dice (Dice Similarity Coefficient – DSC). Il mesure le chevauchement entre la segmentation de référence et la segmentation évaluée. Sa valeur varie entre 0 (aucune correspondance) et 1 (correspondance complète) (Figure 2). Plus le coefficient est proche de 1, plus les deux éléments comparés sont similaires.

Figure 2 : Présentation visuelle et méthode de calcul du vDSC.



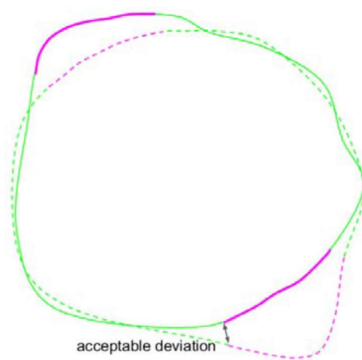
Source : Reinke et al., « Calcul du DSC », 2021.

Cependant, le DSC n'est pas toujours adapté à des considérations cliniques. En effet, 2 segmentations avec une valeur de DSC identique ne demanderont pas le même temps de travail de correction : une large erreur localisée sera plus rapide à corriger qu'une petite erreur retrouvée dans tout le volume.

Afin de répondre à cette insuffisance, un nouveau critère appelé NSD a été introduit en 2021 (12). Celui-ci évalue le chevauchement entre les contours de deux segmentations, en se basant sur un seuil

limite (par exemple 1 mm) pour faire la distinction entre les déviations cliniquement acceptables ou non. Il est obtenu en faisant le rapport entre la somme des surfaces des portions acceptables et la surface totale de référence (Figure 3).

Figure 3 : Illustration du calcul du NSD. Contour continu : référence ; contour en pointillé : prédiction ; flèche noire : seuil limite de déviation cliniquement acceptable. Vert : portions acceptables ; Rose : portions non acceptables.



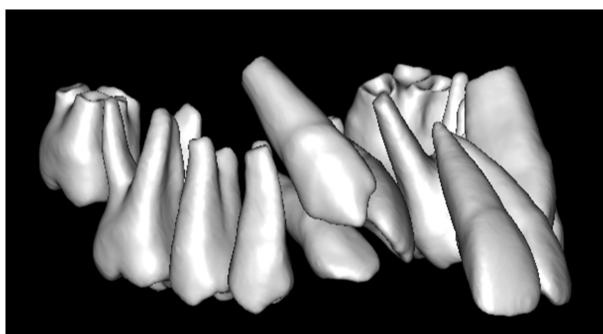
Source : Nikolov et al., « Représentation du NSD », 2021.

1.4 Applications cliniques

1.4.1 Orthodontie

La segmentation facilite le diagnostic dans les cas d'inclusion, en permettant une visualisation tridimensionnelle de la situation (Figure 4). Les rapports entre dents incluses, dents adjacentes et les autres structures anatomiques environnantes sont facilement évaluables. L'identification d'une ou d'un groupe de dents dans un modèle numérique 3D permet d'effectuer des mesures, de définir le centre de rotation d'une dent, de planifier des mouvements dentaires et d'améliorer la planification du traitement et la prédiction des résultats (13,14).

Figure 4 : Représentation numérique d'une situation d'inclusions multiples, logiciel Diagnocat®.



Source : Auteur, « Modèle 3D par Diagnocat® », 2024.

Afin de montrer l'intérêt de ces segmentations, nous présentons un cas clinique d'une patiente de 9 ans présentant une dysplasie cleido-cranienne. La difficulté de visualisation tridimensionnelle de la situation est importante, et la segmentation du CBCT a permis de faciliter le diagnostic.

La patiente a été adressée par l'Hôpital Necker-Enfant malades, AP-HP au centre de référence des maladies rares orales et dentaires de l'Hôpital Rothschild, AP-HP, pour une prise en charge dentaire globale. Elle présente, sur le plan général, une dysplasie cleido-cranienne.

Au niveau endobuccal, elle présente (Figures 5 et 6) :

Au maxillaire :

- Persistance des 6 dents antérieures temporaires, 61 présentant une duplication corono-radulaire
- Persistance de 55, 64 et 65
- La transposition de 12 en place de 54
- 16 et 26 en cours d'éruption

A la mandibule :

- La persistance de 9 dents temporaires, sauf 81
- Evolution de 31/41 en vestibulaire
- 36 sur l'arcade, absence de 46

En inter-arcades :

- Une absence de dysharmonie du sens transversal

- Un recouvrement normal
- Un surplomb diminué

Au niveau squelettique (Figure 8) :

- Une classe III de Ballard ($ANB=0^\circ$) sur un schéma facial hypodivergent ($FMA=20^\circ$)

Au niveau radiographique (Figure 7) :

- Inclusion de 11/13/14/15, 21/22/23/24/25, 32/33/34/35, 42/43/44/45/46
- Présence de germes surnuméraires inclus : 11 et 15bis, 21 et 25bis, 32,34 et 35bis, 42,44 et 45bis soit 10 germes surnuméraires

Figure 5 : Cas clinique, vue endobuccale inter-arcade



Source : Hôpital Rotschild, service d'odontologie, « Vue inter-arcade », 2023.

Figure 6 : Cas clinique, vue endobuccale intra-arcade



Source : Hôpital Rotschild, service d'odontologie, « Vue intra-arcade », 2023.

Figure 7 : Cas clinique, radiographie panoramique.



Source : Hôpital Rothschild, service d'odontologie, « Radiographie panoramique », 2023.

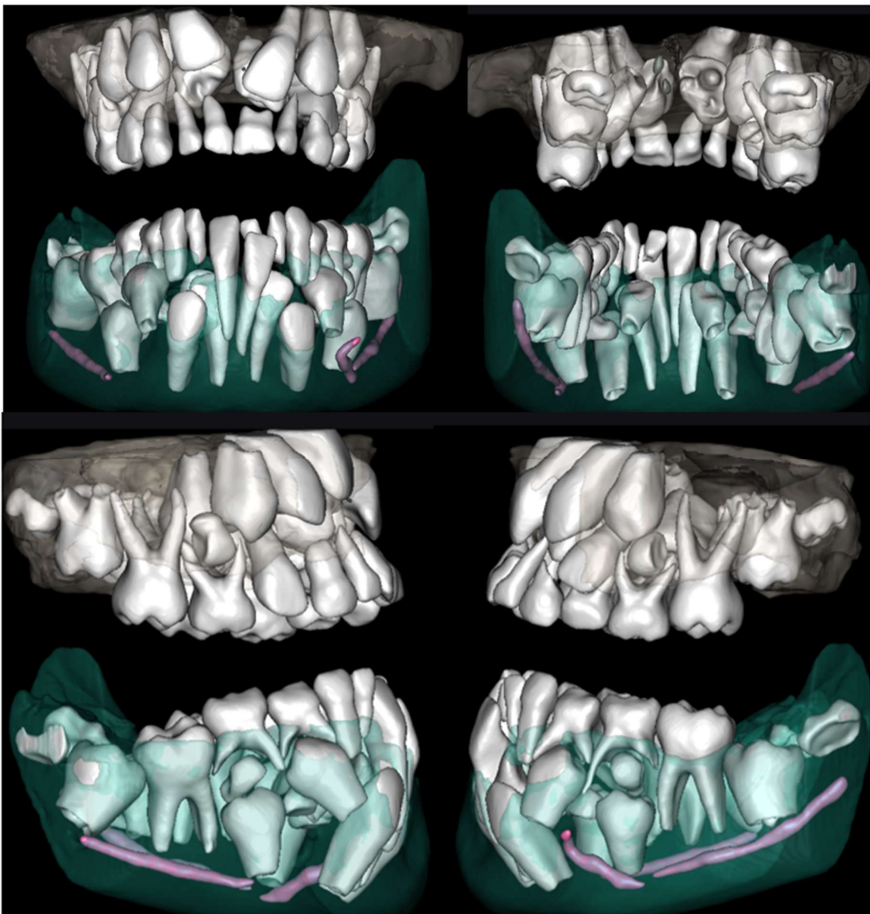
Figure 8 : Cas clinique, téléradiographie de profil



Source : Hôpital Rothschild, service d'odontologie, « Téléradiographie de profil », 2023.

Les documents radiographiques 2D ne suffisent pas à effectuer un diagnostic précis. Un CBCT maxillo-mandibulaire est effectué et segmenté par nos soins, afin d'obtenir un modèle 3D de la situation (Figure 9).

Figure 9 : Cas clinique, modèle 3D issue de la segmentation du CBCT, logiciel Diagnocat®.



Source : Auteur, « Modèle 3D par Diagnocat® », 2024.

Grâce à ce modèle 3D, l'approche thérapeutique a pu être discutée entre l'équipe orthodontique et chirurgicale. Il a été décidé dans un premier temps, de procéder aux avulsions de 51, 52, 61, 62 ainsi que des germes surnuméraires (11 et 21bis). Dans le même temps des attaches orthodontiques ont été placées sur 11, 21 et 22 afin de débiter la traction sur un double arc en acier .036. A la mandibule, les extractions de 71, 72 et 82 ainsi que les germes surnuméraires 32 et 42bis ont été réalisés, et la traction de 32 et 42 a été initiée également sur un double arc (Figures 10 et 11).

Une approche par quadrant a été ensuite mise en place pour faire évoluer les prémolaires et canines. Afin de préparer la chirurgie secteur 1, un modèle a été imprimé en 3D afin d'anticiper l'abord chirurgical et d'évaluer la morphologie des dents à extraire et à tracter (Figure 12).

Figure 10 : Cas clinique, vue intra-arcade du dispositif de traction maxillaire et mandibulaire



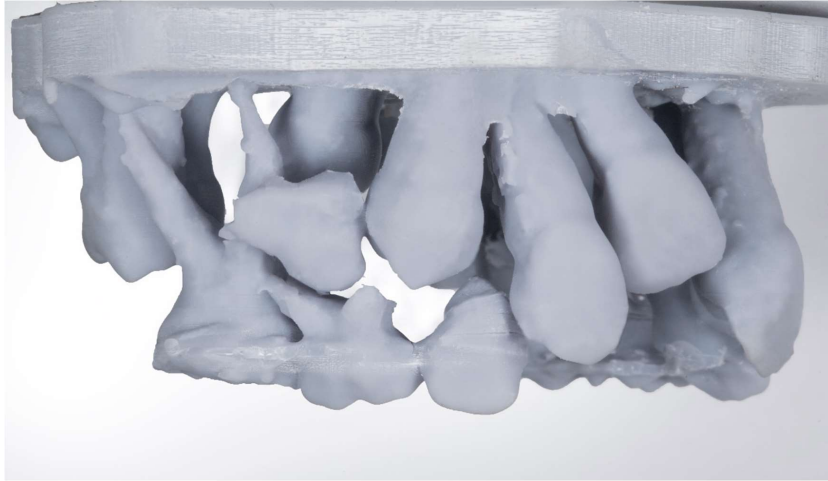
Source : Hôpital Rothschild, service d'odontologie, « Vue intra-arcade », 2023.

Figure 11 : Cas clinique, radiographie panoramique illustrant la situation après avulsion et collage des attaches orthodontiques de traction



Source : Hôpital Rothschild, service d'odontologie, « Radiographie panoramique », 2023.

Figure 12 : Cas clinique, modèle 3D imprimé en résine



Source : Hôpital Rothschild, service d'odontologie, « Modèle en résine », 2023.

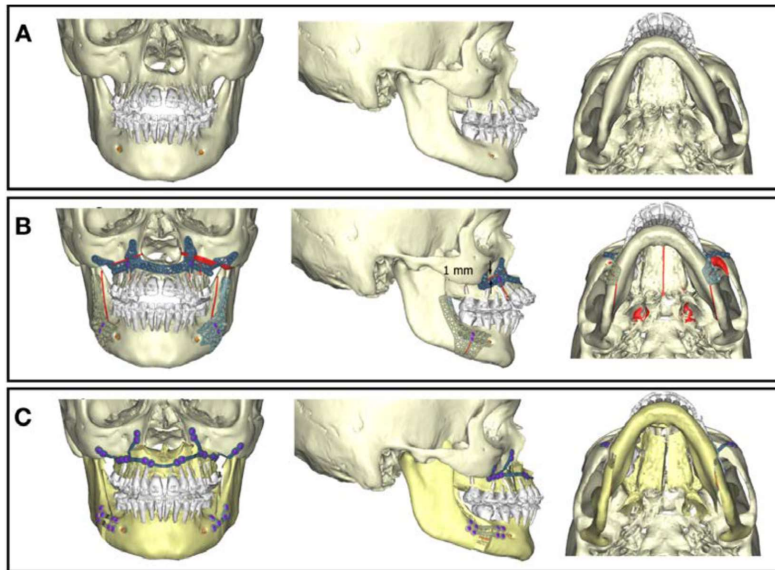
1.4.2 Chirurgie orale et maxillo-faciale

1.4.2.1 Chirurgie orthognathique

La planification des chirurgies orthognathiques bénéficie des techniques de segmentation. La planification de celles-ci est améliorée lorsqu'elle est réalisée en 3D, en particulier en cas de dysmorphoses faciales importantes (15,16). Dans ces situations, la planification 3D serait significativement différente de la planification 2D, et permettrait une meilleure évaluation des mouvements chirurgicaux nécessaires (15).

Afin de transférer la planification numérique 3D au bloc opératoire, des guides chirurgicaux de positionnement et/ou des plaques d'ostéosynthèse peuvent être produits sur-mesure (Figure 13) (17).

Figure 13 : Exemple de planification numérique de chirurgie orthognathique sur modèles 3D, avec déplacement maxillaire et mandibulaire : A. Anatomie initiale ; B. Guides chirurgicaux sur-mesure et traits d'ostéotomie planifiés (en rouge) ; C. Plaques d'ostéosynthèse sur-mesure.



Source : Dot et al., « Planification numérique de chirurgie orthognathique », 2021.

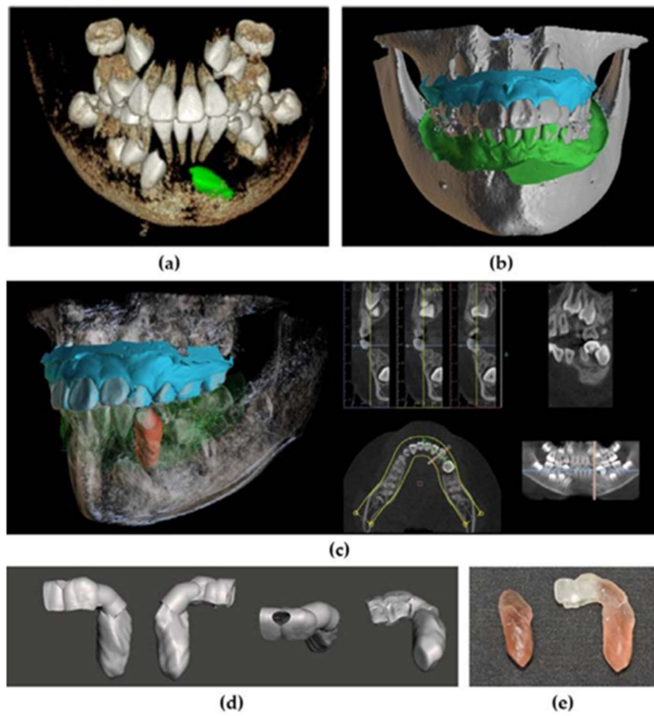
1.4.2.2 Implantologie

La segmentation est utilisée pour planifier et guider la pose d'implants. En effet, celle-ci permet d'évaluer le volume d'os ainsi que la proximité des dents adjacentes et autres structures anatomiques (sinus, canal mandibulaire). Un guide chirurgical peut être obtenu à partir de la segmentation fusionnée avec l'empreinte optique (18). Il permet un positionnement précis des implants, selon la planification réalisée en amont.

1.4.2.3 Auto-transplantation

Dans les cas d'auto-transplantation, la segmentation de la dent à transplanter permet tout d'abord d'obtenir des mesures précises. Elle permet aussi de réaliser un guide de forage pour le site receveur aux dimensions exactes, réduisant le temps extra-oral, critique pour le succès de l'intervention (Figure 14) (19).

Figure 14 : (a) Segmentation de la canine à transplanter (b) fusion du scan intra-oral et du CBCT (c) transplation virtuelle de la canine dans sa position idéale (d) modèle numérique du guide (e) réplique de la canine et guide de transplantation imprimé en 3D.



Source : Park et al, « Illustration de la création d'un guide d'auto-transplantation », 2023.

2 : L'apprentissage profond

2.1 Définitions

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de *machine learning* en anglais, permet de construire un modèle mathématique à partir de données, en incluant un grand nombre de variables qui ne sont pas connues à l'avance. Les paramètres sont configurés au fur et à mesure lors d'une phase d'apprentissage, reposant sur des jeux de données d'entraînement permettant de trouver des liens. Les différentes méthodes d'apprentissage machine sont choisies par les concepteurs en fonction de la nature des tâches à accomplir (regroupement, arbre de décision). Ces méthodes sont habituellement classées en 3 catégories : apprentissage supervisé par un humain, apprentissage non supervisé et apprentissage non supervisé par renforcement (Figure 15). Ces 3 catégories regroupent différentes méthodes dont l'apprentissage profond.

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où un modèle est entraîné à partir d'un ensemble de données étiquetées. Dans l'apprentissage supervisé, chaque exemple de données dans l'ensemble d'apprentissage est associé à une étiquette ou à une valeur cible connue. L'objectif du modèle est d'apprendre une fonction qui peut prédire correctement l'étiquette ou la valeur cible pour de nouvelles données non étiquetées.

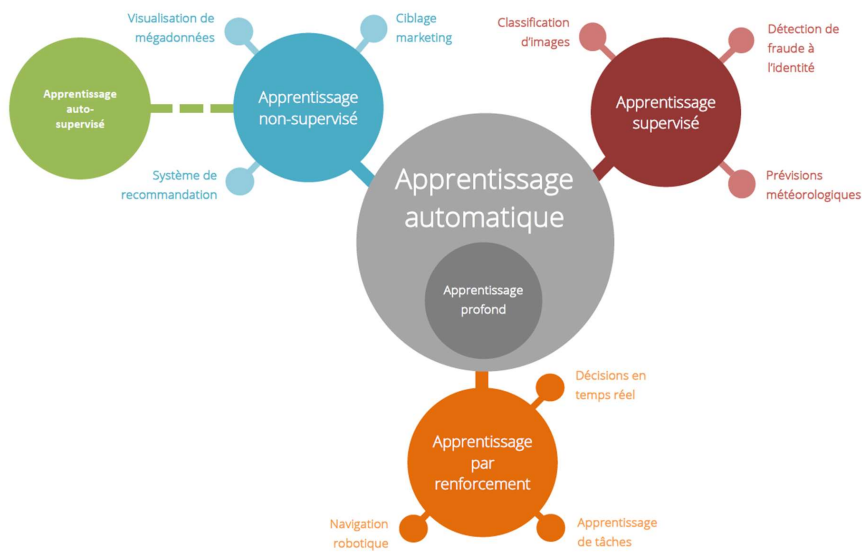
L'apprentissage supervisé est largement utilisé dans de nombreux domaines, notamment la classification (spam/non spam) ou la reconnaissance de formes. Il permet aux modèles d'apprendre à partir d'exemples étiquetés et de généraliser ces connaissances pour faire des prédictions sur de nouvelles données.

L'apprentissage profond, qui est apparu dans sa forme actuelle dans les années 2000, est une sous-catégorie de l'apprentissage automatique qui repose sur l'utilisation de réseaux de neurones à plusieurs couches. Cette approche permet d'extraire des caractéristiques complexes et de traiter de grandes quantités de données, ce qui permet d'obtenir des performances remarquables dans divers domaines.

A la différence de l'apprentissage automatique conventionnel, l'apprentissage profond permet aux réseaux de neurones de découvrir automatiquement les caractéristiques ou les motifs importants des données, plutôt que de nécessiter la définition manuelle des caractéristiques par des ingénieurs. Cela

permet de réduire la dépendance à l'égard de l'expertise humaine pour extraire des caractéristiques pertinentes.

Figure 15 : Exemple de classification et d'applications



Source : Conseil de l'Europe, « Glossaire sur l'intelligence artificielle du Conseil de l'Europe », 2024.

2.2. Le réseau U-Net : l'approche de référence pour la segmentation d'images

En 2015, a été proposée l'architecture U-Net, un type de réseau neuronal convolutif (CNN) spécifiquement conçu pour la segmentation d'images biomédicales (20). L'objectif de cette architecture est de réaliser des prédictions précises tout en minimisant la quantité de données d'entraînement nécessaire, étant donné la difficulté d'obtenir un grand nombre d'annotations dans le domaine biomédical.

L'efficacité de cette architecture s'est rapidement révélée dans de nombreuses applications, ce qui en fait aujourd'hui la méthode de référence pour la segmentation d'images (10,21). Initialement conçue pour des images en 2D, cette architecture a ensuite été adaptée pour traiter des images en 3D, et est connue sous le nom de U-Net 3D (22). Dans notre domaine, l'architecture U-Net 3D a été largement utilisée pour la segmentation d'images dentomaxillofaciales en 3D. Le volume de sortie du réseau est alors un volume de la même taille que l'entrée, où chaque voxel est classifié en fonction du tissu auquel il appartient.

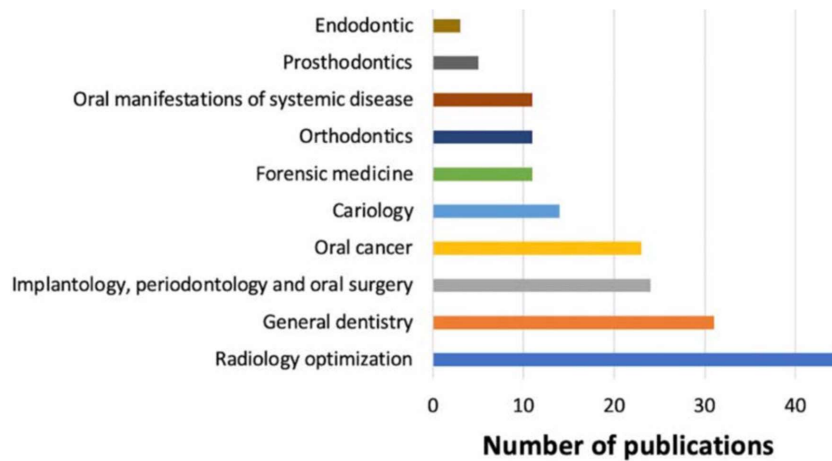
2.3 Applications en odontologie

L'apprentissage profond trouve de nombreuses applications en odontologie.

D'après une revue de la littérature de 2021, les publications concernent de nombreux sujets dans les différents domaines de l'odontologie (Figure 16) (23) :

- Dentisterie générale : prévention sur la santé bucco-dentaire, détection du microbiote oral, prescription médicamenteuse, évaluation de l'indice de plaque, etc.
- Cariologie : détection des lésions carieuses, classification du biofilm, reconnaissance des couches dentaires.
- Manifestations orales de maladies systémiques : détection de maladies rares ou de l'ostéoporose, prédiction du diabète ou de l'ostéonécrose, diagnostic du syndrome de Sjögren, etc.
- Orthodontie : détection des points céphalométriques, classification des caractéristiques faciales, prédiction de l'intérêt d'une chirurgie orthognathique, évaluation de la nécessité d'un traitement orthodontique, etc.
- Implantologie, parodontologie et chirurgie orale : détection de maladie parodontale ou de perte osseuse, reconnaissance et pronostic des implants dentaires, etc.
- Endodontie : classification des traitements de racines et de la morphologie des racines, détection des lésions péri-apicales.
- Optimisation radiologique : amélioration de la qualité des images, segmentation et détection de points anatomiques, détection de lésions pathologiques
- Médecine légale : estimation de l'âge, classification du sexe.
- Prothèse : optimisation des machines d'impression 3D et de fraisage, classification des préparations de couronnes, système d'aide à la décision.
- Cancers oraux : classification des images ou d'histologies de cancer oraux, détection protéomique et génétique des cancers oraux, etc.

Figure 16 : Nombre de publications portant sur l'apprentissage profond classées en fonction des disciplines odontologiques



Source : Mörch et al., « Nombre de publications portant sur l'apprentissage profond », 2021.

Concernant l'orthodontie, une revue systématique de la littérature, publiée en 2021, relève les principales applications actuelles en orthodontie (24) :

- La détection automatique de points de repères céphalométriques sur une téléradiographie de profil (25)
- La détermination du stade de maturation vertébrale (26)
- La prise de décision d'extraction dans le cadre d'un traitement d'orthodontie (27)
- Le besoin ou non d'un traitement orthodontique ou orthodontico-chirurgical.
- La segmentation des dents et du nerf alvéolaire inférieur à partir de CBCT
- La visualisation des voies aériennes supérieures, notamment pour évaluer les risques de syndrome d'apnée hypopnée du sommeil (SAHOS).

Les potentielles utilisations cliniques de ces outils demandent qu'ils soient évalués de façon claire et reproductible, ce qui n'est actuellement pas le cas pour la plupart des publications. C'est pourquoi de récentes recommandations de bonnes pratiques ont été publiées pour la recherche en odontologie dans le domaine de l'apprentissage profond (11).

L'application qui nous intéresse principalement dans ce travail est la segmentation automatique des dents, ce que nous allons détailler dans le paragraphe suivant.

2.4 Segmentation automatique basée sur l'apprentissage profond

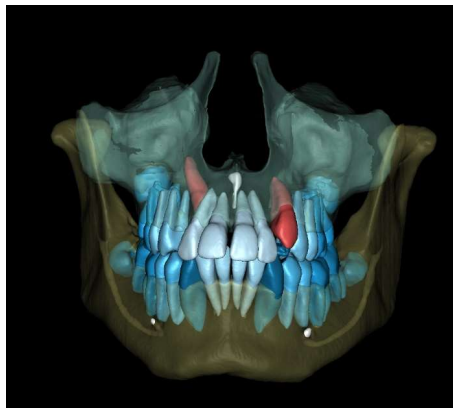
Quatre solutions de segmentation automatique sont désormais accessibles aux chirurgiens dentistes ou aux chercheurs. Elles proposent une segmentation des arcades dentaires, du maxillaire et de la mandibule ainsi que d'autres structures anatomiques.

2.4.1 Diagnocat®

Diagnocat® est une start-up étatsunienne proposant une solution en ligne permettant la segmentation automatique de CBCT (<https://eu.diagnocat.com/>) (28). Ce logiciel a un marquage CE. Après importation d'un volume DICOM, le logiciel effectue une segmentation complète des arcades dentaires, du maxillaire, des sinus, de la mandibule et des canaux mandibulaires, de la base du crâne et des voies aériennes (selon la taille du champ du CBCT). On obtient ainsi un modèle 3D numérique (Figure 17), qui peut être exporté au format STL pour différentes applications (création de guide chirurgicaux en implantologie par exemple) (29). La segmentation est payante (environ 15€ par CBCT en 2023).

Diagnocat® ne permet pas de visualiser les masques de segmentations directement sur les coupes du CBCT, ce qui est regrettable pour évaluer la qualité de la segmentation.

Figure 17 : Exemple de modèle 3D proposée par Diagnocat® issu de la segmentation d'un CBCT

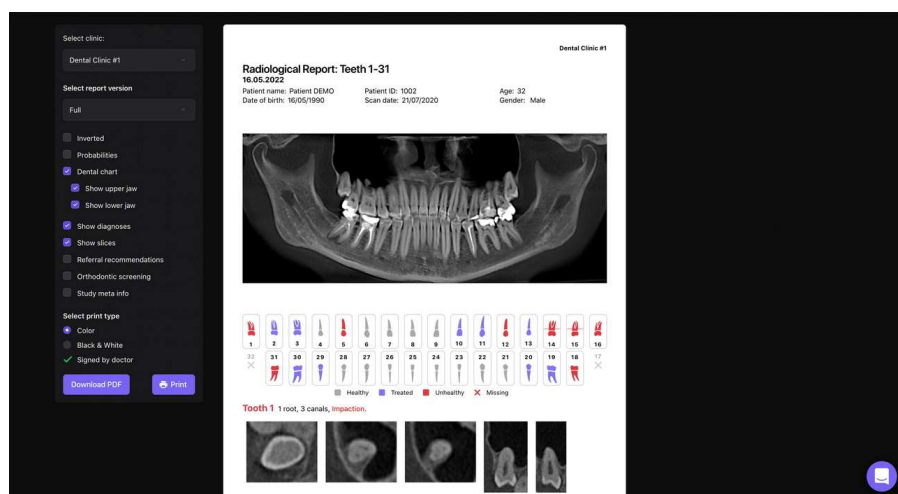


Source : Diagnocat®, « Modèle 3D Diagnocat® », 2024.

La segmentation repose sur des modèles d'apprentissage profond entraînés sur 1346 imageries CBCT, dont les résultats ont été publiés en 2021 (30). Cette publication a montré la fiabilité et l'intérêt de cette solution.

Par ailleurs, Diagnocat® propose aussi des comptes- rendus radiologiques (Figure 18) à partir de radiographies 2D (rétro-alvéolaire ou panoramique) et 3D, en détectant différentes pathologies dentaires (lésions carieuses, parodontolyse, lésions péri-apicales, dents incluses) (30,31).

Figure 18 : exemple de rapport radiologique proposé par Diagnocat®



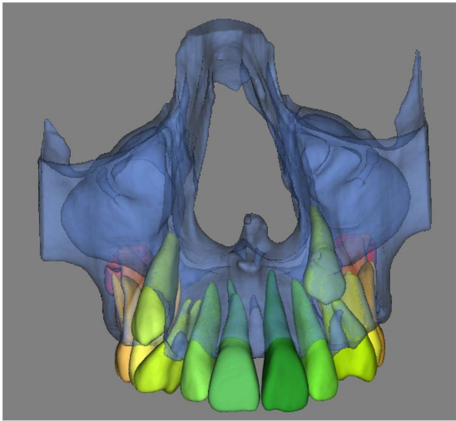
Source : Diagnocat®, « Rapport radiologique », 2024.

2.4.2 Relu®

Relu® est une start-up belge proposant une application en ligne dédiée à la segmentation de CBCT et à la création de modèle 3D (Figure 19) (<https://relu.eu>). Ce logiciel a obtenu un marquage CE. L'importation d'un fichier DICOM sur la plateforme est suivie de sa segmentation. L'importation et la visualisation sont gratuites, l'exportation est facturée 15€ par fichier en 2023.

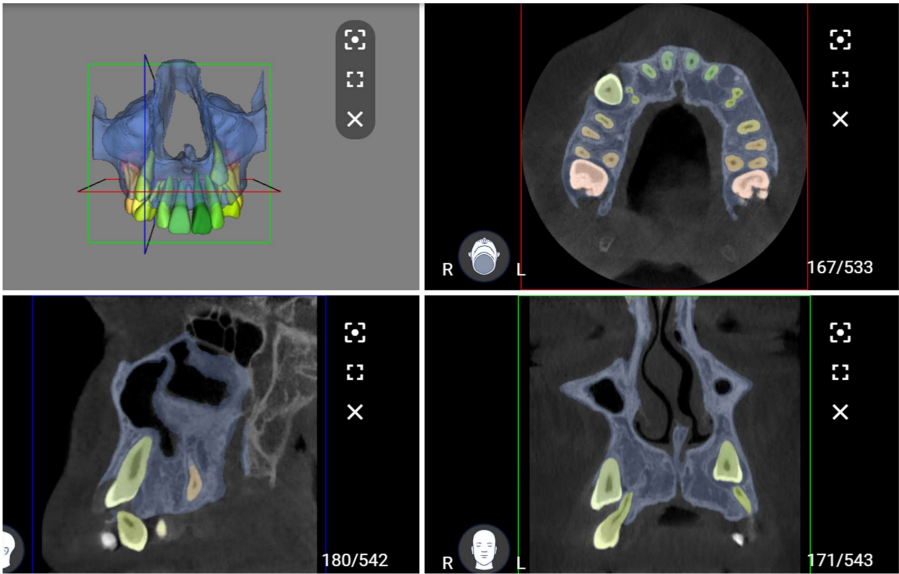
A la différence de Diagnocat®, Relu® permet de visualiser les masques de segmentations et de les corriger directement en ligne grâce à différents outils (Figure 20). Cela permet d'avoir un contrôle qualitatif sur la segmentation obtenue, et d'éventuellement corriger celle-ci.

Figure 19 : Exemple de modèle 3D proposée par Relu® issu de la segmentation d'un CBCT



Source : Relu®, « Modèle 3D Relu® », 2024.

Figure 20 : Coupes de CBCT segmentées avec le modèle 3D



Source : Auteur, « Coupes de CBCT segmentées Relu® », 2024.

Cette solution repose sur des modèles d'apprentissage profonds entraînés sur différentes bases de données. De nombreuses publications de l'équipe ont montré l'utilisation du logiciel dans différentes situations cliniques : des patients porteurs d'appareils multi-attaches (à l'origine d'artefacts) avec des scores de NSD>95% (9), des patients présentant des canines incluses (32) ou bien des patients présentant des portions de crêtes édentées (33).

Commenté [GD1]: Ajouter leur étude récente sur les canines incluses (on l'a mise dans l'article)

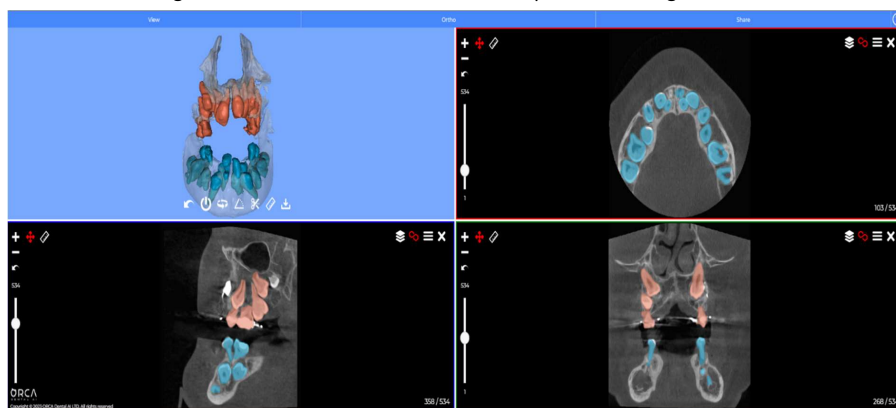
2.4.3 CephX®

CephX® est une entreprise étatsunienne créée en 2001, spécialisée dans l'imagerie en orthodontie, proposant initialement la réalisation de mesures céphalométriques 2D, de façon numérique. Un outil de céphalométrie 3D a ensuite été développé.

Aujourd'hui CephX® propose un outil de segmentation en ligne de CBCT. Celui-ci est payant, environ 30€ par CBCT importé en 2023. La segmentation des dents, du maxillaire et de la mandibule ainsi que du canal mandibulaire est possible.

Leur plateforme en ligne permet un contrôle visuel du modèle 3D ainsi des masques de segmentations sur les coupes du CBCT (Figure 21).

Figure 21 : Modèle 3D obtenu avec les coupes de CBCT segmentées



Source : Auteur, « Coupes de CBCT segmentées CephX® » 2024.

Commenté [GD2]: Titre figure à placer au dessus

Leur outil de segmentation basé sur l'apprentissage profond a fait l'objet de publications en 2022 et 2023 (34,35).

Commenté [GD3R2]: + problème d'insertion de l'image

2.4.4 DentalSegmentator

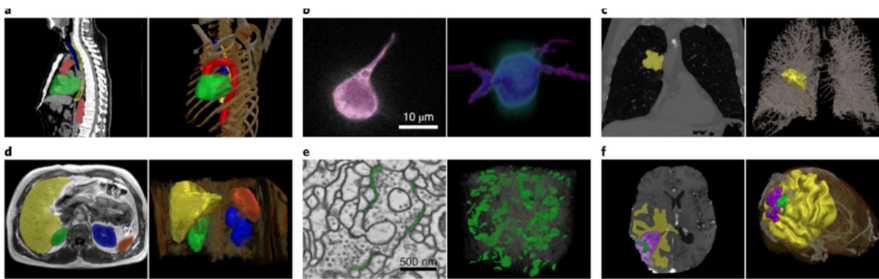
En 2015 a été proposé un modèle d'apprentissage profond en libre accès, nnU-net. Ce modèle de segmentation d'imagerie médicale a été développé par l'équipe allemande de Isensee et al. (10). Il a

la particularité de pouvoir être entraîné à partir de base de données de différents types d'imageries 2D ou 3D (radiographie conventionnelle, CT-scan, CBCT...) (7). Ce réseau a montré des résultats de référence pour de nombreuses applications telles que l'imagerie thoracique, abdominale etc (Figure 22).

L'avantage de cette solution est qu'elle est adaptable selon l'utilisation souhaitée, ce qui en fait la référence dans la segmentation d'imagerie médicale.

Commenté [GD4]: Paragraphe supprimé ?

Figure 22 : Exemples de segmentations issues de nnU-Net

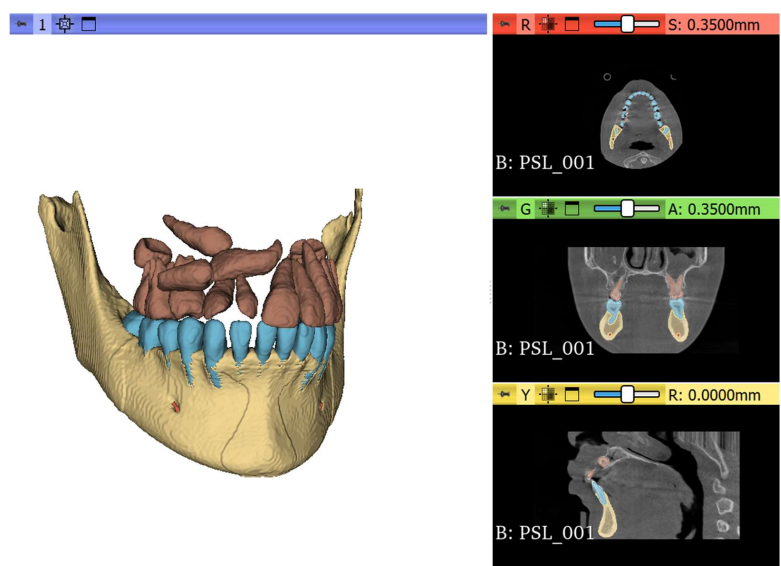


Source : Insensee et al, « Segmentations nnU-Net », 2021.

En 2024, Dot et al. (36) ont développé une solution de segmentation automatisée diffusée en open source, et accessible via l'extension DentalSegmentator du logiciel 3D-Slicer. Celle-ci permet la segmentation du maxillaire, de la mandibule, des dents maxillaires et mandibulaires ainsi que du canal mandibulaire. L'algorithme a été entraîné sur 470 TDM et CBCT et testé sur 133 TDM et 123 CBCT respectivement. Les résultats présentés dans cette étude montrent des scores de DSC et NSD >95% par rapport à une segmentation de référence.

Commenté [GD5]: Ajout figure :) ?

Figure 23 : Modèle 3D obtenu dans 3D Slicer avec DentalSegmentator avec les coupes de CBCT segmentées



Source : Auteur, « Coupes de CBCT et modèle 3D DentalSegmentator® », 2024.

Le Tableau 1 résumé les différentes fonctionnalités de ces quatre logiciels. Ces solutions n’ont jamais été évaluées dans la situation clinique de dents incluses multiples, qui constitue pourtant une problématique clinique concrète dans laquelle l’utilisation de la segmentation peut aider la prise en charge des patients. Nous allons chercher à les évaluer dans notre étude présentée dans le chapitre suivant.

Tableau 1 : Synthèse des différentes fonctionnalités des différentes solutions de segmentations

	Visualisation des masques sur les coupes	Correction possible	Exportation STL	Classification des dents	Compte rendu radiologique	Gratuit	Evaluation pour les dents incluses multiples
Diagnocat®			✓	✓	✓		✗
Relu®	✓	✓	✓	✓			✗
CephX®	✓	✓	✓	✓			✗
Dental Segmentator	✓	✓	✓			✓	✗

Source : Auteur, « Tableau des fonctionnalités », 2024.

Commenté [GD6]: Mettre en forme le titre

Commenté [GD7]: J’ai remplacé la bDD par ça car on ne peut pas être sûr des chiffres pour les solutions commerciales

Commenté [GD8]: Réorganiser pour coller à l’ordre de l’étude

3. Évaluation de 4 méthodes basées sur l'apprentissage profond pour la segmentation automatique de dents incluses multiples chez des patients syndromiques et non syndromiques sur des examens CBCT

Cet article (en langue anglaise) a été soumis et est en cours de révision dans le journal Orthodontics & Craniofacial Research.

3.1 Introduction

Les inclusions dentaires sont des situations cliniques complexes à gérer. Elles nécessitent fréquemment une approche multidisciplinaire impliquant orthodontistes et chirurgiens oraux. Un examen CBCT est presque toujours nécessaire pour affiner le diagnostic et le pronostic et établir un plan de traitement. En cas d'inclusions multiples, la décision entre l'extraction, la traction orthochirurgicale ou l'abstention nécessite une visualisation précise et tridimensionnelle, afin d'étudier les relations entre les différentes dents incluses et les structures anatomiques adjacentes (racines dentaires, sinus, etc.) (37–39).

Cette problématique est particulièrement retrouvée chez les patients présentant des maladies rares à répercussions orales telles que la dysplasie cleido-cranienne (OMIM 119600). Ce syndrome est une anomalie génétique rare du développement des os caractérisée par une hypoplasie ou une aplasie des clavicules, une persistance des fontanelles et des sutures ainsi que des anomalies dentaires multiples. Au niveau dentaire, les anomalies impliquent aussi bien la denture permanente que temporaire et sont principalement de nombre, par excès, mais aussi de forme avec des morphologies variées. Du fait de la présence de germes surnuméraires, de nombreuses dents incluses sont retrouvées chez ces patients. La discussion du choix des dents à conserver et tracter, et celles à extraire est particulièrement compliquée en l'absence de modélisation 3D qui permet d'évaluer à la fois l'abord chirurgical ainsi que les possibilités de traction orthodontique.

Il est possible d'obtenir des modèles numériques 3D de l'os maxillaire, de la mandibule et des dents grâce à la segmentation CBCT. Cela permet d'individualiser chaque structure et d'obtenir une reconstruction tridimensionnelle de la situation. Cela facilite le diagnostic orthodontique et la

planification des mouvements dentaires, la discussion multidisciplinaire et la communication avec le patient (40,41).

Lorsqu'elle est réalisée manuellement, cette segmentation demande entre 1,5 et 3,5 heures (42,43). Récemment, des modèles d'apprentissage profond ont été développés pour effectuer cette segmentation entièrement automatiquement en quelques minutes. Quatre méthodes, basées sur des réseaux neuronaux convolutifs (CNN), ont retenu notre attention : (1) l'application commerciale Diagnocat® (30) ; (2) l'application commerciale Relu® (44) ; (3) l'application commerciale CephX® (34,35) ; (4) une méthode basée sur le logiciel libre DentalSegmentator (45). Les publications évaluant ces modèles présentent des résultats très prometteurs, équivalents ou supérieurs à un opérateur expérimenté (8,9,30,45–47).

Commenté [GD9]: Changer pour dentalsegmentator

Cependant, une des principales difficultés de l'utilisation clinique des algorithmes d'apprentissage profond est la faible capacité de « généralisation » de certaines de ces algorithmes (11). Ainsi, il est fréquent que des algorithmes présentent d'excellents résultats lorsqu'ils sont évalués sur une certaine base de données, et présentent des résultats beaucoup moins bons lorsqu'ils sont testés en conditions cliniques réelles. Cela peut s'expliquer par différents éléments comme des types de pathologies ou de machines d'imagerie inconnus du modèle (11). Ainsi, il est important d'évaluer les modèles sur des imageries se rapprochant au plus de l'utilisation clinique qui en sera faite. En l'occurrence, notre problématique clinique est celle de patients présentant des inclusions multiples, en lien ou non avec une maladie rare. Aucune étude n'a évalué les modèles publiés dans la littérature ou disponibles commercialement pour cette situation clinique.

L'objectif de cette étude est d'évaluer la fiabilité de 4 solutions de segmentations disponibles, librement ou commercialement (Diagnocat®, Relu®, DentalSegmentator, CephX®) pour le traitement d'imageries CBCT de patients présentant des inclusions multiples pouvant être associées à une maladie rare.

3.2 Matériel et méthodes

3.2.1 Sélection des patients

Les données ont été sélectionnées à partir d'une cohorte rétrospective de patients traités dans le service d'odontologie de l'hôpital Rothschild, AP-HP (Paris) et le service de médecine bucco-dentaire de l'hôpital de la Pitié Salpêtrière, AP-HP (Paris) entre 2015 et 2023. Conformément aux règles locales

en vigueur, cette étude a été enregistrée au registre de l'AP-HP (n° 20230117174221). Les critères d'inclusion étaient d'avoir eu un CBCT maxillaire et/ou mandibulaire, d'avoir des dents incluses multiples ($n \geq 2$), en lien avec une maladie rare ou non, sans limite d'âge. Les critères d'exclusion étaient le refus de participer à l'étude (les patients ont été contactés par courrier). 20 patients (20 CBCT) ont été inclus, aucun n'a refusé l'inclusion. Tous les examens CBCT étaient indiqués et font partie des protocoles de gestion pour le diagnostic, les soins et le traitement orthodontiques des patients atteints de dysplasie cléido-crânienne.

La taille moyenne des voxels dans le plan du CBCT était de $200\mu\text{m}^3$. La plupart des scanners ($n = 16$, 80%) ont été obtenus à l'aide du CBCT PLANMECA® Promax mid® (Helsinki Fin.). Les caractéristiques des imageries CBCT sont détaillées dans le tableau 1.

Commenté [GD10]: A corriger suite aux retours de Rufino si tu veux pas qu'il t'allume

Tableau 2 : Caractéristique des imageries de la base de données

Nombre (%)	Machine	Taille voxel (mm^3)
16 (80)	PLANMECA Promax mid®	0,15 – 0,3
1 (5)	Instrumentarium ORTHOPANTOMOGRAPH OP300®	0,35
1 (5)	Newtom Hybplus®	0,15
1 (5)	GE MEDICAL SYSTEMS Revolution EVO®	0,27
1 (5)	NewTom NTVGiEVO®	0,2

Source : Auteur, « Tableau des caractéristiques », 2024.

3.2.2 Segmentation de référence

Pour obtenir la segmentation de référence, un procédé semi-automatique a été suivi. Chaque CBCT a été traité par le modèle nnU-Net pré-entraîné par Dot et al. (8). Cela a permis d'obtenir des masques de segmentation des dents maxillaires et mandibulaires, qui ont été corrigés manuellement avec le logiciel 3D-Slicer. La correction a d'abord été effectuée par un premier opérateur (interne en orthodontie) [étape 1], puis corrigée et validée, coupe par coupe, par un second opérateur (orthodontiste expérimenté dans la lecture des segmentations) [étape 2]. Les étapes 1 et 2 ont été répétées jusqu'à validation de l'étape 2. Ce procédé a demandé entre 20 et 240 minutes de travail manuel par imagerie CBCT.

Ce processus aboutit à 2 masques de segmentation : (1) dents maxillaires et (2) dents mandibulaires.

3.2.3 Segmentations de test

3.2.3.1 Diagnocat®

Les données ont été téléchargées une fois sur la plateforme web Diagnocat® (DGNCT LLC, Miami, Floride USA) (<https://eu.diagnocat.com/>) et segmentées selon les recommandations du fabricant entre le 15 et le 19 juin 2023. Les segmentations des dents maxillaires et mandibulaires ont été exportées en autant de fichiers STL qu'il y avait de dents. Ces fichiers ont ensuite été fusionnés par arcade dans le logiciel 3D Slicer pour obtenir les masques de segmentation des dents maxillaires et/ou des dents mandibulaires.

3.2.3.2 Relu®

Les données ont été téléchargées une fois sur la plateforme web Relu® (Relu®, Leuven, Belgique) (<https://creator.relu.eu/>) et segmentées selon les recommandations du fabricant le 1er septembre 2023. Les segmentations des dents maxillaires et mandibulaires ont été exportées sous forme de 2 fichiers STL. Ces 2 fichiers ont ensuite été traités dans le logiciel 3D Slicer pour obtenir les masques de segmentation des dents maxillaires et/ou des dents mandibulaires. L'un des fichiers présentait une erreur de coordonnées 3D et n'a pas été inclus dans les tests.

3.2.3.3 CephX®

Les données ont été téléchargées une fois sur la plateforme web CephX® (Orca Dental AI, Las Vegas, Nevada USA) (<https://cephx.com/>) et segmentées selon les recommandations du fabricant entre le 1er et le 22 décembre 2023. Les segmentations des dents maxillaires et mandibulaires ont été exportées en autant de fichiers STL qu'il y avait de dents. Ces fichiers ont ensuite été fusionnés par arc dans le logiciel 3D Slicer pour obtenir les masques de segmentation des dents maxillaires et/ou des dents mandibulaires. Deux fichiers n'ont pas pu être importés dans la plateforme et n'ont pas été inclus dans les tests.

3.2.3.4 DentalSegmentator

Les données ont été segmentées une fois en utilisant le modèle open source DentalSegmentator (45) le 20 mars 2024. Les masques de segmentation des dents maxillaires et mandibulaires ont été exportés.

3.2.4 Mesure d'évaluation

Pour évaluer quantitativement la corrélation entre la segmentation experte et la segmentation automatisée, nous avons comparé les résultats de chaque méthode testée avec la segmentation experte pour les masques de segmentation des dents maxillaires et mandibulaires.

Nous avons suivi les recommandations de bonnes pratiques et utilisé des mesures basées sur le volume et la surface. Plus le score est proche de 100 %, plus la segmentation testée est proche de la segmentation de référence. Notre mesure basée sur le volume était le Dice similarity coefficient (DSC), couramment utilisé dans la littérature (voir paragraphe 1.3). Notre mesure basée sur la surface était le Normalized surface distance (NSD) à 1 mm. Il a été démontré que la NSD est en corrélation significative avec le temps nécessaire pour corriger une segmentation en vue d'une utilisation clinique (12). Pour chaque méthode, nous avons calculé le nombre de segmentations avec un score NSD $\geq 95\%$, qui a été proposé dans la littérature comme un seuil pour qu'une segmentation soit considérée comme cliniquement utile (12).

En outre, pour évaluer la proportion de dents manquantes dans les segmentations, nous avons compté le nombre de dents complètement non segmentées pour chaque méthode.

3.2.5 Analyse statistique

Nous avons comparé statistiquement les 4 méthodes pour le DSC et le NSD. Nous avons d'abord évalué la normalité des résidus (sur la base d'un test de Shapiro-Wilk) et effectué un test ANOVA adapté, suivi de comparaisons multiples par paires pour déterminer quels groupes étaient différents les uns des autres.

Pour tester la corrélation entre le nombre de dents surnuméraires et les résultats de notre DSN, nous avons d'abord évalué la normalité des données à l'aide du test de normalité de Shapiro-Wilk, puis nous avons appliqué les tests du coefficient de corrélation de Pearson et du coefficient de corrélation de rang de Spearman, respectivement, pour les distributions de données normales et non normales.

Les valeurs de $p < 0,05$ ont été considérées comme statistiquement significatives. Toutes les données ont été analysées à l'aide de Python (v3.7) et du logiciel statistique R (v4.2.2 ; R Core Team 2022) (48).

3.3 Résultats

3.3.1 Caractéristiques des patients

Dans notre ensemble de données, l'âge moyen des patients était de $16 \pm 6,5$ ans (âge minimum 9 ans, âge maximum 31 ans). 12 patients (60 %) présentaient une maladie rare avec des manifestations

bucco-dentaires, réparties en 9 dysplasies cleidocrâniennes, 1 porencéphalie, 1 ostéopétrose et 1 séquence de Pierre Robin. Le nombre moyen de dents incluses était de 12 ± 9 et le nombre moyen de dents surnuméraires était de 3 ± 6 (minimum 2, maximum 21) (Tableau 2).

Tableau 3 : Caractéristiques des patients

Caractéristique	Valeur
Age, moyenne ($\pm$ ET)	16,1 ($\pm 6,5$)
Genre, no. (%)	
Femme	13 (65)
Homme	7 (35)
Présence d'une maladie rare avec des répercussions bucco-dentaires	
Oui	12 (60)
Dysplasie cleidocranienne	9 (45)
Ostéopétrose	1 (5)
Porencéphalie	1 (5)
Syndrome de Pierre Robin	1 (5)
Non	8 (40)
Nombre de dents incluses ($\pm$ EC)	11,7 ($\pm 9,8$)
Dents surnuméraires, moyenne ($\pm$ EC)	3,2 ($\pm 5,6$)

Source : Auteur, « Tableau des caractéristiques des patients », 2024.

3.3.2 Performance des modèles

3.3.2.1 Evaluation quantitative

Dans l'ensemble, les scores DSC varient de $88,5 \pm 3,2$ % à $95,6 \pm 1,2$ % et les scores NSD de $95,3 \pm 2,7$ % à $97,4 \pm 6,5$ %. Les résultats de chaque méthode sont présentés dans le tableau 3, tandis que la figure 27 montre leur distribution. Le nombre de segmentations avec un score NSD $\geq 95\%$ a varié entre les solutions : 97,1% (n = 33) pour Diagnocat®, 66,7% (n = 22) pour Relu®, 53,3% (n = 16) pour CephX® et 91,2% (n = 31) pour DentalSegmentator. Le nombre de dents complètement non segmentées diffère selon la méthode testée : 0,9 % (n = 8) pour Diagnocat®, 6,0 % (n = 41) pour Relu®, 4,0 % (n = 30) pour CephX® et 0,1 % (n = 1) pour DentalSegmentator.

Comme les résidus n'étaient pas normaux et qu'il y avait des données manquantes, notre test ANOVA était un test de Skillings-Mack (p=0,000001). Nous avons ensuite effectué des comparaisons multiples par paires en utilisant le test des rangs signés de Wilcoxon pour les données appariées afin de déterminer quels groupes étaient différents les uns des autres. Sur la base de la mesure du DSC, la méthode DentalSegmentator a montré des résultats significativement supérieurs aux trois autres méthodes. Sur la base de la mesure du NSD, la méthode Diagnocat® a montré des résultats

significativement supérieurs aux trois autres méthodes. Les résultats des tests statistiques sont présentés dans la figure 24. Lors de l'évaluation de la corrélation entre le nombre de dents surnuméraires et les résultats de la DSN, seule la méthode Relu® a présenté une relation statistiquement significative (corrélation de Spearman $r(17) = 0,642$, $p = 0,003$).

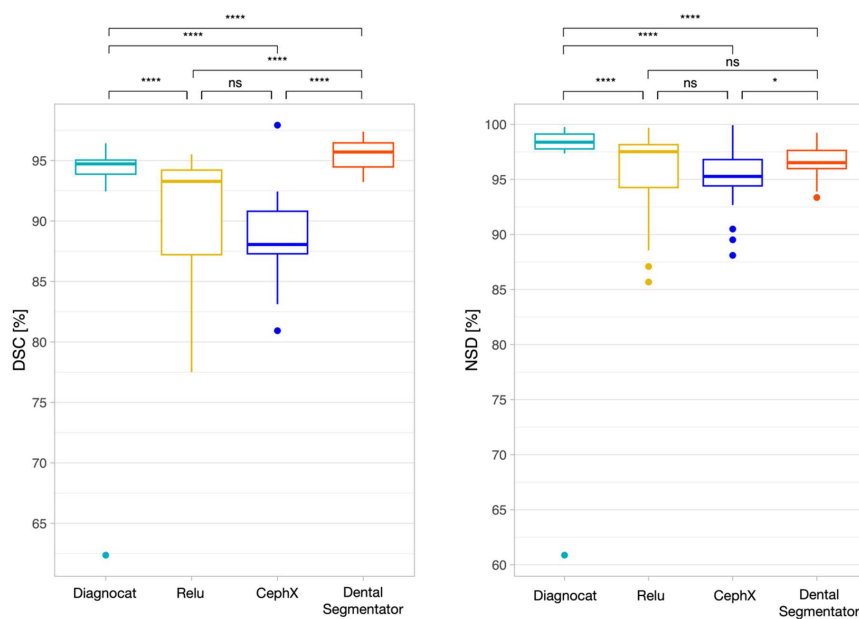
Tableau 4 : Résultats moyen du DSC et du NSD pour nos 20 sujets

Mesure, moyenne $\pm$ EC	Diagnocat®	Relu®	CephX®	DentalSegmentator	Total
DSC	93.6 $\pm$ 5.6	90.2 $\pm$ 5.2	88.5 $\pm$ 3.2	95.6 $\pm$ 1.2	92.1 $\pm$ 5.0
NSD	97.4 $\pm$ 6.5	95.5 $\pm$ 4.0	95.3 $\pm$ 2.7	96.6 $\pm$ 1.4	96.2 $\pm$ 4.2

Source : Auteur, « Résultats DSC et NSD », 2024.

Commenté [GD11]: Mise en forme

Figure 24 : Distribution des résultats DSC (à gauche) et NSD (à droite), et analyse des comparaisons statistiques entre les groupes. ns: $p > 0,05$; * : $p \leq 0,05$; ** : $p \leq 0,01$; *** : $p \leq 0,001$.



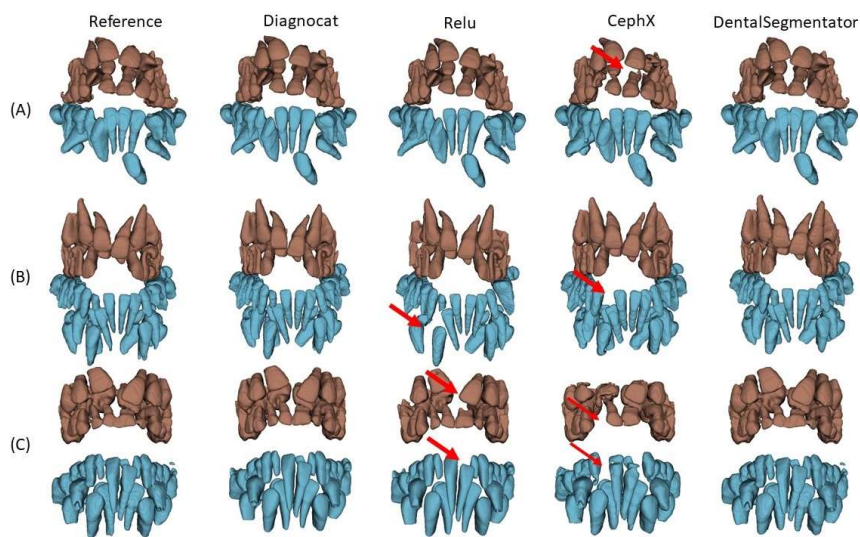
Source : Auteur, « Distribution des résultats », 2024.

3.3.2.2 Évaluation qualitative

Trois cas représentatifs de notre ensemble de données ont été sélectionnés pour illustrer nos résultats. Les modèles 3D sont présentés à la figure 28, tandis que la figure 29 montre une coupe frontale CBCT du cas C. Cette évaluation qualitative illustre les sous-segmentations que l'on peut trouver dans certaines des segmentations de test, allant d'une petite partie de dent à une dent entière manquante (indiquée par des flèches rouges dans les figures 25 et 26).

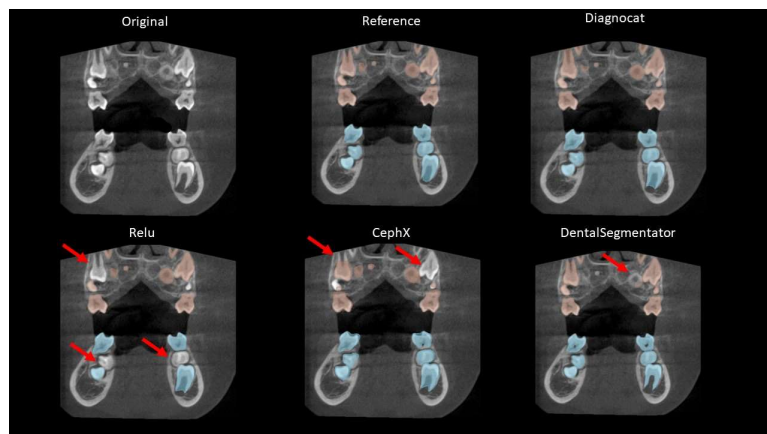
Commenté [GD12]: Mise en forme des légendes des figures

Figure 25 : Modèles 3D de 3 cas représentatifs (A, B et C) reconstruits à partir des segmentations de référence et de test. En rouge, les dents maxillaires ; en bleu, les dents mandibulaires. Les flèches rouges indiquent les parties sous-segmentées.



Source : Auteur, « Modèles 3D de 3 cas », 2024.

Figure 26 : Un cas représentatif (cas C de la figure 2) montrant une section frontale du CBCT original, la segmentation de référence et les segmentations de test. En rouge, les dents maxillaires ; en bleu, les dents mandibulaires. Les flèches rouges indiquent les parties sous-segmentées.



Source : Auteur, « Coupes de CBCT segmentées », 2024.

3.4 Discussion

L'objectif principal de cette étude était d'évaluer la précision de 4 solutions de segmentation des dents basées sur l'apprentissage profond sur des CBCT avec de multiples inclusions dentaires. Notre ensemble de données original de 20 CBCT représentait des situations cliniques particulièrement difficiles, puisque le nombre moyen de dents incluses était de 12 et que les sujets avaient jusqu'à 21 dents incluses. Il convient également de noter que 12 (60 %) des sujets souffraient d'une maladie rare ayant des implications orofaciales, qui sont souvent exclues des études évaluant les modèles d'apprentissage profond. Nos résultats indiquent que toutes les méthodes testées ont obtenu des résultats moyens de NSD d'environ 95 %, ce qui prouve leur efficacité globale pour la segmentation des dents. Cependant, il y avait des différences significatives entre les 4 solutions testées en raison de la présence de dents incluses dans nos CBCT. Diagnocat® et DentalSegmentator ont montré de meilleurs résultats que Relu® et CephX® dans tous les paramètres testés : DSC, NSD, nombre de segmentations avec un score de NSD $\geq 95\%$ et nombre de dents complètement non segmentées. En utilisant un score de NSD $\geq 95\%$ comme seuil d'acceptation des résultats pour un patient, Diagnocat® et DentalSegmentator ont eu respectivement 1 et 3 échecs, tandis que Relu® et CephX® ont eu respectivement 11 et 14 échecs. Ces résultats peuvent s'expliquer par le type de base de données utilisé pour entraîner les différents algorithmes. Diagnocat® et DentalSegmentator ont pu utiliser des

bases de données comprenant des dents incluses et surnuméraires. En outre, il semble que Diagnocat® et DentalSegmentator ne disposent pas d'un filtre post-traitement qui élimine les dents surnuméraires.

La comparaison directe de nos résultats avec la littérature est difficile, car cette étude est la première à se concentrer sur des patients présentant des impactions dentaires multiples. À notre connaissance, une seule étude antérieure s'est concentrée sur l'évaluation d'un modèle d'apprentissage profond (Relu®) pour la segmentation de canines impactées sur des images CBCT (32). Les résultats de Diagnocat® et de DentalSegmentator sont cohérents avec ceux précédemment rapportés dans la littérature (pour Diagnocat®, intersection over union IoU=0.96 ; pour DentalSegmentator, DSC=94% et NSD=98%), démontrant la bonne généralisation de ces solutions (30,45,49). Les résultats pour Relu® tendent à être inférieurs à ceux précédemment publiés dans la littérature (DSC = 99%) (9,32,44). Ceci pourrait s'expliquer par la spécificité de notre base de données, qui incluait des situations cliniques atypiques avec de nombreuses dents incluses et des patients atteints de maladies rares. De plus, au moment de l'étude, l'algorithme Relu® incluait un classificateur qui ne prenait pas en compte les dents surnuméraires, ce qui pourrait expliquer la corrélation statistique trouvée entre nos résultats et le nombre de dents surnuméraires. Plusieurs études ont évalué la précision de la méthode CephX® en utilisant des mesures linéaires, mais nous n'avons trouvé aucun rapport de recherche basé sur des mesures volumétriques (35,50). Dans l'ensemble, nos résultats démontrent l'importance d'une évaluation externe des solutions de segmentation en fonction de la situation clinique dans laquelle nous souhaitons les utiliser (11).

Les solutions commerciales basées sur le cloud ont l'avantage d'être facilement accessibles et intuitives, en particulier du point de vue du clinicien. Le clinicien n'a pas besoin d'installer un logiciel spécial, il lui suffit d'envoyer le scan CBCT au format DICOM sur le site web du fabricant et tout se fait automatiquement en quelques minutes. Au moment où nous avons testé ces solutions, les 3 plateformes en ligne n'offraient pas la même expérience utilisateur. Relu® et CephX® offraient la possibilité de superposer la segmentation sur les coupes CBCT pour un contrôle qualitatif des segmentations, alors que Diagnocat® ne le faisait pas, ce qui pouvait être trompeur pour l'utilisateur si certaines parties n'étaient pas correctement segmentées. Relu® propose également des outils de correction manuelle des masques de segmentation. La procédure de correction des segmentations CephX® et Diagnocat® ajoutait une étape de post-traitement chronophage qui nécessitait un logiciel différent et ne convenait pas à un utilisateur novice.

La solution open source DentalSegmentator est accessible au public sous la forme d'une extension 3D Slicer gratuite qui s'exécute localement sur l'ordinateur de l'utilisateur. L'installation du logiciel est obligatoire et une unité de traitement graphique (GPU) compatible est nécessaire pour obtenir des résultats rapides. Les résultats de la segmentation peuvent être superposés aux coupes CBCT et des corrections peuvent être apportées dans le logiciel. Cette solution s'adresse principalement aux chercheurs en imagerie dento-maxillo-faciale, car le logiciel 3D Slicer n'est pas destiné à un usage clinique et est moins intuitif que les alternatives commerciales.

En fonction de l'utilisation clinique ou de recherche prévue pour les segmentations, la précision requise variera et la sur- ou sous-segmentation devra être vérifiée et corrigée. Par exemple, une segmentation utilisée pour visualiser les dents à des fins de plan de traitement ne nécessiterait pas une précision submillimétrique. En revanche, l'impression 3D d'un guide d'autotransplantation nécessitera la vérification et la correction éventuelle des masques de segmentation sur les sites du donneur et du receveur afin d'obtenir le guide le plus précis possible (19).

Notre étude présente plusieurs limites. Notre base de données comprenait un nombre limité de patients ($n = 20$), ce qui peut limiter la puissance de notre étude et la généralisation des résultats. Il serait préférable de disposer d'une base de données plus importante, mais aucune base de données publique n'existe à ce jour. La présence d'anomalies de forme dans les cas syndromiques peut constituer un biais. Il aurait été intéressant de disposer d'une plus grande variété d'appareils CBCT pour évaluer plus précisément la généralisabilité des solutions. En outre, les trois solutions commerciales offraient la possibilité de segmenter et de classer les dents individuellement, ce qui n'était pas le cas de l'algorithme DentalSegmentator et n'a pas été évalué dans la présente étude. De plus, les données manquantes, dues à un échec de téléchargement pour Relu® et CephX®, pourraient affecter les résultats et les conclusions. Enfin, ces différents logiciels étant régulièrement mis à jour, nos résultats ne sont valables que pour la période durant laquelle les évaluations ont été effectuées.

En conclusion, toutes les méthodes testées ont présenté des résultats NSD moyens de l'ordre de 95 %, ce qui prouve leur efficacité globale pour la segmentation des dents. La précision des méthodes a varié entre les 4 solutions testées en raison de la présence de dents incluses dans nos scans CBCT. Diagnocat® et DentalSegmentator ont montré de meilleurs résultats que Relu® et CephX® dans tous les paramètres testés. Ces solutions basées sur l'apprentissage profond évoluent rapidement et nos résultats ne permettent pas de prédire leurs performances futures.

Conclusion

La segmentation présente un intérêt en orthodontie chez les patients présentant des dents incluses multiples, et en particulier chez les patients présentant des maladies rares. Par exemple, les patients atteints de dysplasie cleido-cranienne, où la présence de germes surnuméraires complique fortement la visualisation tridimensionnelle de la situation. Cette pathologie nécessite une approche pluridisciplinaire, où la communication entre orthodontiste et chirurgien est primordiale.

La segmentation automatique qui a été proposée ces dernières années a montré des résultats satisfaisants chez des patients issus de la population générale mais n'avait jamais été évaluée chez les patients atteints de maladie rare ou présentant des dents incluses multiples. Les caractéristiques de ces patients étant éloignées des caractéristiques des patients inclus dans les études publiées jusqu'à présent, une évaluation de la fiabilité de la segmentation était nécessaire avant de pouvoir la mettre en place en clinique.

Notre étude a permis de mettre en évidence une différence significative entre les quatre solutions évaluées, malgré leur diffusion commerciale. Dans les limites de notre étude, deux de ces solutions ont présenté des résultats applicables en clinique et pourraient améliorer la prise en charge de ces patients. Diagnocat® est à l'heure actuelle la solution la plus facile d'utilisation pour les praticiens grâce à une plateforme intuitive et un traitement automatique du fichier DICOM. La solution *open source* DentalSegmentator a également présenté des résultats utilisables cliniquement, mais est moins facile à prendre en main pour des cliniciens.

Notre travail a montré qu'une évaluation indépendante des solutions automatisées basées sur l'apprentissage profond est nécessaire dans le cadre d'une population spécifique, différente de la population pour laquelle elles ont été entraînées.

La généralisation de l'utilisation de la segmentation automatisée devrait être possible grâce à l'amélioration des performances de celle-ci ainsi qu'à la facilité d'accès pour les cliniciens. Les champs d'applications de cette technique sont vastes et devraient s'élargir au fur et à mesure de sa démocratisation.

Bibliographie

Commenté [GD13]: Pour notre ref 36 ce n'est pas la bonne. Voici le DOI
<https://doi.org/10.1016/j.jdent.2024.105130>

1. Wang H, Minnema J, Batenburg KJ, Forouzanfar T, Hu FJ, Wu G. Multiclass cbct image segmentation for orthodontics with deep learning. *J Dent Res*. 2021;100(9):943-9.
2. Liu Q, Deng H, Lian C, Chen X, Xiao D, Ma L, et al. Skullengine: a multi-stage cnn framework for collaborative cbct image segmentation and landmark detection. *Mach Learn Med Imaging*. 2021;12966:606-14.
3. El allaoui A, Merzougui M, Hitmy M. Segmentation évolutionniste d'image par croissance de région: application aux images médicales. In *International Worckshop on Information and Communication*, Casablanca; 2011. Disponible sur: https://www.researchgate.net/publication/270392915_Segmentation_evolutionniste_d'image_par_croissance_de_region_Application_aux_images_medicales
4. Truc PTH, Kim TS, Lee S, Lee YK. A study on the feasibility of active contours on automatic ct bone segmentation. *J Digit Imaging*. 2010;23(6):793-805.
5. Ronsivalle V, Venezia P, Migliorati M, Grippaudo C, Barbato E, Nucci L, et al. Accuracy of imaging software for 3d rendering of tooth structures, usable in clinical settings. *Int J Comput Dent*. 2023;0(0):0.
6. Wang L, Liu X, Liu X, Yang Z, Yang J, Ai D, et al. [quantitative segmentation and measurement of tooth from computed tomography image based on regional adaptive deformation model]. *Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi*. 2016;33(2):308-14.
7. Zhou J, Yang M. Bone Region Segmentation in Medical Images Based on Improved Watershed Algorithm. *Comput Intell Neurosci*. 2022;2022:3975853.
8. Dot G, Schouman T, Dubois G, Rouch P, Gajny L. Fully automatic segmentation of craniomaxillofacial ct scans for computer-assisted orthognathic surgery planning using the nnu-net framework. *Eur Radiol*. 2022;32(6):3639-48.
9. Ayidh Alqahtani K, Jacobs R, Smolders A, Van Gerven A, Willems H, Shujaat S, et al. Deep convolutional neural network-based automated segmentation and classification of teeth with orthodontic brackets on cone-beam computed-tomographic images : a validation study. *Eur J Orthod*. 2023;45(2):169-74.
10. Isensee F, Jaeger PF, Kohl SAA, Petersen J, Maier-Hein KH. Nnu-net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nat Methods*. 2021;18(2):203-11.
11. Schwendicke F, Singh T, Lee JH, Gaudin R, Chaurasia A, Wiegand T, et al. Artificial intelligence in dental research : checklist for authors, reviewers, readers. *J Dent*. 2021;107:103610.

12. Nikolov S, Blackwell S, Zverovitch A, Mendes R, Livne M, De Fauw J, et al. Clinically applicable segmentation of head and neck anatomy for radiotherapy : deep learning algorithm development and validation study. *J Med Internet Res*. 2021;23(7):e26151.
13. 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 Invest*. 2021;25(4):2257-67.
14. Jiang F, Kula K, Chen J. Estimating the location of the center of resistance of canines. *Angle Orthod*. 2016;86(3):365-71.
15. Ho CT, Lin HH, Liou EJW, Lo LJ. Three-dimensional surgical simulation improves the planning for correction of facial prognathism and asymmetry : a qualitative and quantitative study. *Sci Rep*. 2017;7:40423.
16. Alkhayer A, Piffkó J, Lippold C, Segatto E. Accuracy of virtual planning in orthognathic surgery : a systematic review. *Head Face Med*. 2020;16(1):34.
17. Schouman T, Murcier G, Goudot P. The key to accuracy of zygoma repositioning : suitability of the synpliciti customized guide-plates. *J Craniomaxillofac Surg*. 2015;43(10):1942-7.
18. Henprasert P, Dawson DV, El-Kerdani T, Song X, Couso-Queiruga E, Holloway JA. Comparison of the accuracy of implant position using surgical guides fabricated by additive and subtractive techniques. *J Prosthodontics*. 2020;29(6):534-41.
19. Park S, Lee H, Lee E, Jeong T, Lee H, Shin J. Guided autotransplantation of impacted canines using a cad/cam surgical template. *Children (Basel)*. 2023;10(4):708.
20. Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [Internet]. arXiv; 2015. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1505.04597>
21. Falk T, Mai D, Bensch R, Çiçek Ö, Abdulkadir A, Marrakchi Y, et al. U-net: deep learning for cell counting, detection, and morphometry. *Nat Methods*. 2019;16(1):67-70.
22. Çiçek Ö, Abdulkadir A, Lienkamp SS, Brox T, Ronneberger O. 3d u-net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation [Internet]. arXiv; 2016. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1606.06650>
23. Mörch CM, Atsu S, Cai W, Li X, Madathil SA, Liu X, et al. Artificial intelligence and ethics in dentistry : a scoping review. *J Dent Res*. 2021;100(13):1452-60.
24. Khanagar SB, Al-Ehaideb A, Vishwanathaiah S, Maganur PC, Patil S, Naik S, et al. Scope and performance of artificial intelligence technology in orthodontic diagnosis, treatment planning, and clinical decision-making - A systematic review. *J Dent Sci*. 2021;16(1):482-92.

25. Qian J, Cheng M, Tao Y, Lin J, Lin H. CephaNet: An Improved Faster R-CNN for Cephalometric Landmark Detection. In: 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019) [Internet]. 2019. p. 868-71. Disponible sur: https://www.researchgate.net/publication/334410283_CephaNet_An_Improved_Faster_R-CNN_for_Cephalometric_Landmark_Detection
26. Makaremi M, Lacaule C, Mohammad-Djafari A. Deep learning and artificial intelligence for the determination of the cervical vertebra maturation degree from lateral radiography. *Entropy (Basel)*. 14 déc 2019;21(12):1222.
27. Jung SK, Kim TW. New approach for the diagnosis of extractions with neural network machine learning. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2016;149(1):127-33.
28. Ai-based automatic segmentation of craniomaxillofacial anatomy from cbct scans for automatic detection of pharyngeal airway evaluations in osa patients. *scientific reports* [Internet]. [cité 6 juill 2023]. Disponible sur: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-15920-1>
29. Kurt Bayrakdar S, Orhan K, Bayrakdar IS, Bilgir E, Ezhov M, Gusarev M, et al. A deep learning approach for dental implant planning in cone-beam computed tomography images. *BMC Medical Imaging*. 2021;21(1):86.
30. Ezhov M, Gusarev M, Golitsyna M, Yates JM, Kushnerev E, Tamimi D, et al. Clinically applicable artificial intelligence system for dental diagnosis with cbct. *Sci Rep*. 2021;11(1):15006.
31. Orhan K, Bilgir E, Bayrakdar I, Ezhov M, Gusarev M, Shumilov E. Evaluation of artificial intelligence for detecting impacted third molars on cone-beam computed tomography scans. *Journal of Stomatology Oral and Maxillofacial Surgery*. 2021;122.
32. Swaity A, Elgarba BM, Morgan N, Ali S, Shujaat S, Borsci E, et al. Deep learning driven segmentation of maxillary impacted canine on cone beam computed tomography images. *Sci Rep*. 2024;14(1):369.
33. Gerhardt M do N, Fontenele RC, Leite AF, Lahoud P, Van Gerven A, Willems H, et al. Automated detection and labelling of teeth and small edentulous regions on cone-beam computed tomography using convolutional neural networks. *J Dent*. 2022;122:104139.
34. Borohovitz CL, Abraham Z, Redmond WR. The diagnostic advantage of a cbct-derived segmented stl rendition of the teeth and jaws using an ai algorithm. *J Clin Orthod*. 2021;55(6):361-9.
35. Al-Ubaydi AS, Al-Groosh D. The validity and reliability of automatic tooth segmentation generated using artificial intelligence. *ScientificWorldJournal*. 2023;2023:5933003.
36. Dot G, Chaurasia A, Dubois G, Savoldelli C, Haghighat S, Azimian S, et al. Dentalsegmentator : robust open source deep learning-based ct and cbct image segmentation. *J Dent*. 2024;147:105130.
37. Kapila SD, Nervina JM. Cbct in orthodontics: assessment of treatment outcomes and indications for its use. *Dentomaxillofac Radiol*. 2015;44(1):20140282.

38. Directorate-General for Energy (European Commission). Cone beam ct for dental and maxillofacial radiology:evidence based guidelines [Internet]. LU: Publications Office of the European Union; 2012 [cité 22 juin 2023]. Disponible sur: <https://data.europa.eu/doi/10.2768/21874>
39. Horner K, Islam M, Flygare L, Tsiklakis K, Whaites E. Basic principles for use of dental cone beam computed tomography : consensus guidelines of the european academy of dental and maxillofacial radiology. *Dentomaxillofac Radiol*. 2009;38(4):187-95.
40. Leonardi R. Cone-beam computed tomography and three-dimensional orthodontics. where we are and future perspectives. *J Orthod*. 2019;46(1_suppl):45-8.
41. Nota A, Quinzi V, Floriani F, Cappelli C, Tecco S, Marzo G. 3d morphometric analysis of human primary second molar crowns and its implications on interceptive orthodontics. *Int J Environ Res Public Health*. 2021;18(12):6201.
42. Pauwels R, Araki K, Siewerdsen JH, Thongvigitmanee SS. Technical aspects of dental cbct: state of the art. *Dentomaxillofac Radiol*. 2015;44(1):20140224.
43. Gillot M, Baquero B, Le C, Deleat-Besson R, Bianchi J, Ruellas A, et al. Automatic multi-anatomical skull structure segmentation of cone-beam computed tomography scans using 3d unetr. V E S, éditeur. *PLoS ONE*. 2022;17(10):e0275033.
44. Shaheen E, Leite A, Alqahtani KA, Smolders A, Van Gerven A, Willems H, et al. A novel deep learning system for multi-class tooth segmentation and classification on cone beam computed tomography. a validation study. *J Dent*. 2021;115:103865.
45. Dot G, Chaurasia A, Dubois G, Savoldelli C, Haghighat S, Azimian S, et al. Dentalsegmentator : robust open source deep learning-based ct and cbct image segmentation. *J Dent*. 2024;147:105130.
46. Polizzi A, Quinzi V, Ronsivalle V, Venezia P, Santonocito S, Lo Giudice A, et al. Tooth automatic segmentation from cbct images: a systematic review. *Clin Oral Invest* [Internet]. 2023 [cité 22 juin 2023]; Disponible sur: <https://doi.org/10.1007/s00784-023-05048-5>
47. Lahoud P, EzEldeen M, Beznik T, Willems H, Leite A, Gerven AV, et al. Artificial intelligence for fast and accurate 3-dimensional tooth segmentation on cone-beam computed tomography. *J endod*. 2021;47(5):827-35.
48. R: a language and environment for statistical computing | bibsonomy [Internet]. [cité 18 janv 2024]. Disponible sur: <https://www.bibsonomy.org/bibtex/7469ffee3b07f9167cf47e7555041ee7>
49. Zakirov A, Ezhov M, Gusarev M, Alexandrovsky V, Shumilov E. End-to-end dental pathology detection in 3D cone-beam computed tomography images. 11 juill 2022 [cité 2 févr 2024]; Disponible sur: <https://openreview.net/forum?id=H1NHbZ3jM>
50. Lee SC, Hwang HS, Lee KC. Accuracy of deep learning-based integrated tooth models by merging intraoral scans and CBCT scans for 3D evaluation of root position during orthodontic treatment. *Progress in Orthodontics*. 2022;23(1):15.

Table des figures

Commenté [GD14]: À mettre à jour également

Figure 1 : Exemple de segmentation d'un cbct avec modélisation 3d (logiciel relu®).....	4
Figure 2 : Présentation visuelle et méthode de calcul du vDSC.....	7
Figure 3 : Illustration du calcul du NSD. Contour continu : référence ; contour en pointillé : prédiction ; flèche noire : seuil limite de déviation cliniquement acceptable. Vert : portions acceptables ; Rose : portions non acceptables.....	8
Figure 4 : Représentation numérique d'une situation d'inclusions multiples, logiciel Diagnocat®.....	9
Figure 5 : Cas clinique, vue endobuccale inter-arcade.....	10
.....	10
Figure 6 : Cas clinique, vue endobuccale intra-arcade.....	10
Figure 7 : Cas clinique, radiographie panoramique.....	11
Figure 8 : Cas clinique, téléradiographie de profil.....	11
Figure 9 : Cas clinique, modèle 3D issue de la segmentation du CBCT, logiciel Diagnocat®.....	12
Figure 10 : Cas clinique, vue intra-arcade du dispositif de traction maxillaire et mandibulaire.....	13
Figure 11 : Cas clinique, radiographie panoramique illustrant la situation après avulsion et collage des attaches orthodontiques de traction	13
Figure 12 : Cas clinique, modèle 3D imprimé en résine.....	14
Figure 13 : Exemple de planification numérique de chirurgie orthognathique sur modèles 3D, avec déplacement maxillaire et mandibulaire : A. Anatomie initiale ; B. Guides chirurgicaux sur-mesure et traits d'ostéotomie planifiés (en rouge) ; C. Plaques d'ostéosynthèse sur-mesure.	15
Figure 14 : (a) Segmentation de la canine à transplanter (b) fusion du scan intra-oral et du CBCT (c) transplantation virtuelle de la canine dans sa position idéale (d) modèle numérique du guide (e) réplique de la canine et guide de transplantation imprimé en 3D.....	16
Figure 15 : Exemple de classification et d'applications.....	18
Figure 16 : Nombre de publications portant sur l'apprentissage profond classées en fonction des disciplines odontologiques.....	20
Figure 17 : Exemple de modèle 3D proposée par Diagnocat® issu de la segmentation d'un CBCT	21
Figure 18 : exemple de rapport radiologique proposé par Diagnocat®	22
Figure 19 : Exemple de modèle 3D proposée par Relu® issu de la segmentation d'un CBCT.....	23
Figure 20 : Coupes de CBCT segmentées avec le modèle 3D.....	23
Figure 21 : Modèle 3D obtenu avec les coupes de CBCT segmentées.....	24
Figure 22 : Exemples de segmentations issues de nnU-Net	25

Figure 23 : Modèle 3D obtenu dans 3D Slicer avec DentalSegmentator avec les coupes de CBCT segmentées	26
Figure 24 : Distribution des résultats DSC (à gauche) et NSD (à droite), et analyse des comparaisons statistiques entre les groupes. ns: $p > 0,05$; * : $p \leq 0,05$; ** : $p \leq 0,01$; *** : $p \leq 0,001$	33
Figure 25 : Modèles 3D de 3 cas représentatifs (A, B et C) reconstruits à partir des segmentations de référence et de test. En rouge, les dents maxillaires ; en bleu, les dents mandibulaires. Les flèches rouges indiquent les parties sous-segmentées.	34
Figure 26 : Un cas représentatif (cas C de la figure 2) montrant une section frontale du CBCT original, la segmentation de référence et les segmentations de test. En rouge, les dents maxillaires ; en bleu, les dents mandibulaires. Les flèches rouges indiquent les parties sous-segmentées.	35

Table des tableaux

Tableau 1 : Synthèse des différentes fonctionnalités des différentes solutions de segmentations.....	26
Tableau 2 : Caractéristique des imageries de la base de données	29
Tableau 3 : Caractéristiques des patients	32
Tableau 4 : Résultats moyen du DSC et du NSD pour nos 20 sujets	33

Vu, le Directeur de thèse

Vu, le Doyen de l'UFR d'Odontologie

Docteur Gauthier DOT

Vianney DESCROIX

Vu, le Président d'Université Paris Cité

Édouard KAMINSKI

Pour le Président et par délégation,

Le Doyen Vianney DESCROIX

**Segmentation automatisée d'imageries CBCT de patients présentant
des inclusions multiples : évaluation de méthodes basées sur
l'apprentissage profond**

Eloi Sinard. Segmentation automatisée d'imageries CBCT de patients présentant des inclusions multiples : évaluation de méthodes basées sur l'apprentissage profond. 2024. 45 p. Réf. bibliographiques p. 39-42.

Sous la direction de M. le Docteur Gauthier Dot.

Université Paris Cité
UFR d'Odontologie
1, rue Maurice Arnoux - 92120 Montrouge
5, rue Garancière - 75006 Paris