

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 MISES EN CONTEXTE CLINIQUE ET TECHNIQUE	3
1.1 Rappels anatomiques	3
1.1.1 Complexe crânio-facial	3
1.1.2 Les arcades dentaires	4
1.1.3 Système de notation de la FDI	6
1.1.4 Types dentaires et particularités morphologiques	7
1.1.5 Système de support <i>in situ</i> et histologie de la dent	10
1.2 Modalités d'imagerie dento-maxillo-faciale	11
1.2.1 Préambule	11
1.2.2 La radiographie intra-orale et l'examen panoramique	11
1.2.3 L'imagerie maxillo-faciale 3D	12
1.2.3.1 La tomodensitométrie (TDM) à rayons X	13
1.2.3.2 La tomographie volumique à faisceau conique	14
1.3 Conclusion	19
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	21
2.1 Introduction	21
2.2 Segmentation des dents par propagation de contours	22
2.2.1 La segmentation basée sur les niveaux de gris et sur les approches régionales	22
2.2.2 Applications en imagerie maxillo-faciale	24
2.2.3 Les contours actifs	25
2.2.4 Applications en imagerie maxillo-faciale	29
2.2.5 Bilan	32
2.3 Segmentation des dents par modèles déformables globaux	32
2.3.1 Les modèles statistiques déformables	33
2.3.2 Le recalage d'atlas ou de modèles 3D	34
2.3.3 La partition de graphe	38
2.3.4 Applications en imagerie maxillo-faciale	39
2.3.5 Bilan	42
2.4 Segmentation des dents par fusion multimodale	43
2.4.1 Applications en imagerie maxillo-faciale	43
2.4.2 Bilan	45
2.5 Segmentation des dents par intégration de contraintes anatomiques	45
2.5.1 Applications en imagerie maxillo-faciale	46
2.5.2 Bilan	48
2.6 Algorithmes d'analyses et de traitement d'images bucco-dentaires	49
2.6.1 Approximation de la forme de l'arcade dentaire	50

2.6.2	Identification de la position des plans interproximaux	51
2.7	Méthodes de validation des algorithmes de segmentation	54
2.8	Conclusion	58
CHAPITRE 3 PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES		59
CHAPITRE 4 ÉTUDE 1 : SIMPLIFICATION DU VOLUME 3D ET DÉTECTION AUTOMATIQUE DE LA PULPE DENTAIRE		63
4.1	Introduction	63
4.2	Méthodologie	64
4.2.1	Extraction des sous-volumes dentaires	64
4.2.1.1	Séparation des arcades dentaires	65
4.2.1.2	Approximation de la forme de l'arcade dentaire	66
4.2.1.3	Positionnement des plans interproximaux	69
4.2.2	Détection automatique de la pulpe à partir des VOI-d	72
4.3	Base de données de validation	75
4.3.1	Description des données cliniques	75
4.3.2	Méthodologie de production des segmentations de référence	76
4.4	Résultats	78
4.4.1	Validation de la simplification du volume 3D	78
4.4.2	Validation de la détection de la pulpe	81
4.5	Discussion	83
4.6	Conclusion	92
CHAPITRE 5 ÉTUDE 2 : SEGMENTATION AUTOMATIQUE DES DENTS EN IMAGERIE <i>CONE BEAM CT</i>		95
5.1	Introduction	95
5.2	Méthodologie	98
5.2.1	Représentation du VOI-d par re-formation multiplanare	98
5.2.2	Génération de contours significatifs	102
5.2.3	Segmentation par marche aléatoire	107
5.2.3.1	Formulation du problème de segmentation par marche aléatoire	107
5.2.3.2	Considérations pour la segmentation des dents	111
5.2.4	Déformation de surface par optimisation laplacienne	114
5.2.4.1	Appariement des sommets aux caractéristiques de l'image	115
5.2.4.2	Optimisation laplacienne de la surface	117
5.3	Résultats	121
5.4	Discussion	128
5.5	Conclusion	141
CHAPITRE 6 CONCLUSION, CONTRIBUTIONS ET RECOMMANDATIONS		143

6.1 Contributions143
6.2 Recommandations, limitations et travaux futurs145
6.3 Communication scientifique des résultats147

ANNEXE I ARTICLE DE CONFÉRENCE149

BIBLIOGRAPHIE155

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Résumé des principales métriques de validation 3D (métriques tirées de Taha & Hanbury (2015)) 56
Tableau 4.1	Segmentations de référence pour chaque type dentaire. 77
Tableau 4.2	Variabilité intra-opérateur : comparaison des deux répétitions de segmentation manuelle pour 3 cas. 77
Tableau 4.3	Moyennes, écart-types et extremums par type dentaire de la distribution des métriques de validation pour l’algorithme de détection de la pulpe. 83
Tableau 4.4	Comparaison qualitative des études portant sur la simplification d’un volume 3D <i>Cone Beam CT</i> 91
Tableau 4.5	Comparaison des métriques de validation de Kim <i>et al.</i> (2012) 91
Tableau 5.1	Mesures des effets de l’algorithme de déformation de surface par optimisation laplacienne sur les métriques de performance : taux d’évolution sur la moyenne et résultats du test des rangs signés de Wilcoxon. 127
Tableau 5.2	Moyennes, écart-types et extremums de la distribution des métriques de performance par type dentaire. 130

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1 Anatomie cranio-faciale.	4
Figure 1.2 Articulation temporo-mandibulaire (A) et disposition des dents sur l'arcade supérieure (B), adaptées de Schuenke <i>et al.</i> (2007).....	5
Figure 1.3 Système de notation dentaire.	7
Figure 1.4 Type dentaire et histologie de la dent.	9
Figure 1.5 Radiographies intra-orales et panoramiques.	12
Figure 1.6 Différences géométriques d'acquisition pour la tomodensitométrie et le <i>Cone Beam CT</i>	14
Figure 1.7 Exemples d'artéfacts en imagerie CBCT des structures dento-maxillaires.	17
Figure 2.1 Segmentation des dents en imagerie TDM basée sur les approches par intensités et régions.	25
Figure 2.2 Schématisation des forces en jeu dans l'équation des contours actifs géodésiques.	28
Figure 2.3 Applications de la méthode <i>level-set</i> pour la segmentation des dents en TDM.	30
Figure 2.4 Segmentation avec modèles statistiques déformables.	34
Figure 2.5 Principe du recalage d'images ou de modèles.	35
Figure 2.6 Déformations de surfaces à partir d'une forme <i>a priori</i>	37
Figure 2.7 Segmentation par partition de graphe.	40
Figure 2.8 Segmentation guidée par la fusion d'images radiographiques et de modèles coronaires numérisés.	44
Figure 2.9 Segmentation par l'introduction de contraintes anatomiques.	47
Figure 2.10 Segmentation guidée par la pulpe.	49
Figure 2.11 Approximation de la courbe décrivant l'arcade dentaire.	51

Figure 2.12	Identification de la position des plans interproximaux	54
Figure 2.13	Importance du choix des métriques de validation pour appuyer l'analyse de la performance d'un algorithme de segmentation : cas de l'indice de Dice et de Jaccard.	57
Figure 4.1	Processus de simplification du volume 3D.....	64
Figure 4.2	Schématisation du processus de détection des arcades et de l'approximation de leur forme.....	66
Figure 4.3	Calcul des courbes $F(s)$ et $D(s)$ à partir d'une projection des intensités maximales en vues sagittale et axiale.	67
Figure 4.4	Principes de l'interpolation linéaire.	69
Figure 4.5	Positionnement des plans interproximaux dans le volume redressé de l'arcade dentaire à l'aide d'une fonction de coût.....	71
Figure 4.6	Principes de l'algorithme de détection automatique de la pulpe dentaire.	74
Figure 4.7	Exemples de trois segmentations de référence issues de la base de données de validation.	76
Figure 4.8	Méthodologie de validation de l'algorithme de positionnement des plans interproximaux.....	79
Figure 4.9	Diagrammes en violon décrivant la distribution des métriques de performance de l'algorithme de positionnement des plans interproximaux en fonction du type d'arcade.	81
Figure 4.10	Évolution de la sensibilité et de la spécificité de l'algorithme de positionnement des plans interproximaux sur trois examens de la base de données en fonction des hyper-paramètres u_g et wl	82
Figure 4.11	Plaquage des erreurs surfaciques sur le modèle de la pulpe pour des détections performantes et exemples de problèmes de détection pour les quatre types dentaires.....	84
Figure 4.12	Évolution de deux métriques de performance de détection de la pulpe dentaire en fonction de la taille de l'élément structurant utilisé pour rehausser les vallées de l'image.	85
Figure 5.1	Difficultés de segmentation en imagerie maxillo-faciale <i>Cone Beam CT</i>	96

Figure 5.2	Processus de segmentation automatique de la dent à partir du modèle approximatif de la pulpe dentaire.....	99
Figure 5.3	Principes de la reformation multiplannaire centrée autour de la pulpe.	101
Figure 5.4	Définition de la fonction de distance signée initiale à l'aide du masque de la pulpe.	103
Figure 5.5	Direction et magnitude des gradients des plans de coupe I_k	106
Figure 5.6	Génération d'un contour significatif à partir de la frontière de la pulpe.	107
Figure 5.7	Construction du graphe pondéré pour représenter l'image dans la formulation de la segmentation par marche aléatoire sur un fantôme numérique 2D.....	109
Figure 5.8	Résolution du système linéaire creux pour les étiquettes e^0 (gauche) et e^1 (milieu). L'étiquette qui obtient la plus grande vraisemblance pour chaque nœud est retenu et forme le masque de segmentation (droite).	111
Figure 5.9	Sélection automatique des étiquettes à l'aide des contours significatifs.	114
Figure 5.10	Processus d'appariement des sommets à une cible t_i de l'image lors de la déformation par optimisation laplacienne.....	117
Figure 5.11	Déformation de surfaces par optimisation laplacienne.	120
Figure 5.12	Influence des hyper-paramètres λ , ν et τ de la méthode de calcul des contours significatifs sur la moyenne de trois métriques de performance (ASD, DICE, RVD) en fonction du type dentaire.....	124
Figure 5.13	Évolution de la moyenne des métriques ASD, DICE et RVD à chaque itération du processus de déformation de surface par optimisation laplacienne pour différents jeux de paramètres par type dentaire.	125
Figure 5.14	Distributions des métriques de performance ASD, MSD, DICE et RVD sur le modèle approximatif de la dent (orange) et sur le modèle final de la dent (vert).	128

Figure 5.15	Comparaison des moyennes et écarts-types des métriques de performance pour les dents surreprésentées dans la base de données pour chaque type dentaire.....	129
Figure 5.16	Modèles géométriques individuels des dents de l'arcade supérieure pour un cas de la base de données.....	129
Figure 5.17	Évolution du modèle 3D de la surface externe de la dent pendant la déformation par optimisation laplacienne.....	131
Figure 5.18	Comparaison de la méthode de segmentation proposée avec des méthodes contemporaines issues de la littérature.....	140

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ASM	<i>Active Shape Model</i>
CBCT	<i>Cone Beam CT</i>
CHUM	Centre Hospitalier de l'Université de Montréal
CRCHUM	Centre de Recherche du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal
EDP	Équation aux dérivés partielles
ÉTS	École de Technologie Supérieure
HIP	<i>Hamular notch-Incitive Papilla</i>
ICP	<i>Iterative Closest Point</i>
K-NN ou k-nn	<i>K-Nearest-Neighbours</i>
MIP	<i>Maximal Intensity Projection</i>
MPR	<i>Multiplanar reformation</i>
ROI	Région d'intérêt
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TDM	Tomodensitométrie
VOI	Volume d'intérêt

INTRODUCTION

L'imagerie *Cone Beam CT* s'est largement développée ces dernières années en médecine dentaire. Cette modalité qui connaît un grand succès offre en effet la possibilité d'une exploration tomographique des structures dento-maxillaires avec un niveau de résolution bien supérieur à celui du *CT-scan* tout en restant une modalité d'imagerie basse dose. De nombreuses disciplines profitent de cette modalité autant sur le plan du radiodiagnostic que de la planification thérapeutique. Si la modélisation 3D des structures osseuses maxillo-faciales est déjà largement utilisée par l'implantologie, l'orthodontie ou encore la chirurgie maxillo-faciale, celle des structures dentaires reste un défi majeur en raison d'une part des difficultés de segmentation des organes dentaires qui entretiennent des relations complexes avec les structures osseuses alvéolaires de voisinage et d'autre part de leur complexité morphologique. Pourtant, cette modélisation dentaire suscite beaucoup d'intérêts cliniques notamment en endodontie, orthodontie ou encore en chirurgie ainsi qu'en implantologie orale.

De manière générale, l'analyse d'images tridimensionnelles reste encore complexe et fastidieuse. Un volume d'acquisition peut en effet comporter l'équivalent de plusieurs centaines d'images 2D et les résolutions élevées utilisées en *CBCT* (150 microns voire moins) ne font qu'augmenter la quantité de données à traiter. Bien que la visualisation des organes demeure accessible, la délimitation de frontières précises est une opération toujours difficile en raison du nombre considérable de données à traiter. En effet, il est souvent nécessaire d'obtenir une représentation individuelle d'un organe pour effectuer des mesures de longueur, des calculs de volume ou des simulations en vue d'une chirurgie. La segmentation manuelle des frontières de l'organe étant un processus chronophage et sujet à l'erreur humaine, de nombreux efforts sont portés sur le développement d'algorithmes capables d'automatiser la détection de ces frontières afin d'être en mesure de créer un modèle géométrique de l'organe d'intérêt. Dans le contexte de l'imagerie de la cavité orale, ces solutions algorithmiques auront pour objectif de segmenter chaque organe dentaire pour ensuite obtenir une représentation 3D des arcades. Cette détec-

mination de frontière est rendue d'autant plus difficile que les images *CBCT* sont souvent bruitées et manquent de résolution en contraste. À ces contraintes radiologiques, s'ajoute non seulement la complexité morphologique de certaines dents, leurs environnement complexe ou encore leurs variabilités qui constituent autant de problématiques susceptibles d'en affecter le détournage. Ainsi, les algorithmes permettant la délimitation du contour de l'organe doivent être en mesure de gérer cette complexité, mais aussi de tenir compte des variations possibles au sein d'une population saine et/ou pathologique. Dans l'objectif d'alléger la tâche du clinicien, ces algorithmes doivent être, dans la mesure du possible, automatisés afin d'assurer la reproductibilité des résultats et d'éviter les aléas de l'intervention humaine.

Ce travail de maîtrise va donc tenter d'apporter des réponses à ces défis en proposant une segmentation multi-organes automatisée des arcades dentaires à partir d'images *Cone Beam CT*. Afin de détailler ces développements, ce mémoire comportera six chapitres. D'abord, le lecteur trouvera, au chapitre **1**, une mise en contexte comprenant des rappels d'anatomie auxquels s'ajouteront une présentation des modalités d'imagerie dont le *Cone Beam CT*. Il sera ensuite appelé à se familiariser avec la littérature scientifique sur les approches de segmentation dentaire utilisées en imagerie 3D au chapitre **2**. Cela l'amènera, par la suite, à l'énoncé des objectifs et des hypothèses qui ont guidé ce projet de recherche (chapitre **3**). Les deux chapitres suivants porteront sur la méthode développée dans le cadre de ce mémoire de maîtrise. Chacun d'entre eux prendra la forme d'une étude complète. Plus spécifiquement, au chapitre **4**, il est question de décrire et de valider un algorithme capable de produire des volumes d'intérêts à partir de l'examen *CBCT*. Ces volumes d'intérêt représentent chacun une seule dent et faciliteront la segmentation simultanée de la dentition complète. Ensuite, au chapitre **5**, la méthode de segmentation des dents est présentée et validée sur des cas cliniques. Enfin, le chapitre **6** propose une synthèse du travail accompli, un aperçu des différentes pistes d'améliorations, ainsi que les contributions scientifiques de ce travail.

CHAPITRE 1

MISES EN CONTEXTE CLINIQUE ET TECHNIQUE

1.1 Rappels anatomiques

1.1.1 Complexe crânio-facial

Le massif crânio-facial correspond à un ensemble squelettique très complexe. Il comprend, entre autres, le maxillaire et la mandibule qui supportent les arcades dentaires. Ces deux os forment, avec les dents, les mâchoires. La mandibule est le seul os mobile de la tête osseuse (fig. **1.1-A**).

L'os maxillaire est un os complexe, pair et symétrique. Il s'articule avec la plupart des os du massif facial et participe à la constitution des cavités orbitaires et des fosses nasales. Les deux os maxillaires sont articulés entre-eux pour constituer l'arcade dentaire supérieure et le palais osseux.

La mandibule est, quant à elle, un os impair, médian et symétrique. Elle est constituée de deux parties : le corps (ou *corpus*) qui est horizontal et les branches (ou *ramus*) qui sont verticales (fig. **1.1-B**). Le corps a généralement une forme de fer à cheval auquel on aurait redressé les branches. L'union du corps et des branches forme l'angle de la mandibule. Le plan tangent au bord inférieur de la mandibule se nomme le plan mandibulaire. La portion supérieure du corps se prolonge avec le processus alvéolaire dans lequel viennent se loger les dents. Chaque branche est surmontée des processus condyloïde (en arrière) et coronoïde (en avant). La face interne des branches présente une ouverture, le foramen mandibulaire, par l'intermédiaire duquel pénètre le pédicule alvéolaire inférieur. Ce dernier assure la vascularisation et l'innervation des dents inférieures. Il parcourt la mandibule via le canal mandibulaire et émerge au niveau du foramen mentonnier.

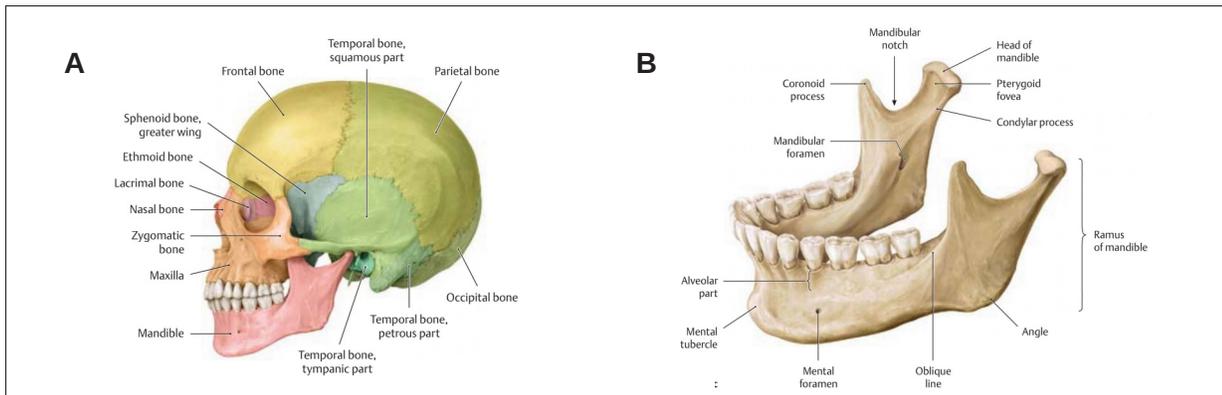


Figure 1.1 Anatomie crânio-faciale. (A) Les os du crâne (B) La mandibule en vue antéro-latérale, adaptées de Schuenke *et al.* (2007).

L'articulation temporo-mandibulaire relie la mandibule à la base du crâne. Cette articulation comprend la tête du condyle qui vient se loger dans la fosse mandibulaire, la congruence de ces éléments osseux étant assurée par un disque articulaire. Une capsule articulaire renforcée par un système ligamentaire assure l'union de la mandibule à la base du crâne. Lors de l'ouverture, le processus condylaire effectue une rotation suivie d'une translation vers la bas et l'avant. Les mouvements mandibulaires sont assurés par les muscles masticateurs et correspondent en des mouvements de propulsion (déplacement avant/arrière), d'abaissement, d'élévation (ouverture/fermeture) et de diduction (latéralité) (fig. 1.2-A).

1.1.2 Les arcades dentaires

Les dents inférieures et supérieures sont disposées en forme d'arche dans les cavités du processus alvéolaire de la mandibule et du maxillaire. Ces arrangements forment respectivement l'arcade dentaire inférieure et l'arcade dentaire supérieure. Chaque moitié d'arche contient un ensemble identique de dents qui est composé de trois dents antérieures (deux incisives et une canine) et de cinq dents postérieures (deux prémolaires et trois molaires).

Les deux arcades sont arrangées de manière symétrique et donc se chevauchent en occlusion. La courbe formée par l'arche dentaire supérieure est généralement plus élargie que l'inférieure,

à l'origine d'un décalage entre une dent et son homologue sur l'arcade opposée. La ou les cuspidés de chaque dent viennent donc se loger dans les fosses occlusales des dents opposées..

Il existe un vocabulaire particulier qui permet de décrire les nombreuses faces de la dent. Elles sont désignées en fonction de la partie de la cavité orale vers laquelle elles sont orientées (fig.

1.2-B) :

- La face *labiale* est celle qui est orientée du côté des lèvres pour les dents antérieures. On utilise plutôt le terme *buccal* pour les dents postérieures. On peut les regrouper sous le terme générique de face *vestibulaire*.
- Le terme *lingual* est utilisé pour la face orientée vers la langue pour toutes les dents mandibulaires, tandis que le terme *palatin* s'utilise pour les dents maxillaires. On utilise le terme générique *oral* pour regrouper ces deux termes pour l'ensemble de la cavité orale.
- La face *mésiale* est celle qui pointe vers la ligne imaginaire qui sépare la dentition en deux entre les incisives centrales (ligne médiane centrale). La face opposée se nomme la *face distale*. On peut les décrire avec le terme générique de faces *proximales*.
- La face *occlusale* décrit la surface qui permet la mastication des dents postérieures, tandis que la face *incisive* désigne le bord tranchant des dents antérieures.

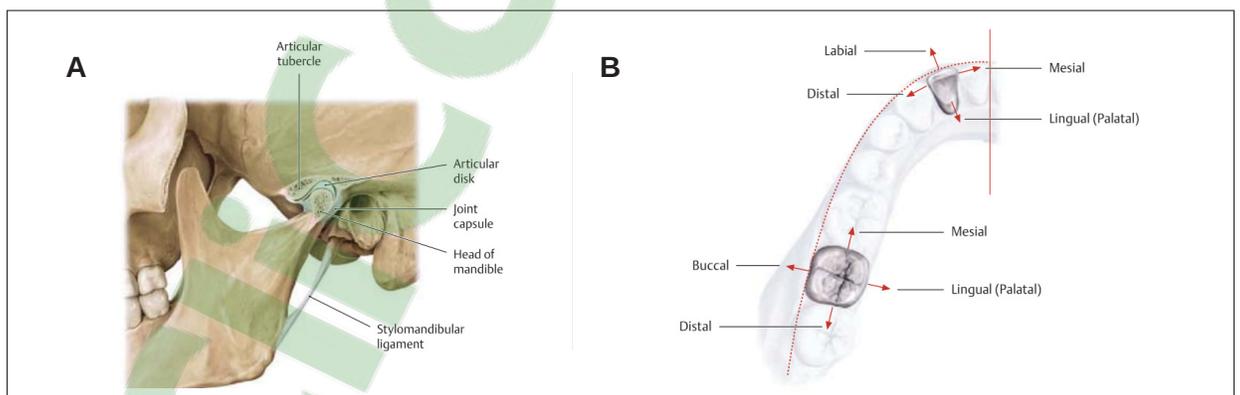


Figure 1.2 Articulation temporo-mandibulaire (A) et disposition des dents sur l'arcade supérieure ainsi que le vocabulaire associé aux faces de la dent (B), adaptées de Schuenke *et al.* (2007).

Ces termes peuvent s'utiliser pour décrire aussi bien la position des racines que l'orientation des faces de la couronne. Quelques autres termes permettent de bien s'orienter au sein de la cavité orale. Le terme *apical* désigne la pointe des racines alors que le terme *coronaire* correspond aux couronnes dentaires. On parle d'une vue/surface/direction *axiale* lorsqu'on réfère à un plan qui est parallèle à la surface de la dent, ou normal à son axe principal. Enfin, on utilise le terme *interproximal* pour faire référence à l'interface entre deux dents voisines. Il est également possible de combiner certains de ces termes pour fournir une orientation particulière. Par exemple, on peut parler de la racine *mésio-buccale* d'une molaire.

1.1.3 Système de notation de la FDI

Le système dentaire comporte 32 dents qui sont réparties également entre les deux arcades dentaires. Leur disposition sur l'arcade est encodée selon un standard établi par la Fédération Dentaire Internationale (FDI), également utilisée par le standard ISO 3950. Elle est définie selon le point de vue de l'observateur qui se trouve devant le patient. Cela implique que le côté gauche de la charte correspond au côté droit du patient.

Chaque dent possède un code unique qui est composé de deux caractères. Le premier indique dans quel quadrant se trouve la dent. Les quadrants sont délimités par la ligne médiane dentaire et l'arcade dentaire supérieure et inférieure. Le quadrant 1 est le supérieur gauche sur la charte (côté supérieur droit du patient) et les autres se suivent selon une rotation en sens horaire (fig. **1.3-A**). Le deuxième caractère correspond à la position de la dent à l'intérieur du quadrant à partir de la ligne médiane centrale. Le chiffre 1 est attribué à l'incisive centrale, tandis que sa voisine en face distale se voit attribuer le chiffre 2, et ainsi de suite jusqu'à la troisième molaire qui a le chiffre 8 (fig. **1.3-B**).

Ce système de notation se base fortement sur le fait que la dentition humaine a deux axes de symétrie, d'où la possibilité de la séparer en quadrant. Chacun d'entre eux possède le même ensemble de huit dents. Le deuxième caractère de la notation permet de regrouper toutes celles qui sont du même sous-type. Par exemple, la notation Q7 regroupe les deuxièmes molaires,

tandis que Q1 regroupe les incisives centrales (où Q correspond au quadrant, soit 1, 2, 3 ou 4).

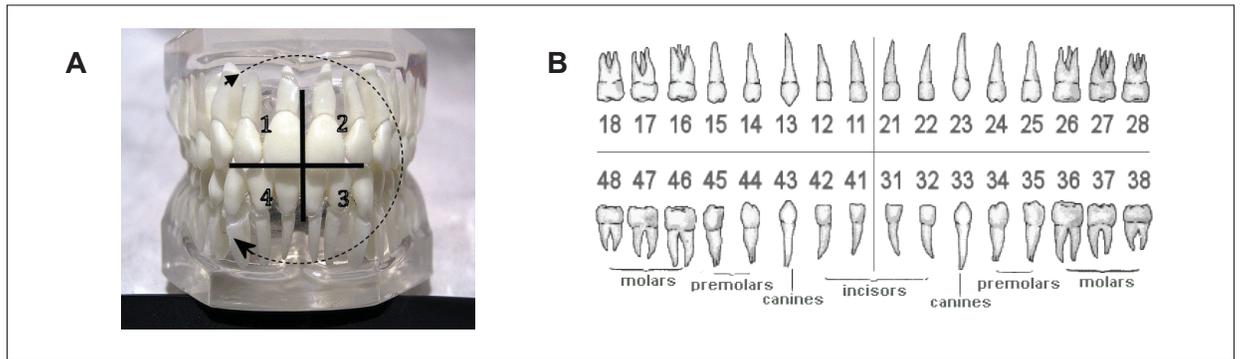


Figure 1.3 Système de notation dentaire. (A) Les dents sont séparés en quadrants selon leurs deux axes de symétrie, tirée de Wikipédia (2018a). (B) Chaque dent possède un code unique à deux caractères, tirée de Duy (2012).

1.1.4 Types dentaires et particularités morphologiques

Le système de notation de la FDI permet de rapidement reconnaître l'emplacement de la dent en fonction du code qui lui est attribué. Il permet également de regrouper les dents en différents types. Il en existe quatre principaux chez l'humain :

- Les incisives : elles sont au nombre de huit et ont pour fonction principale de déchiqueter la nourriture.
- Les canines : Au nombre de quatre, elles ont la particularités d'être très solides grâce à leur longue racine. Elles permettent d'agripper fermement la nourriture lors de la mastication.
- Les prémolaires : il y en un total de huit dans la bouche et ont pour fonction de faciliter le transfert de la nourriture des canines vers les molaires lors de la mastication.
- Les molaires : les douze molaires (incluant les quatre dents de sagesse) permettent de broyer la nourriture avant la déglutition.

L'intérêt de séparer les dents en catégorie n'est pas seulement fonctionnel. Cela permet aussi de les distinguer sur des critères anatomiques et morphologiques. D'un point de vue pure-

ment morphologique, il existe une symétrie gauche-droite, mais pas une symétrie inférieure-supérieure. Ainsi, nous allons considérer un seul côté des deux arcades dentaires pour le reste de la section, et nous intéresser à seize morphologies dentaires typiques (fig. **1.4-A**).

Les incisives sont les dents les plus visibles, puisqu'elles sont situées de part et d'autre de la ligne médiale centrale. Elles se déclinent en deux dénominations : maxillaire ou mandibulaire et centrale ou latérale. Elles possèdent généralement une seule racine et leur face occlusale se distingue par l'absence de cuspide. Elles sont plutôt caractérisées par un bord tranchant, long et aplati, appelé le bord incisif. Les incisives sont convexes en face labiale, concave en face orale et présentent un sillon. À noter que les incisives maxillaires sont généralement beaucoup plus larges que les incisives mandibulaires.

Les canines sont les dents les plus longues de l'arcade. Elles possèdent des racines qui s'enfoncent profondément dans l'os alvéolaire, assurant ainsi une stabilité accrue. Elles sont caractérisées, elles aussi, par un bord incisif, mais sur lequel on retrouve une pointe cuspidienne. Leurs faces labiales sont généralement convexes, tandis que leurs faces orales présentent deux sillons qui sont séparés par une crête. À l'instar des incisives, les canines maxillaires sont plus larges et plus longues que leurs homologues mandibulaires.

Les prémolaires font office d'intermédiaires entre les dents antérieures et les molaires. Cette transition se manifeste également dans leur morphologie. Ce sont des dents qui possèdent généralement une seule racine, sauf pour la première prémolaire maxillaire qui elle peut être biradiculée. Elles sont caractérisées par deux cuspides, la plus proéminente des deux étant buccale. Les deuxièmes prémolaires inférieures peuvent parfois présenter une troisième cuspide. Une autre caractéristique importante est la présence de cannelures creuses de part et d'autre de la racine (en faces distale et mésiale), qui lui donne une apparence de lunettes en coupe horizontale. À cette particularité morphologique externe, correspondent deux canaux radiculaires assurant l'innervation dentaire.

Les molaires présentent entre quatre et cinq cuspides sur leur face occlusale, qui sont séparées par des sillons. La troisième molaire, plus connue sous le nom de dent de sagesse, est la der-

nière à faire éruption. L'espèce humaine en possède généralement quatre, les dents de sagesse pouvant parfois faire défaut. Les molaires supérieures ont généralement trois racines orientées (mésio-buccale, disto-buccale et linguale). Chaque racine est innervée et irriguée par un seul canal, à l'exception de la racine mésio-buccale qui en possède généralement deux. Les molaires inférieures ont plutôt deux racines, soit une mésiale et l'autre distale. Les racine des molaires sont rarement droites et présentent plutôt une courbure plus ou moins prononcée. Le nombre de racines d'une troisième molaire est hautement variable - soit entre une et trois. Elles sont souvent fusionnées, particulièrement pour les troisièmes molaires maxillaires.

Une variabilité morphologique normale existe cependant pour chaque type et sous-type dentaire qui ne sont pas nécessairement pathologiques. Leur distribution au sein des populations est également étudiée et quantifiée. Cette haute variabilité inter-individuelle est d'ailleurs particulièrement utiles dans le cadre des procédures d'identification médico-légales.

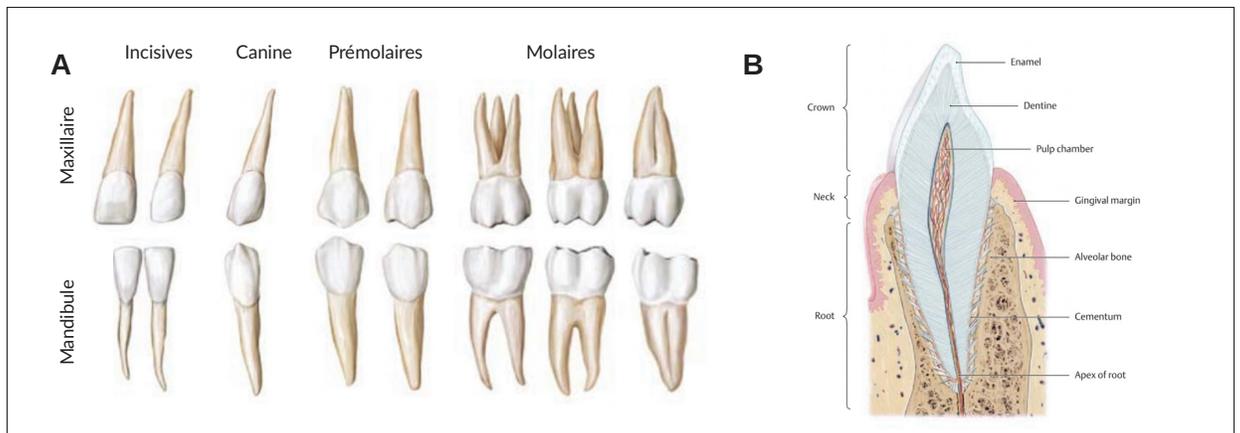


Figure 1.4 Type dentaire et histologie de la dent. (A) Il existe 16 morphologies dentaires typiques dans la dentition humaine. (B) Une coupe histologique de la dent démontre son système de support dans l'os alvéolaire et sa structure interne innervé et irriguée, adaptées de Schuenke *et al.* (2007).

1.1.5 Système de support *in situ* et histologie de la dent

La dent est logée dans l'os alvéolaire via une articulation fibreuse, appelée gomphose. Le tissu de support des dents, le parodonte, est constitué de quatre éléments anatomiques : le ligament alvéo-dentaire (desmodonte), le ciment de la racine, l'alvéole et la gencive. Le desmodonte s'insère, d'une part, dans la paroi interne de la cavité de l'os alvéolaire et, d'autre part, dans le ciment de la racine. Ses éléments terminaux sont appelés des fibres de Sharpey, qui correspondent à de solides regroupements de fibre de collagène. Les fibres ligamentaires qui sont attachés à la racine sont disposées en oblique pour s'insérer dans l'os alvéolaire. Cette configuration assure un bon transfert des forces occlusales à l'os alvéolaire sous-jacent lors de la mastication.

Chaque dent comprend trois portions : la couronne qui correspond à la portion dentaire visible, la racine qui est enfuie dans l'os alvéolaire et le collet qui se situe à la jonction des deux portions précédentes (fig. **1.4-B**).

La couronne présente une couche externe, l'émail. Par sa structure hautement minéralisée, elle assure une barrière de protection contre les agents externes. La racine, quant à elle, est recouverte d'un fin tissu calcifié appelé ciment. Il reçoit les fibres desmodontales qui participent à l'ancrage de la dent dans l'os alvéolaire. La structure subjacente au ciment et à l'émail se nomme la dentine. Ce tissu conjonctif est moins minéralisé que l'émail, mais l'est d'avantage que le ciment. Cette différence de composition minérale rend la structure générale de la dent très résistante. La structure la plus interne se nomme l'endodonte ou pulpe dentaire. Elle est constituée d'un pédicule qui permet l'innervation et la vascularisation de la dent. L'extrémité de la racine se nomme l'apex et accueille le foramen apical, qui assure le passage des vaisseaux et nerfs jusqu'à la pulpe dentaire. La pulpe coronaire (ou chambre pulpaire) est l'espace confiné dans la couronne, tandis que la pulpe radiculaire correspond aux canaux radiculaires (fig. **1.4-B**).

1.2 Modalités d'imagerie dento-maxillo-faciale

1.2.1 Préambule

Plusieurs modalités sont utilisées en imagerie dento-maxillo-faciale. Chaque technique d'imagerie présente ses avantages et ses inconvénients, car elles ont toutes leur champ d'application spécifique. Cette section ne fait pas l'objet d'une revue complète de ces techniques, mais elle se concentre plutôt sur les modalités utilisant les rayons X. Le cœur de cette section porte sur les techniques d'imagerie avancée qui sont utilisées dans ce domaine, et plus particulièrement sur la tomographie volumique à faisceau conique ou le *Cone Beam CT*.

1.2.2 La radiographie intra-orale et l'examen panoramique

La radiographie intra-orale se distingue par le fait que le récepteur est placé à l'intérieur de la cavité orale (White and Pharoah (2013)). C'est la technique la plus utilisée chez le dentiste généraliste, car elle est accessible, peu coûteuse et rapide en temps d'acquisition. Les images obtenues correspondent à des vues projetées d'une ou plusieurs portions des arcades dentaires (fig. 1.5-A).

L'examen panoramique ou orthopantomogramme (OPG) correspond à une technique radiographique tomographique extra-orale, le détecteur se trouvant en dehors de la bouche du patient (White and Pharoah (2013)). L'image obtenue correspond à un déroulé des arcades dentaires avec leurs bases osseuses mandibulaire et maxillaire. Le principe d'acquisition se base sur une rotation synchrone de la source radiogène et du détecteur autour du patient. Ce mouvement s'effectue autour de centres de rotations ; les arcades dentaires n'ayant pas une symétrie circulaire, le centre de rotation est continuellement déplacé lors de l'acquisition, pour accommoder la forme de l'arcade, tel qu'illustré en figure 1.5-B. Ce mouvement génère une coupe tomographique épaisse en forme de fer à cheval contenant les arcades dentaires. Les structures situées à l'extérieur du plan de coupe sont d'autant plus effacées qu'elles sont éloignées de ce plan de coupe. D'autre part, plus le centre de rotation est près des dents, plus la zone focale sera mince.

Sur certains clichés, les dents antérieures peuvent donc apparaître plus floues que les dents des secteurs postérieurs. Si le cliché panoramique est un excellent examen de première intention, il présente toutefois des limites, notamment un agrandissement variable des structures et des distorsions associées au déroulement des arcades dentaires. Enfin, les traînées d'effacement des structures situées en dehors du plan de coupe peuvent parfois être gênantes pour la lecture de l'examen.

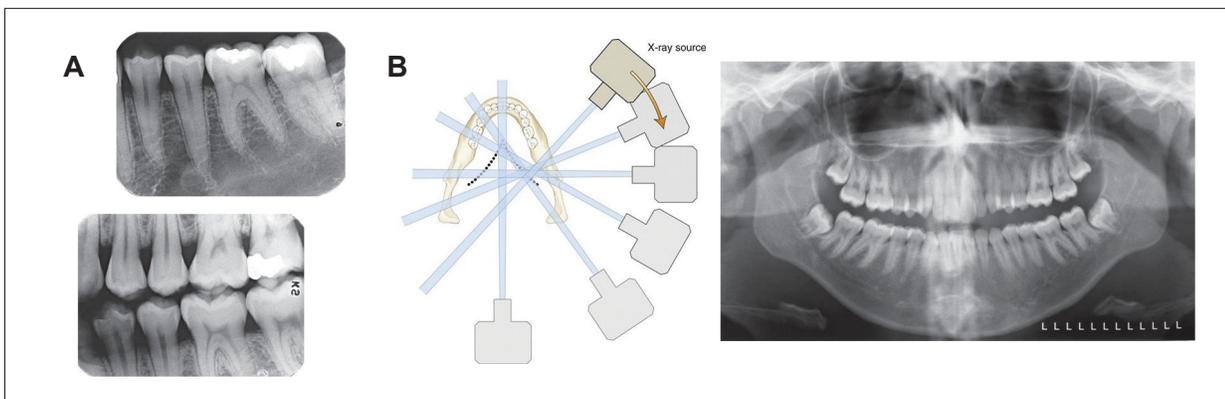


Figure 1.5 Radiographies intra-orales et panoramique. (A) Deux types de radiographies intra-orales : radiographie périapicale (haut) et radiographie interproximale (bas). (B) Principe de fonctionnement de la radiographie panoramique (gauche) et exemple de cliché panoramique (droite), tirées de White and Pharoah (2013).

Pour toutes ces raisons, l'examen panoramique sera souvent complété par des clichés de radiographie intra-orale qui apportent la précision nécessaire au diagnostic notamment des lésions carieuses et parodontales.

1.2.3 L'imagerie maxillo-faciale 3D

La représentation en deux dimensions des structures dento-maxillaire peut rester insuffisante dans certains contextes cliniques. En orthodontie, par exemple, une excellente compréhension des relations dento-maxillo-faciales est requise, afin de sélectionner le plan de traitement le plus approprié. La radiographie 2D peine à représenter fidèlement ces relations en raison notamment de la nature tridimensionnelle des structures d'intérêt.

La tomographie volumique à faisceau conique (TVFC) ou plus communément appelé le *CBCT* (de l'anglais *Cone Beam Computed Tomography*) permet cette exploration tridimensionnelle des structures dento-maxillo-faciales. Cette technologie est analogue à la tomodensitométrie. Une des principales différences réside dans la géométrie du faisceau de rayons X utilisé. La forme du faisceau utilisé, conique ou éventail, aura des impacts sur la méthode d'acquisition des projections, de reconstruction des images et leur qualité.

1.2.3.1 La tomodensitométrie (TDM) à rayons X

Avant d'expliquer en détails le fonctionnement de l'imagerie *CBCT*, il est primordial de comprendre la méthodologie d'acquisition générale en TDM. Typiquement, un couple formé d'une source de rayons X finement collimatée et d'un détecteur décrit des rotations autour du patient. Le détecteur, constitué d'un arrangement de scintillateurs ou de chambres d'ionisation, enregistre la quantité de photons transmise (fig. **1.6-B**). La différence entre la quantité de photons enregistrée sur le détecteur et celle émise par la source permet d'estimer la quantité de photons atténués par les structures explorées. Par conséquent, il est possible de caractériser les milieux traversés en fonction de leur capacité d'absorption des photons. Une structure plus dense, comme l'os, aura tendance à absorber une quantité plus importante de photons, comparativement à une structure moins dense (ex. tissus mous). Cette propriété des tissus biologiques est mise à profit en TDM et se traduit sous la forme du contraste. Un modèle mathématique basé sur la physique de la radiation et sur la géométrie du système d'acquisition permet de reformer l'image à partir des mesures d'atténuation.

Le patient est couché sur une table mobile, et le couple source-détecteur tourne continuellement autour de lui. Ce mouvement combiné correspond à une acquisition hélicoïdale que prennent en compte les modèles mathématiques de reconstruction des images. Les machines sont toutes équipées de détecteurs multibarettes qui permettent notamment de réduire significativement le temps d'acquisition (White and Pharoah (2013)).

Le TDM est considérée comme une modalité d'imagerie 3D. En effet, il est possible de répéter les mesures d'atténuation à plusieurs positions selon l'axe transverse du patient pour construire un volume d'intérêt plutôt qu'une seule tranche. Toutefois la concaténation de plusieurs tranches ne permet pas de former une image de dimensions isotropiques : le pas en direction axiale est souvent beaucoup plus élevé que l'espacement intra-tranche. Cela peut occasionner des distorsions au niveau des objets qui sont représentés, et même causer une perte d'information significative si l'objet est de taille comparable à l'espacement des tranches.

Dans la prochaine section, les caractéristiques de l'imagerie *Cone Beam CT* sont présentées. Les différences entre cette modalité et la TDM seront mises de l'avant, afin de démontrer les raisons qui font du *CBCT* une modalité de choix pour l'imagerie dento-maxillaire.

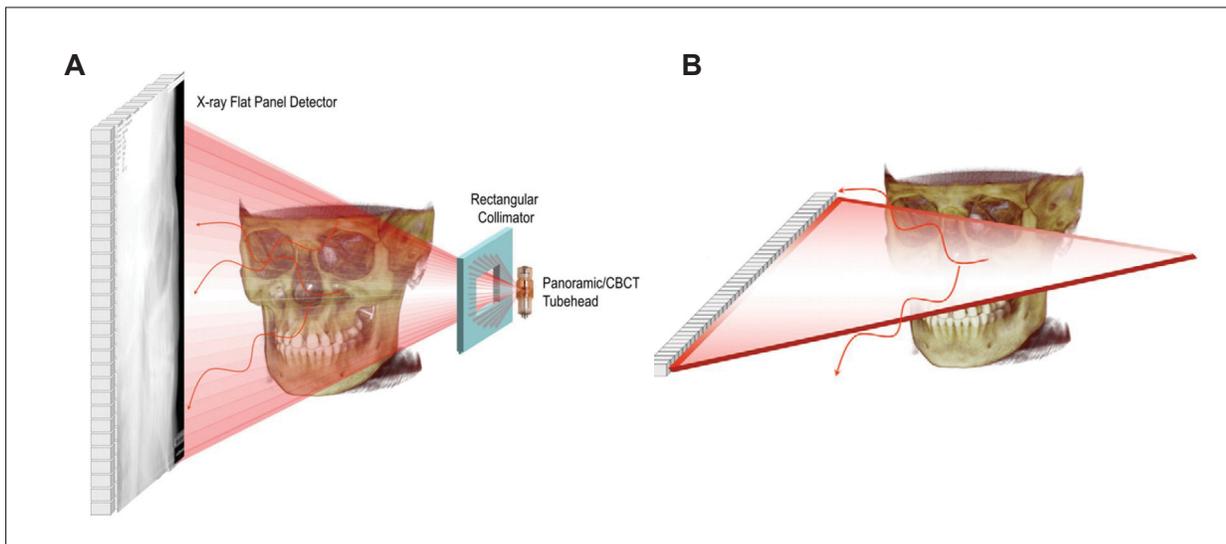


Figure 1.6 Différences géométriques d'acquisition pour la tomographie et le *Cone Beam CT*. Le *Cone Beam CT* (A) utilise un faisceau conique et un détecteur plan, tandis que la tomographie (B) utilise un faisceau finement collimaté et une barrette de détecteurs, tirées de Scarfe *et al.* (2017).

1.2.3.2 La tomographie volumique à faisceau conique

L'imagerie *Cone Beam CT* utilise des principes d'acquisition similaires à ceux de la tomographie. La forme conique du faisceau oblige toutefois le système à détecter les photons

incidents sur un détecteur plan matriciel, tel qu'illustré en figure 1.6-A. Le faisceau couvrant l'entièreté de la région d'intérêt, une seule rotation du couple source-détecteur est requise pour acquérir les données brutes d'atténuation (Scarfe *et al.* (2017)). Cette particularité donne notamment au *CBCT* un avantage en terme de dose (White and Pharoah (2013)). De plus, puisque le système est plus compact, il est possible de positionner le patient de trois façons différentes selon le modèle de l'appareil : assis, debout ou couché.

L'acquisition des projections autour du patient se fait en mode pulsé à intervalles réguliers selon une trajectoire circulaire et une rotation partielle ou complète.. La vitesse d'acquisition des projections se mesure en images par seconde, et ce taux de capture peut être déterminé en amont (Pauwels *et al.* (2015b)). Une grande quantité de projections permettra d'augmenter le rapport signal sur bruit, mais augmentera aussi le temps de reconstruction et aussi la dose d'exposition. Le champ de vue de l'appareil peut aussi s'ajuster en collimatant plus ou moins le faisceau conique. La taille maximale du champ dépend toutefois intrinsèquement de la grandeur du détecteur.

Le calcul permettant de passer du stade des projections au stade du jeu de données volumétriques correspond à l'étape de reconstruction.. Les modèles mathématiques utilisés pendant la reconstruction considèrent l'information provenant de toutes les projections pour procéder à la construction tranche-par-tranche du volume. Le standard clinique en matière de reconstruction est l'algorithme *FDK* (Feldkamp *et al.* (1984)). Ce dernier est une adaptation de la rétro-projection filtrée pour les données *Cone-Beam CT*. L'idée générale est de rétro-projeter les données de chacune des projections sur une matrice tridimensionnelle en effectuant les corrections nécessaires pour accommoder la géométrie conique du faisceau. Ainsi, la résolution des voxels du jeu de données volumétriques dépend directement de la résolution des pixels de la grille de détection. Cette dernière étant isotropique, le volume reconstruit le sera aussi, contrairement aux données volumétriques produites par la TDM.

Artéfacts

Les artéfacts se définissent comme étant des distorsions ou des erreurs dans l'image qui ne sont pas reliés à l'anatomie du patient étudié (White and Pharoah (2013)). Évidemment, les artéfacts peuvent affecter plus ou moins la qualité de l'image, et nuire à sa lecture ou à son traitement. En imagerie *Cone Beam CT*, et spécialement en imagerie de la cavité orale, certains types d'artéfacts sont plus fréquents que d'autres. Ils peuvent être catégorisés par leur origine.

Les artéfacts d'acquisition sont causés par les phénomènes physiques en jeu lors de l'acquisition des projections (Scarfe *et al.* (2017)). Les artéfacts de ce type sont souvent causés par le durcissement de faisceau (fig. 1.7-A, BH), ou encore l'absorption préférentielle des photons de basses énergies lors du passage du faisceau à travers des objets de hautes densités. Ce phénomène physique entraîne la distorsion des objets métalliques et l'apparition de stries et de bandes entre deux objets denses (fig. 1.7-A, S). La présence d'objets très denses peut également entraîner un signal nul au détecteur, ce qui se manifeste par la présence de zones d'extinction, c'est-à-dire une absence de signal là où il devrait y en avoir (fig. 1.7-A, PS). Évidemment, ces artéfacts sont particulièrement observés en imagerie de la cavité orale due à la présence d'implants et de restaurations dentaires.

Les artéfacts reliés au patient correspondent principalement au déplacement du patient durant l'acquisition. Ce mouvement fausse le recalage des données lors de la reconstruction, et ce phénomène se traduit par une apparence globale floue de l'image.

Les artéfacts reliés à l'appareil renvoient à la géométrie du système et à la méthode de reconstruction. Plus particulièrement, l'effet conique est causé par la géométrie divergente du faisceau. La partie supérieure et inférieure de la région d'intérêt ne sont exposées aux radiations que lorsque la source se trouve à l'opposé du patient. Cette sous-exposition par rapport aux autres zones de l'image entraîne des distorsions, des stries ainsi qu'une augmentation importante du bruit en périphérie Scarfe *et al.* (2017).

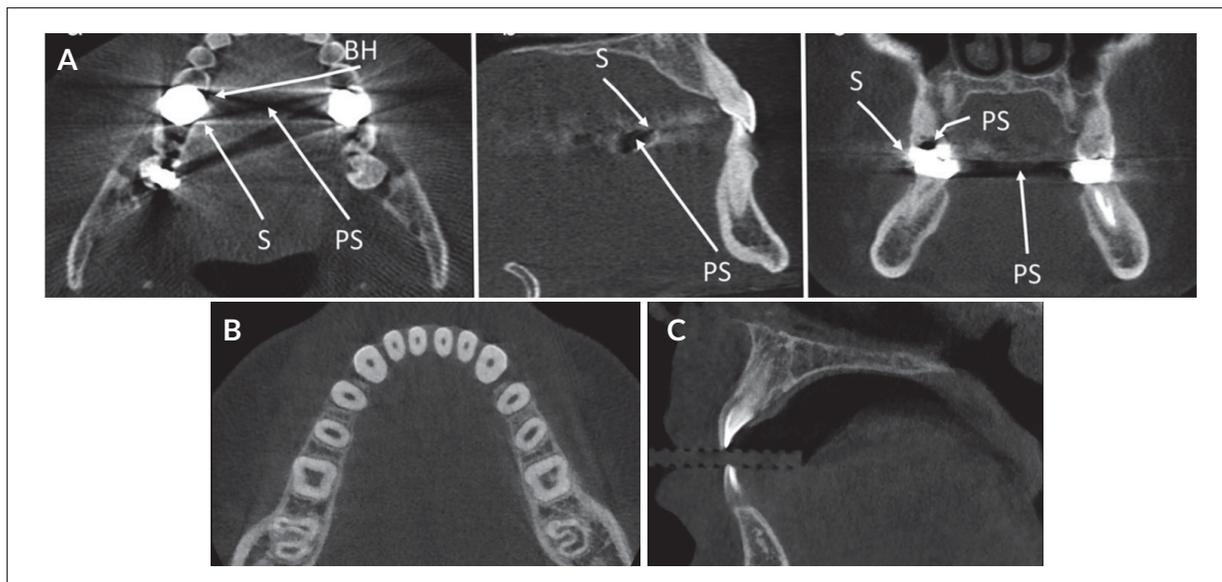


Figure 1.7 Exemples d'artéfacts en imagerie CBCT des structures dento-maxillaires. (A) La présence d'artéfacts peut compliquer l'analyse de l'image, BH : durcissement de faisceau, S : bandes et stries, PS : extinction de photons, tirées de Scarfe *et al.* (2017). (B) Un bruit attribuable aux atténuations non-linéaires qui sont enregistrées sur le détecteur 2D est observable sur les images. (C) Les images *Cone Beam CT* ne permettent pas la différenciation des tissus mous entre-eux.

Avantages et limitations

Dans le domaine de la médecine dentaire, plusieurs caractéristiques des appareils *Cone Beam CT* constituent un avantage par rapport à la tomodensitométrie. D'abord, le coût et la taille des appareils étant généralement moindres que ceux de la TDM, il est concevable, pour une clinique dentaire, d'installer ce type d'appareil. Le temps d'acquisition rapide de ces appareils peut se traduire non seulement par un gain d'efficacité, mais aussi par une réduction de la dose d'exposition. En effet, l'unique rotation requise pour l'acquisition des projections et le mode pulsé font en sorte que le patient n'est exposé au faisceau que très brièvement. Enfin, la résolution native sous-millimétrique et isotropique des détecteurs permet une imagerie en très haute résolution.

Toutefois, la géométrie conique de l'appareil est responsable de deux limitations intrinsèques : la présence accrue de bruit dans l'image et le manque de résolution en contraste. Ces deux li-

mitations résultent du fait que le détecteur est bidimensionnel, et non linéaire comme en TDM. Cette particularité le rend plus susceptible d'enregistrer les photons issus de la diffusion Compton. Ces derniers sont capturés et enregistrés sur la trajectoire d'un faisceau spécifique, alors qu'ils proviennent en réalité d'une zone distante et qu'ils ne représentent pas l'atténuation de l'objet présent sur la trajectoire. Un bruit additionnel issu de l'atténuation non-linéaire des faisceaux est ainsi observé (fig. **1.7-B**). D'un point de vue pratique, ces phénomènes se traduisent par une difficulté à distinguer certaines structures anatomiques entre-elles, en raison de la faible résolution en contraste de l'appareil. Cela affecte particulièrement la fenêtre d'intensités des tissus mous, qui sont pratiquement indifférenciables en imagerie *CBCT* (fig. **1.7-C**).

Utilisation clinique

L'utilisation du *Cone-Beam CT* s'est particulièrement développée en médecine dentaire. Sa pertinence dans la planification des traitements est aussi indéniable (Rios *et al.* (2017)). Parmi les applications spécifiques du *CBCT* en médecine dentaire, l'on retrouve (White and Pharoah (2013)) :

- Le radiodiagnostic des pathologies d'origine dentaire ;
- La planification en implantologie ;
- L'orthodontie et la céphalométrie (céphalométrie 3D, planification de traitement et localisation de dents incluses) ;
- La planification chirurgicale, notamment pour les dents de sagesse ;
- La localisation du canal mandibulaire (relation entre le canal et les racines) ;
- L'analyse morphologique de l'articulation temporomandibulaire (arthrose, anomalie de développement du condyle, ankylose) ;
- Le prototypage rapide et la visualisation 3D (impression 3D, réalité virtuelle en éducation pour les praticiens ou pour les patients).

Enfin, il est essentiel de ne pas considérer le *Cone Beam CT* comme un outil de remplacement à la radiographie intra-orale ou panoramique. Il s'agit plutôt d'une modalité d'imagerie avancée utilisée lors de traitements spécifiques.

1.3 Conclusion

Les deux dernières sections ont permis d'introduire des notions théoriques essentielles à la compréhension de ce travail. En outre, l'anatomie du complexe crânio-maxillo-facial a été mise de l'avant, et une attention particulière a été dirigée vers l'anatomie dentaire. Également, des notions plus techniques sur les modalités utilisées en imagerie dento-maxillaire ont été introduites et expliquées. Le prochain chapitre aura pour objectif de situer l'état de l'art en matière de techniques de segmentation dentaire.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 Introduction

La segmentation est une tâche qui consiste à diviser une image en plusieurs régions d'intérêts. Ces régions sont composées de pixels (voxels pour une image tridimensionnelle) qui partagent des caractéristiques communes d'intensité, de texture ou de localisation. Ce domaine de la vision par ordinateur est largement utilisée pour l'analyse d'images médicales puisque les résultats produits fournissent une information pertinente pour les cliniciens. Effectivement, les images médicales contiennent souvent une quantité importante d'information superflue. Le résultat d'une segmentation peut servir à des fins analytiques (mesures sur les tissus), à la détection d'anomalies, au diagnostic, à la planification thérapeutique, à la simulation de chirurgie, à la chirurgie assistée par ordinateur, etc. Il est également possible de construire des modèles 3D à partir du résultat d'un algorithme de segmentation via des algorithmes de reconstruction de maillage utilisés en infographie. On peut se servir de ces derniers pour la visualisation avancée (réalité virtuelle ou augmentée), le prototypage rapide, la simulation par méthodes des éléments finis, entre autres.

Il existe une importante littérature sur la segmentation, autant en recherche fondamentale qu'en recherche applicative. Conséquemment, il existe aussi plusieurs manières de catégoriser les différents algorithmes de segmentation. Elles peuvent dépendre du domaine d'application, des technologies utilisées ou bien des besoins de l'étude.

En ce qui concerne la segmentation des dents en radiologie dento-maxillo-faciale, il est pertinent de regrouper les différents algorithmes documentés dans la littérature en quatre grandes familles. Les algorithmes présentés dans chaque catégorie auront la caractéristique commune d'utiliser des paradigmes similaires pour résoudre le problème de segmentation. Ainsi, ce chapitre se divisera en six sous-sections. Les quatre premières seront dédiées à la revue des études qui sont associées à chacune des quatre grandes familles, à savoir la segmentation par propaga-

tion de contours (section 2.2), la segmentation par modèles déformables ou par atlas (section 2.3), la segmentation par fusion multimodale (section 2.4) et la segmentation par intégration de contraintes anatomiques (section 2.5). Dans chacune de ces sections, les notions théoriques derrière chacun des algorithmes de segmentation abordés sont expliquées, ainsi que la manière dont ces algorithmes sont appliqués à la résolution du problème de segmentation dentaire. Dans la section 2.6, des algorithmes développés pour l'analyse et le traitement des images TDM et CBCT sont présentés. Enfin, la section 2.7 est consacrée à la revue des méthodes de validation communément utilisés en segmentation d'images médicales.

2.2 Segmentation des dents par propagation de contours

Les méthodes incluses dans cette catégorie s'appuient sur un paradigme commun pour résoudre le problème de segmentation : l'image 3D est en fait considérée comme une superposition de plusieurs images 2D pouvant être traitées de manière séparée. Sachant qu'il existe une cohésion entre les différentes tranches 2D, ces algorithmes utilisent la propagation de contours, i.e. l'utilisation du contour segmenté de la tranche précédente pour initialiser la segmentation de la tranche courante. Certains algorithmes se prêtent bien à cette représentation du problème, c'est-à-dire la segmentation basée sur les niveaux de gris ou sur les approches régionales et la segmentation par contours actifs.

2.2.1 La segmentation basée sur les niveaux de gris et sur les approches régionales

Segmentation d'images basée sur les niveaux de gris

Cette branche de la segmentation regroupe les algorithmes qui se basent principalement sur l'intensité des pixels ou leur distribution pour diviser l'image en régions cohérentes. La méthode la plus rudimentaire consiste à définir un ou des seuils permettant de diviser la distribution des intensités en plusieurs zones homogènes. La principale difficulté de cette méthode est de définir le nombre de seuils optimaux et la valeur de ces derniers en fonction de la distribution de niveaux de gris de l'image. Le seuillage Otsu (Otsu (1979)) ou la classification

k-means (Chen *et al.* (1998)) permettent de trouver automatiquement ces seuils, en optimisant la variance intra-classe des différents groupes de pixels. Puisqu'il s'agit essentiellement d'un problème de classification, des méthodes d'apprentissage machine peuvent aussi être mises à profit pour effectuer ce genre de tâche. Des méthodes paramétriques, comme les modèles de mélanges gaussiens ou des méthodes non-paramétriques tels que le *mean-shift* (Szeliski (2010)) permettent la mise en grappe ou la classification des pixels selon leur niveau de gris.

Toutefois, la quantité non-négligeable de bruit en TDM et en *Cone Beam CT* ainsi que la présence de structures biologiques d'apparence semblable occasionnent inévitablement une multitude de régions déconnectées et éparses. Les méthodes basées uniquement sur les niveaux de gris peuvent difficilement conserver de manière cohérente l'apparence d'un objet puisqu'elles n'intègrent aucune information sur la forme des structures à isoler. Il est toutefois possible d'utiliser des algorithmes de morphologie mathématique (Heijmans *et al.* (1998)) pour affiner les résultats du masque binaire obtenu. Ces derniers utilisent un ensemble appelé élément structurant pour sonder l'image binaire et en produire une sortie cohérente avec la tâche à effectuer (dilatation, érosion, fermeture, ouverture, etc.). Bien que ces algorithmes soient peu adaptés aux cas complexes de segmentation, ils sont souvent utilisés en première ligne, en guise de pré-traitement ou pour s'affranchir de l'information superflue dans l'image.

Segmentation d'images par approche régionale

Telle que mentionnée dans l'introduction, la segmentation consiste en la séparation d'une image I en plusieurs régions disjointes R_i . Une fois unies, ces régions forment la totalité de l'image, tel que $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$. Les algorithmes par approche régionale se basent sur la présomption qu'il existe une similitude entre les pixels avoisinants d'une région, et que cette similitude n'est pas observable entre des pixels voisins qui n'appartiennent pas à la même région. D'un point de vue mathématique, on peut associer cette similitude à une règle ou à un prédicat qui vérifie que la cohérence est observée à l'intérieur de R_i et qu'elle n'est pas observable pour $R_i \cup R_j$, par exemple.

La croissance de régions (Adams & Bischof (1994)) est une approche ascendante de la segmentation par régions. Dans cette formulation, l'utilisateur détermine de manière interactive plusieurs germes (de l'anglais *seeds*), qui appartiennent à l'une ou l'autre des régions de l'image. L'environnement de chacun de ces germes est sondé par rapport à un critère de similarité, et les pixels non-alloués avoisinants prennent l'étiquette du germe si le critère est respecté. La propagation des étiquettes se poursuit de manière itérative jusqu'à ce que tous les pixels de l'image appartiennent à l'une des régions. Le critère de similarité peut être de nature descriptive (seuil d'intensité ou texture) ou statistique (moyenne et écart-type acceptable d'une région, nombre de pixels par régions, etc.). La sélection des germes a un grand impact sur le résultat de la segmentation. Un mauvais choix peut occasionner la fuite du masque par un chemin qui relie deux régions indésirables. Ce problème est d'autant plus accentué en présence d'images bruitées et faiblement contrastées.

Les approches par régions demeurent peu précises pour la segmentation d'objets complexes. La permissivité du critère de similarité peut occasionner une sous- ou une sur-segmentation particulièrement lorsque la frontière de l'objet est mal définie ou peu contrastée. Par ailleurs, ces algorithmes sont souvent trop dépendants de la sélection initiale des germes et peuvent donner des segmentations erronées si cette dernière n'est pas faite adéquatement.

2.2.2 Applications en imagerie maxillo-faciale

Ces algorithmes de segmentation classiques sont étudiés par Kang *et al.* (2015) pour la segmentation des dents en TDM. L'algorithme développé propose d'abord la sélection d'une valeur de seuil initiale qui se trouve à mi-chemin entre les pics qui représentent l'os alvéolaire et les dents. Une recherche basée sur la méthode de la bissection permet de trouver la borne supérieure acceptable pour la valeur du seuil (fig. 2.1-A), et ainsi procéder à l'élimination théorique des intensités de l'os alvéolaire.

La méthode de croissance de régions est appliquée à une tranche initiale sur laquelle des germes ont été manuellement placés. Le résultat de cette première tranche est ensuite propagée dans

la tranche subséquente pour la sélection de nouveaux germes. Les auteurs rapportent des problèmes de fuite dans l'os alvéolaire. Ils mettent en place une solution *ad hoc* pour éliminer les voxels associés à la sur-segmentation en comparant le masque obtenu dans une tranche N avec le masque dilaté dans la tranche $N + 1$. Les voxels qui ne font pas partie de l'union de ces deux masques sont éliminés, tel qu'illustré à la figure 2.1-B.

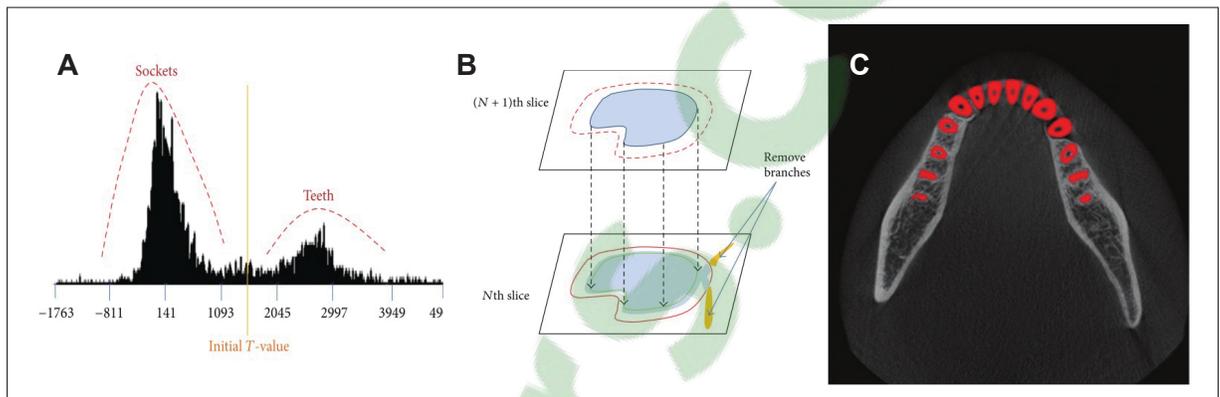


Figure 2.1 Segmentation des dents en imagerie TDM basée sur les approches par intensités et régions. (A) La recherche du seuil optimal permet de déterminer des zones anatomiques d'intérêt. (B) La stratégie de propagation tranche-par-tranche facilite l'initialisation et la suppression de zones superflues. (C) Exemple de segmentation d'une tranche du volume TDM, tirées de Kang *et al.* (2015)

2.2.3 Les contours actifs

Les contours actifs correspondent à une classe d'algorithme de segmentation qui a pour objectif de détecter le contour d'objets présents dans l'image en combinant deux énergies : l'énergie provenant des contraintes imposées par l'image et l'énergie provenant des contraintes imposées par le modèle de représentation. La combinaison de ces deux termes est exprimée par une formulation particulière qui constitue un modèle de contraintes locales. Deux types de modèles retiennent l'attention : les contours actifs paramétriques et les contours actifs géométriques. Les deux diffèrent dans leur représentation et leur implémentation. Dans le premier type, le contour actif est représenté explicitement par une courbe paramétrique qui évolue selon une approche

Lagrangienne. Le deuxième type, quant à lui, utilise la représentation implicite d'une ligne de niveau évoluant sous une approche Eulérienne.

Contours actifs paramétriques

Également appelés *snakes*, les contours actifs paramétriques ont été introduits par Kass *et al.* (1988). Dans cette formulation, une courbe paramétrique explicite $f(s) = (x(s), y(s))$ est soumise à des contraintes internes et externes d'énergie. Si la contrainte interne $E_{interne}$ permet de conserver un aspect lisse et adouci, la contrainte externe $E_{externe}$ attire la courbe vers les minimums locaux de l'image. La formulation du contour actif paramétrique dans le domaine continu s'articule selon l'équation **2.1**.

$$E_{snakes}^* = \int_0^1 E_{snake}(f) ds = \int_0^1 [E_{interne}(f) + E_{externe}(f)] ds \quad (2.1)$$

où $E_{externe}(f) = E_{image}(f) + E_{con}(f)$

Dans cette formulation, l'énergie interne est conservée en assurant une continuité de premier et second ordre de la fonction paramétrique f . L'énergie externe de l'image est une fonction qui rassemble des caractéristiques de l'image E_i et des contraintes externes précisées par l'utilisateur E_{con} . Avec un positionnement initial, l'équation **2.1** est utilisée pour résoudre un problème d'optimisation qui permet d'identifier un minimum local dans l'image.

Contours actifs géométriques

Dans cette formulation du contour actif, on utilise plutôt une représentation implicite sous forme de courbes de niveaux (préférentiellement désignées par l'appellation anglaise *level-set*) et le principe de propagation de front. Cette formulation, introduite d'abord par Osher (1988), présente plusieurs avantages par rapport à son homologue explicite, notamment par la gestion naturelle, et ainsi facilitée, des changements topologiques complexes du *level-set*. Également, la représentation du *level-set* sur une grille cartésienne fixe assure une analyse numérique sim-

plifiée et plus efficace. Dans la représentation du *level-set*, le contour de l'objet correspond au niveau zéro de la fonction ϕ , soit $\mathcal{C}(t) = \{(x, y) \mid \phi(t, x, y) = 0\}$.

L'évolution du front ϕ peut s'écrire sous sa forme générique par l'équation aux dérivées partielles **2.2**.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0 \quad (2.2)$$

La fonction F régit l'évolution du front et est obtenue grâce à l'information contenue dans l'image. Un exemple de la forme que peut prendre la fonction F est donné par Caselles *et al.* (1997) dans la populaire formulation des contours actifs géodésiques (éq. **2.3**).

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \operatorname{div} \left(g(I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + g(I) |\nabla \phi| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nabla g(I) \cdot \nabla \phi \quad (2.3)$$

L'expression $g(I)$ est un détecteur de contours de l'image I qui prend souvent la forme de $g(I) = 1/(1 + |\nabla G_\sigma * I|^n)$, où G est un noyau gaussien de largeur σ et n une constante.

Pour mieux comprendre le comportement de la courbe incorporée dans ϕ sous l'EDP **2.3**, revoyons les deux types de mouvement qui sont en jeu. D'abord, le premier terme induit un mouvement dans la direction de la courbure de ϕ , régit par le détecteur de contours (fig. **2.2**). Le deuxième terme, quant à lui, attire la courbe en direction du gradient de $g(I)$, ou en d'autres termes, en direction d'un champ de vitesse externe. Nous obtenons ainsi le même balancement des forces internes et externes introduit en équation **2.1**, mais en incorporant la courbe sous une formulation implicite qui gère mieux les grands changements topologiques et qui facilite de surcroît l'implémentation numérique.

À toutes fins pratiques, l'utilisation de cette formulation nécessite une ré-initialisation coûteuse et périodique de la fonction ϕ pour qu'elle conserve l'apparence d'une fonction distance signée, sans quoi il peut y avoir un manque de convergence. Dans Chunming Li *et al.* (2005), on introduit une nouvelle formulation dite variationnelle, qui s'affranchit de cette coûteuse étape

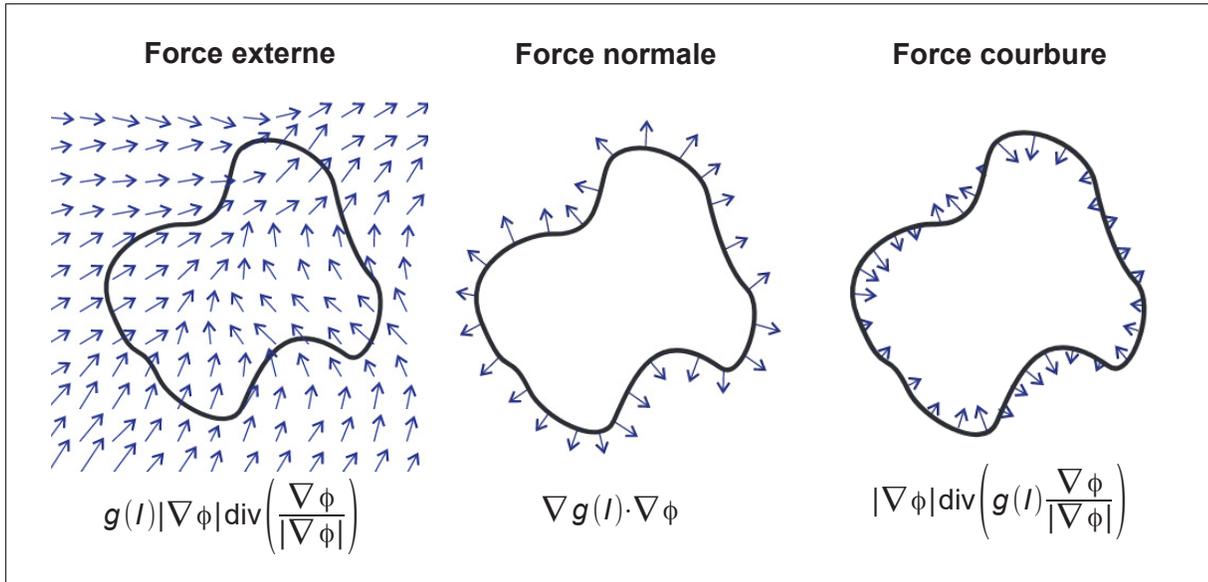


Figure 2.2 Schématisation des forces en jeu dans l'équation des contours actifs géodésiques.

de ré-initialisation (éq. 2.4).

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \delta(\phi) \left(\lambda \operatorname{div} \left(g(I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g(I) \right) \quad (2.4)$$

où $\delta(x)$ est la fonction Dirac, Δ est l'opérateur Laplacien, et μ , λ et ν sont des constantes qui régissent le poids de chacun des termes. Ainsi, le premier terme de l'équation 2.4 qui représente l'énergie interne, pénalise les déformations qui engendrent un éloignement de la forme d'une fonction distance signée. Le deuxième terme conserve le caractère lisse de la courbe (tel que vu dans l'équation 2.3) et le troisième terme permet l'expansion ou la contraction du contour selon le signe qu'emprunte ν . Cette formulation a l'avantage d'éliminer le besoin de réinitialiser ϕ , mais permet également d'adopter de plus grands intervalles de temps lors de la résolution du problème d'optimisation. Cette particularité accélère l'évolution de la courbe, et lui confère un comportement généralement stable et robuste. Enfin, de manière plus générale, l'adoption d'une formulation variationnelle permet l'intégration naturelle de modèles qui régissent le comportement de propagation du front, tels que des *a priori* régionaux de formes ou d'intensités.

La principale difficulté rattachée à l'utilisation des contours actifs tant paramétriques que géométriques est la sélection des paramètres libres de l'équation qui régit l'évolution du contour. Un mauvais choix de paramètres ou l'initialisation d'un contour actif trop loin de la solution visée aura tendance à faire converger l'algorithme vers un minimum local indésirable.

2.2.4 Applications en imagerie maxillo-faciale

L'utilisation de la méthode des *level-set* est souvent rapportée dans la littérature pour la segmentation des dents. Ce cadre numérique répond bien à certaines caractéristiques propres au problème de segmentation. La représentation implicite du contour et la gestion naturelle des changements topologiques permettent de bien traiter les cas où la dent présente plusieurs racines, comme c'est le cas pour les prémolaires et les molaires (fig. 2.3-A). Ce cadre numérique permet la segmentation simultanée de plusieurs objets, et aussi l'intégration de modèles pouvant influencer l'apparence de la courbe. L'évolution du contour tient compte de la régularité de la courbe, ce qui le rend moins sensible au bruit omniprésent en TDM.

Les premiers travaux conséquents sur le sujet sont ceux de Gao & Chae (2008b) et Gao & Chae (2010). La robustesse de leur méthode réside dans la décomposition du problème de segmentation en deux parties. En effet, la segmentation des racines utilise un seul *level-set* à formulation variationnelle, tandis que la segmentation des couronnes utilise deux fonctions *level-sets* couplées. Ces dernières incorporent le principe de compétition de régions pour éviter le débordement du contour dans une dent adjacente, créant ainsi une frontière imaginaire entre les deux objets. Deux autres aspects de la méthode sont à mentionner. D'abord, les auteurs incorporent la direction du gradient dans le cadre numérique en modifiant l'opérateur de détection de contour (éq. 2.5).

$$g = \begin{cases} 1 & \text{si } -\nabla\phi \cdot \nabla G_{\sigma} * I \leq 0 \\ \frac{1}{(1+|\nabla G_{\sigma} * I|^2)} & \text{si } -\nabla\phi \cdot \nabla G_{\sigma} * I > 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

Cette nouvelle fonction g permet de s'affranchir de l'apport de la zone de faibles intensités représentée par la pulpe et aussi d'éviter le débordement du front de propagation dans les zones environnantes qui présente des intensités similaires. Ensuite, les auteurs incorporent un *a priori* sur la forme et sur l'intensité pour faciliter la segmentation. L'*a priori* de forme se manifeste par la propagation du contour de la tranche précédente pour initialiser la segmentation de la tranche courante. La force d'expansion ou de contraction du contour quant à elle est pondérée par un *a priori* d'intensités qui est échantillonné le long du contour de la tranche précédente. Malgré sa robustesse, cette méthode fonctionne uniquement suite à l'initialisation manuelle des fonctions *level-sets* dans le volume 3D. Les auteurs rapportent également que la méthode fonctionne seulement sur des images TDM à haut contraste (fig. 2.3-B).

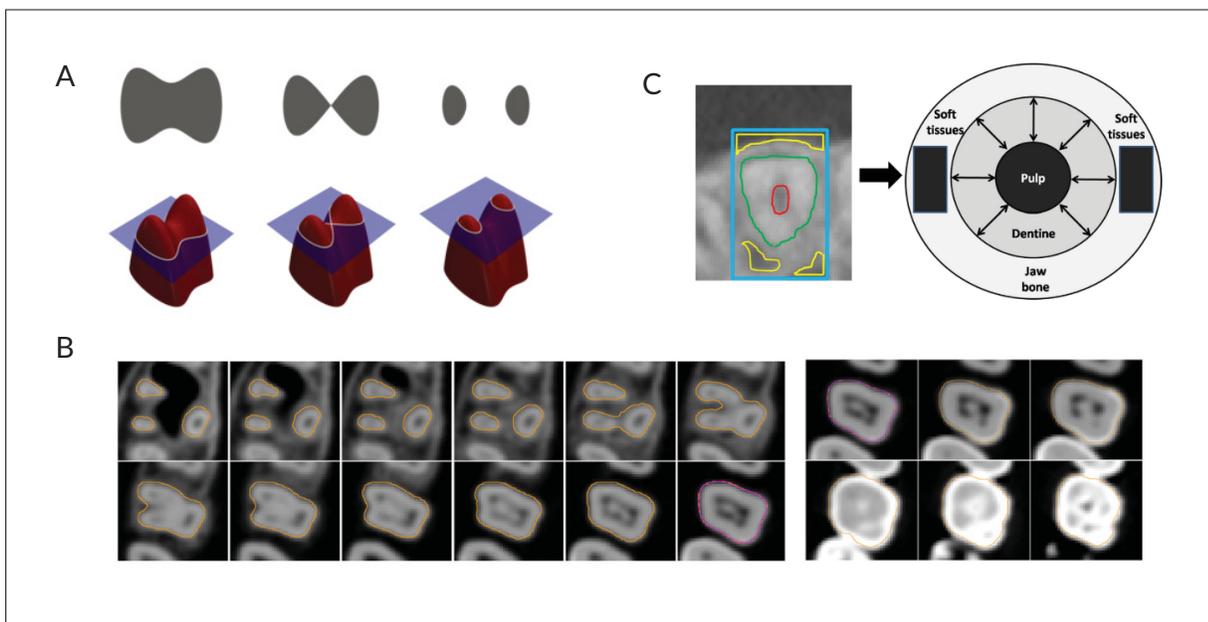


Figure 2.3 Application de la méthode *level-set* pour la segmentation des dents en TDM. (A) La représentation de la courbe qui décrit le contour de la dent est encapsulée dans une fonction de distance signée, où la courbe de niveau zéro est le contour de la dent, tirée de Wikipédia (2018b). (B) Stratégie de propagation du contour pour la segmentation des racines, tirée de Gao & Chae (2010). (C) Modèle de distribution des intensités de la dent pour la création d'un *a priori* d'intensités, tirée de Ji *et al.* (2014).

Plusieurs propositions ont été faites pour améliorer les résultats de segmentation de cet algorithme. Ji *et al.* (2014), ont adapté la méthode pour des images *Cone Beam CT* qui présentent généralement plus de bruit, et une moins bonne résolution en contraste. Trois nouveaux termes d'énergie ont été introduits dans le cadre numérique de Gao & Chae (2010). D'abord, le modèle permettant de calculer l'*a priori* d'intensités est modifié pour exclure les niveaux de gris de la pulpe et des tissus mous. Cela permet de réduire le chevauchement des fonctions de densités de probabilité décrivant l'extérieur et l'intérieur de la dent (fig. 2.3-C). De plus, l'*a priori* de forme est modifié de façon à favoriser les pixels qui représentent une courbure positive, puisque ces derniers sont jugés plus plausibles dans la définition de la courbe. Un dernier terme pénalise l'éloignement considérable du front de propagation de la zone qui représente la chambre pulpaire. Cette méthode, bien que plus adaptée pour les images *Cone Beam CT*, s'utilise uniquement avec les dents mono-radiculées, puisqu'elle gère mal les changements topologiques.

Gan *et al.* (2015), Gan *et al.* (2017) et Gan *et al.* (2018) ont décrit l'implémentation d'une fonction *level-set* dite hybride, qui incorpore des énergie globales et locales d'intensités, ainsi qu'une énergie de détection de contours et de contrainte de formes. L'énergie locale met à profit les motifs binaires locaux (de l'anglais *Local Binary Patterns* ou *LBP*). Les auteurs appliquent leur méthode dans deux autres articles, s'attaquant respectivement à la segmentation des dents inclinées et à la segmentation conjointe des dents et de la mandibule.

Enfin, deux autre articles retiennent l'attention puisqu'ils traitent de problématiques soulevées dans la littérature. D'abord, Xia *et al.* (2016) considèrent la présence d'artéfacts métalliques qui rendent impossible la segmentation des couronnes de certaines dents. Pour inférer la forme de la couronne, un modèle statistique de forme est incorporé dans le cadre numérique de la fonction *level-set* (voir section 2.3.1 pour une explication des modèles statistiques de forme). Les auteurs rapportent également l'utilisation d'une stratégie basée sur la transformé de Radon pour séparer les couronnes contiguës. Les mêmes auteurs (Xia *et al.* (2017)) proposent une stratégie de segmentation de maillage pour séparer les dents mandibulaires et maxillaires en contact d'occlusion.

2.2.5 Bilan

La méthode *level-set* est l'algorithme le plus étudié dans la littérature disponible sur la segmentation des dents en imagerie TDM ou *Cone Beam CT*. Malgré les avantages décrits au début de cette section, des inconvénients non négligeables à cette méthode existent. D'abord, la nature même de l'algorithme nécessite une étape manuelle pour spécifier la localisation des dents et initialiser la fonction *level-set*. Il serait techniquement possible d'automatiser cette étape, mais ce travail n'a pas encore été rapporté dans la littérature. Le deuxième inconvénient réside dans la nécessité de régler une quantité non négligeable de paramètres. L'implémentation de Gao & Chae (2010) comportait déjà 8 paramètres, dont deux devant être modifiés selon le type dentaire. L'introduction de nouveaux termes d'énergies améliore certainement la performance de l'algorithme, mais ajoute une couche de paramètres à la méthode de segmentation, ce qui la rend plus susceptible à l'échec et réduit ses chances de converger face à des sources de données variées. Enfin, la stratégie de propagation du contour tranche-par-tranche peut s'avérer bien utile pour contrôler l'évolution du contour, mais elle fait fi de l'information contextuelle tridimensionnelle. Malgré l'introduction des *a priori* de forme et d'intensités, l'apport du contexte environnant demeure limité dans une stratégie tranche-par-tranche, ce qui est malheureusement peu souhaitable dans un contexte d'analyse d'images 3D.

2.3 Segmentation des dents par modèles déformables globaux

La principale faiblesse des méthodes basées sur les niveaux de gris ou sur les contraintes de forme locales est l'incapacité de connaître ou d'incorporer la forme globale de l'objet dans la méthode de segmentation. Ce regroupement de méthodes s'appuie donc sur l'utilisation d'un modèle générique pour amorcer le processus de segmentation. Dans cette section, les techniques employées dans le domaine de la segmentation par modèles déformables sont présentées, et les applications de ces algorithmes au problème de segmentation font l'objet d'une revue.

2.3.1 Les modèles statistiques déformables

Cette stratégie est introduite par Cootes & Taylor (1992) dans ce qu'on appelle communément les modèles statistiques de forme. Ces derniers ont trouvé une multitude d'application dans le domaine de la vision par ordinateur, et la segmentation d'images médicales n'y échappe pas. Leur comportement peut s'apparenter à celui du contour actif paramétrique, notamment parce qu'il s'agit d'une structure définie par un amalgame de points inter-connectés qui subit les effets de forces externes, tout en conservant une apparence lisse et cohérente. Les modèles ont toutefois la particularité de maintenir nativement les caractéristiques de la classe d'objets qu'ils représentent via l'intégration d'information de nature statistique sur les variations acceptées au sein de cette classe.

La construction d'un tel modèle passe d'abord par la création d'une base de données de plusieurs cas réels, de laquelle on extrait une certaine représentation de l'objet. La plus commune en imagerie médicale est la représentation par maillage pour un objet défini dans un domaine 3D. Ces formes sont ensuite alignées et leur différents points appariés (ex. par l'algorithme *Iterative Closest Point*) afin de mener une analyse en composantes principales (ACP) pour connaître les principaux modes de variation de la forme de l'objet (fig. 2.4-A). On obtient une représentation statistique des déformations locales acceptées par la base de données.

$$x = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} x_n + \sum_{m=1}^c b_m \phi_m \quad (2.6)$$

Avec $x = (x_1, y_1, z_1, \dots, x_N, y_N, z_N)^T$ qui représente un maillage contenant N sommets, c qui est le nombre de mode de variation qui sont conservés, ϕ_m qui sont les vecteurs propres issus de l'analyse ACP et b un vecteur qui est modifié pour mener la déformation.

L'instanciation de ce modèle dans l'image peut se faire manuellement ou par un algorithme de recherche globale (Heimann & Meinzer (2009)). Comme c'est le cas pour les contours actifs, l'instanciation distante de ce modèle peut mener à la convergence vers des minimums locaux indésirables. Les algorithmes de déformations locales doivent donc résoudre un problème d'op-

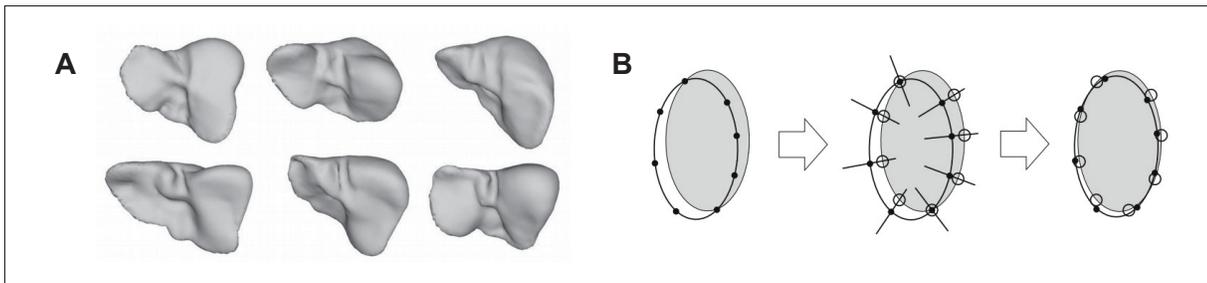


Figure 2.4 Segmentation avec modèles statistiques déformables. (A) Modèle statistique de forme du foie et ses principaux modes de variations. (B) Recherche du positionnement idéal par l'algorithme ASM (B), tirées de Heimann & Meinzer (2009).

timisation afin d'obtenir un agencement du modèle avec les données du patient, comme le fait l'algorithme des *Active Shape Models* (ASM) (Cootes *et al.* (1995)), tel qu'illustré à la figure **2.4-B**.

Une conclusion importante qui peut être émise en lien avec l'apprentissage statistique de modèles est sa difficulté à encapsuler toutes les variations morphologiques et anatomiques possibles. Malgré la robustesse de cette méthode, elle est souvent trop contraignante pour être facilement généralisable à tous les cas possibles. Cela est d'autant plus vrai dans la région maxillo-faciale, où les structures dentaires présentent une grande variabilité morphologique inter-individuelle.

2.3.2 Le recalage d'atlas ou de modèles 3D

Nous avons choisi de regrouper ces deux types de méthodes puisqu'elles partent toutes deux d'un postulat commun : elles procèdent à une opération de recalage (manuel ou automatique) d'une forme encapsulée dans un modèle (atlas ou géométrique) et procède à des déformations locales pour ajuster le modèle aux données. La grande différence avec la méthodologie présentée dans le section **2.3.1** est que ces deux méthodes ne se basent pas sur une information de nature statistique pour guider la déformation, ce qui lui confère généralement une plus grande liberté.

La segmentation par atlas se distingue notamment par l'importance qu'occupe l'étape de recalage dans le processus de segmentation. Le but de la segmentation par atlas est « *d'encoder la relation qui existe entre les étiquettes de segmentation et les valeurs d'intensités observées dans l'atlas, afin d'assigner les étiquettes appropriées à une nouvelle image.* » (traduction libre, Iglesias & Sabuncu (2015)). La forme que prend l'atlas peut être volumique ou géométrique et contenir un ou plusieurs exemples. Les choix qui régissent la construction de l'atlas demeurent bien spécifiques au problème à l'étude. Dans cette méthodologie, l'atlas subit une opération de recalage dans l'image qui est formulée à l'intérieur d'un problème d'optimisation visant à minimiser une fonction de coût \mathcal{C} soumise à une transformation \mathbf{T} :

$$\hat{\mathbf{T}}_{\mu} = \arg \min_{\mathbf{T}_{\mu}} \mathcal{C}(\mu; M_r; M_m) \quad (2.7)$$

Avec le modèle (ou l'image) de référence M_r qui est défini dans son domaine $\Omega_r \subset \mathbb{R}^d$ et le modèle mobile M_m qui est lui aussi défini dans son domaine $\Omega_m \subset \mathbb{R}^d$. L'indice μ indique que la transformation est paramétrisée (Oliveira & Tavares (2014)). Cette étape permet d'établir une correspondance spatiale entre l'atlas ou les modèles 3D et la position de l'objet dans l'image. Il existe plusieurs types de transformations (rigides, semi-rigides, affines, B-spline, spline en plaque mince, etc.), plusieurs métriques d'interpolation, et aussi plusieurs méthodes d'optimisation. Le choix de ces différentes composantes rend l'opération de recalage hautement personnalisable.

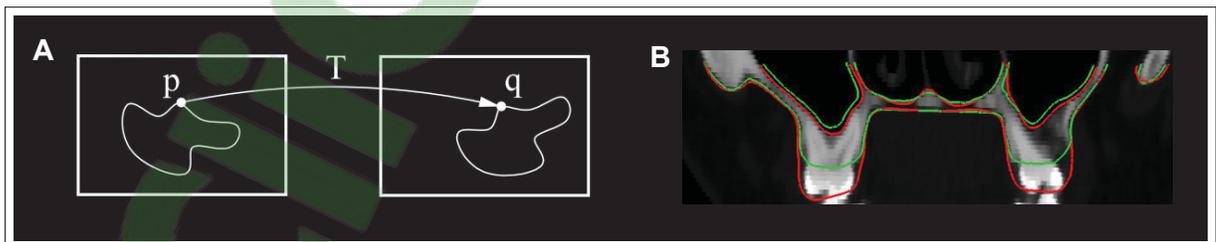


Figure 2.5 Principe du recalage d'images et de modèles. (A) Les points de l'image cible p sont appariés aux points de l'image fixe q selon une transformation T , tirée de Klein & Staring (2011). (B) Deux exemples de recalage non-rigide d'un modèle de maxillaire (contours vert et rouge) dans une image cible TDM, tirée de Duy *et al.* (2012).

Dans le cas des atlas volumiques, il est ensuite possible de procéder à la propagation et à la fusion des étiquettes de la manière jugée la plus appropriée (Iglesias & Sabuncu (2015)). Les atlas géométriques, quant à eux, subissent généralement une déformation locale pour améliorer l’ajustement du modèle aux données. Parmi les méthodes de déformations de maillage qui retiennent notre attention, nous comptons la déformation hiérarchique de surface et la déformation par optimisation Laplacienne.

Déformation de surfaces

Les algorithmes de déformation de surfaces utilisent un schéma similaire au recalage non-rigide, où un maillage $M = (V, E)$ composé de sommets $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ et d’arêtes E voit chacun de ses sommets appariés à un point cible t_i qui représente une certaine caractéristique dans l’image. L’identification de ces points caractéristiques s’opère par l’échantillonnage de profils d’intensités normaux $P_i(s)$ avec un paramètre $s \in [-\frac{L}{2\tau}, \frac{L}{2\tau}]$ qui représente l’échantillonnage de longueur L suivant un espacement τ (fig. 2.6-A). Ce processus est conduit pendant un nombre fixe d’itérations, où le paramètre L est graduellement diminué pour localiser davantage les déformations.

Chav *et al.* (2014) ont développé un algorithme de déformation hiérarchique de surface pour résoudre le problème de segmentation des reins. L’identification de la cible t_i se fait via l’application d’un opérateur gradient suivi d’une fonction gaussienne centrée sur les profils d’intensités. Le déplacement de chaque sommets V' s’obtient en pondérant la position des points caractéristiques selon l’influence d’un voisinage R qui, tout comme L , est diminué à chaque itération.

Chartrand *et al.* (2016) ont proposé un algorithme de déformation de surfaces basé sur l’optimisation Laplacienne pour la segmentation du foie en TDM. Ici, les profils d’intensités sont normalisés par une fonction de transfert gaussienne qui tire ses paramètres d’une région d’intérêt définie manuellement au préalable. Les profils normalisés $P_i^{\sigma_0}$ sont analysés avec une

mesure de similarité $C_i(s)$ basée sur la somme des différences absolues (éq. 2.8).

$$C_i(s) = \sum_{j=-\theta}^{\theta} |P_i^{\sigma_0}(s+j) - H(j)| \quad (2.8)$$

Les points caractéristiques cibles, représentés par le minimum du profil $C_i(s)$ sont appariés à un score de confiance $\lambda_i = 2\theta - \min(C_i(s))$, et ces valeurs sont emmagasinées dans les matrices T et W_p , respectivement. La position modifiée des sommets V' s'obtient en résolvant le système d'équations issu des travaux de Nealen *et al.* (2006) sur l'opérateur Laplacien de maillage qui permet la conservation du caractère lisse de la surface (éq. 2.9).

$$\begin{bmatrix} \mathcal{L} \\ W_p \end{bmatrix} V' = \begin{bmatrix} 0 \\ W_p T \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

où \mathcal{L} est la matrice Laplacienne du maillage. À noter que les poids λ_i sont pondérés par un facteur α dans la définition de W_p . La diminution de ce facteur permet la réduction de la rigidité de la surface à chaque itération pour modéliser des détails toujours plus fins, tel qu'illustré à la figure 2.6-B.

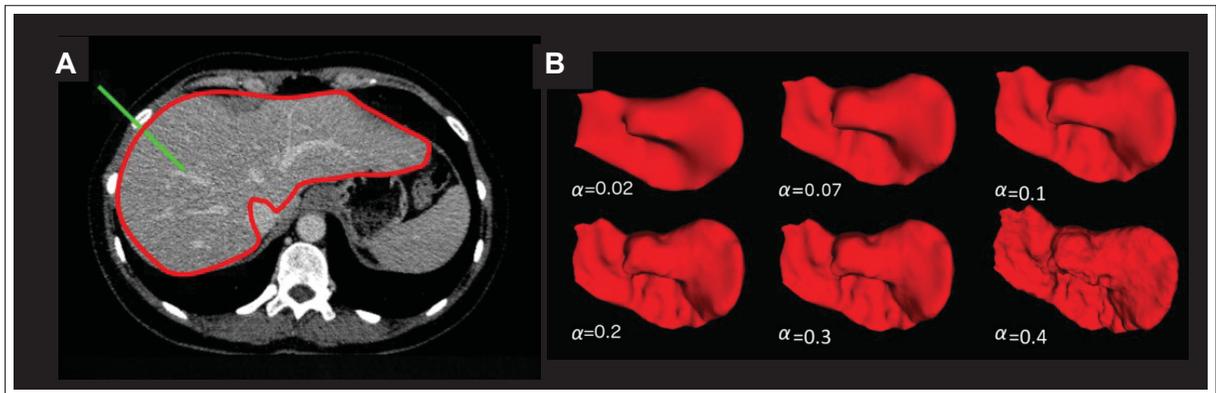


Figure 2.6 Déformation de surfaces à partir d'une forme *a priori*. (A) Des profils d'intensités (vert) sont interpolés suivant la normale de la surface (rouge). (B) Les paramètres de la déformation sont modifiés à chaque itération pour modéliser des détails fins, tirées de Chartand (2017).

2.3.3 La partition de graphe

Avant de présenter les différents travaux qui utilisent les modèles déformables globaux pour la segmentation des dents, il convient d'introduire la notion de segmentation par partition de graphes. Les graphes constituent un moyen alternatif de représenter une image 2D ou 3D en définissant chaque pixel (ou voxel) par un nœud du graphe. Chaque nœud est connecté à ses voisins immédiats, avec lequel il partage une mesure d'affinité qui fait état de leur similitude.

La formulation mathématique du problème provient du graphe $G = (V, E)$ où $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ représente les voxels de l'image 3D qui sont inter-connectés entre voisins par un ensemble d'arêtes E . Chaque connexion possède un poids $w(v_i, v_j)$ qui mesure l'affinité existante entre deux voisins. La segmentation par partition de graphes revient à trouver des sous-graphes A_i tels que $A_1 \cup \dots \cup A_k = G$. Chaque sous-graphe ne possède que les éléments qui lui sont propres, et ne peut pas intégrer des sommets ou des arêtes d'un autre sous-graphe, de sorte que $A_i \cap A_j = \emptyset$. En d'autres mots, la partition de graphe revient à couper des arêtes afin de définir des zones distinctes, d'où la populaire appellation *graph-cut*.

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) \quad (2.10)$$

La stratégie générale est de choisir manuellement des germes qui définissent l'avant-plan et l'arrière-plan, et d'utiliser un algorithme d'optimisation pour minimiser une fonction de coût prédéfinie (ex. la minimisation de l'équation 2.10). Cette opération nous procure l'étiquette de chaque voxel. Le principal avantage de la formulation du problème de segmentation via la partition d'un graphe, est qu'elle offre une plus grande flexibilité qu'un grille régulière 3D, tout en fournissant un cadre numérique sur lequel la rapidité des calculs est accrue. Des algorithmes d'optimisation tels que le *min-cut/max-flow* (Ford & Fulkerson (1956)), la segmentation par marche aléatoire (Grady (2006)) et la recherche de chemin/surface minimale (Dijkstra (1966)) mettent tous à profit la formulation par graphe pondéré.

2.3.4 Applications en imagerie maxillo-faciale

La segmentation à l'aide de modèles déformables globaux est exploitée par Zhang *et al.* (2016), où les auteurs développent une stratégie permettant l'évolution d'une surface soumise à des règles de déformations prédéfinies. Une sphère subdivisée en plusieurs triangles est placée manuellement dans chacune des dents de l'image *Cone Beam CT*. Le balancement de la force de cohérence interne et de la force d'attraction externe (contenant une force de freinage dérivée de l'orientation du gradient de l'image) est à la base de cette méthode de déformation itérative. La cohérence de la surface est maintenue grâce aux limitations qui sont imposées sur la courbure moyenne. Une re-paramétrisation de la surface est menée entre chacune des itérations afin de gérer les changements instables de la topologie de la surface. Cette méthode versatile demeure toutefois semi-automatique, et les auteurs n'offrent pas de piste pour automatiser l'initialisation des surfaces subdivisées. De plus, aucune validation des performances de l'algorithme à l'aide des métriques acceptées en vision par ordinateur (voir section 2.7) n'a été proposée.

Les modèles statistiques de forme ont été mis à profit par Evain *et al.* (2017) dans un cadre de segmentation semi-automatique qui combine la connaissance statistique *a priori* et l'optimisation *graph cut*. Ce cadre de segmentation considère le graphe qui représente l'image comme un réseau de flot (ou tuyau) composé d'une source (*t-link*) et d'un puits (*s-link*) qui sont respectivement l'avant-plan et l'arrière-plan. Les poids qui relient chaque nœud sont analogues à la capacité d'un tuyau. Du point de vue de l'image, cela se traduit par la probabilité qu'une paire de voxels corresponde à une frontière entre deux régions. L'algorithme *graph-cut* détermine un ensemble d'arêtes qui doit être retirée du graphe pour séparer les nœuds sources et puits, tout en minimisant la capacité de la coupe (fig. 2.7-A). Le théorème le plus utilisé pour effectuer cette tâche est le *max-flow/min-cut* qui stipule que la coupe minimale s'obtient en déterminant le flot maximal entre la source et le puits. Plusieurs implémentations de cet algorithme existent, et elles ont la caractéristique commune de minimiser une fonction-objectif globale.

Dans Evain *et al.* (2017), le modèle statistique de forme est construit à partir de 15 examens *Cone Beam CT* segmentés manuellement et est accompagné d'un modèle d'intensités

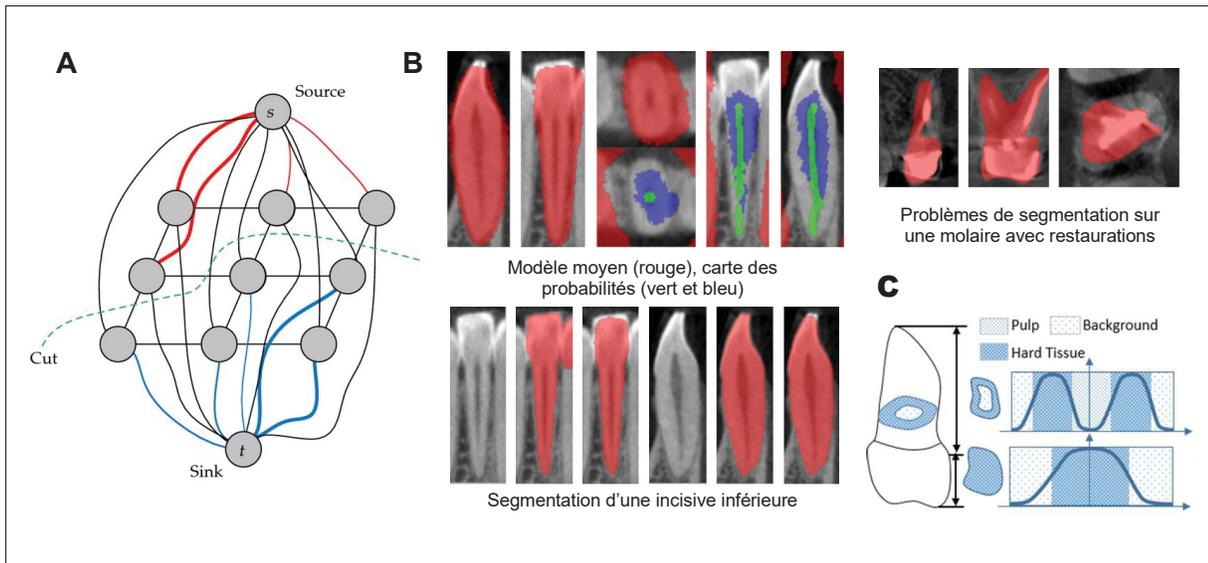


Figure 2.7 Segmentation par partition de graphe. (A) L'algorithme d'optimisation *graph-cut* cherche à couper les connexions qui minimisent une fonction de coût séparant les nœuds sources t des nœuds puits s , tirée de Chen *et al.* (2012). (B) Le recalage d'un modèle statistique de forme et d'une carte de probabilité des niveaux de gris (haut) permet d'instancier un algorithme de type *graph-cut* pour la segmentation (bas). Des cas anormaux, comme la présence d'objets métalliques, peuvent fausser les résultats de segmentation (droite), tirée de Evain *et al.* (2017). (C) L'introduction de contraintes dans le cadre de segmentation permet d'influencer le comportement de l'algorithme (bas), tirée de Pei *et al.* (2016).

moyennes. L'utilisateur sélectionne ensuite des points caractéristiques sur la dent qu'il souhaite segmenter, afin qu'un volume d'intérêt (VOI) soit extrait de l'examen complet. Cette procédure a pour objectif de simplifier la segmentation et de limiter l'information superflue environnante. Le modèle d'intensités moyennes subit ensuite un recalage destiné à optimiser une métrique de corrélation entre les deux images. Une carte de probabilité est ensuite créée en contrôlant l'amplitude du premier mode de variation du modèle statistique de forme (fig. 2.7-B). Cette carte est intégrée dans le cadre de segmentation *graph-cut*, soumis à une fonction-objectif à deux termes.

$$E = \sum_{i \in N} [\alpha R_i(l_i) + \beta D_i(l_i)] + \sum_{i, j \in Neigh} [\gamma B_{i,j} + \delta T_{i,j}] \quad (2.11)$$

où i, j sont des nœuds du graphe, N est l'ensemble des nœuds, l_i est la classe à laquelle le nœud appartient (avant-plan ou arrière-plan) et $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ sont des constantes de pondération. Le

premier facteur de l'équation inclus des termes régionaux R_i et D_i qui pénalisent l'assignation d'un nœud à une classe qui contient des niveaux de gris différents de ceux de la carte de probabilité issue du modèle statistique de forme. Le deuxième facteur de **2.11** favorise la coupe du graphe suivant les forts gradients de l'image avec les termes frontaliers $B_{i,j}$ et $T_{i,j}$. Les auteurs mentionnent l'obtention de bons résultats, mais précisent que l'algorithme a du mal à gérer la présence d'artéfacts métalliques. Effectivement, ils présentent des niveaux de gris beaucoup plus élevés que dans le modèle d'intensités moyennes.

Un autre cadre de segmentation utilisant la formulation par graphe a été mis en place par Pei *et al.* (2016). Les auteurs décrivent une méthode semi-automatique en 3 grandes étapes, qui s'applique sur un volume d'intérêt (VOI) défini manuellement par l'utilisateur et qui contient une seule dent. L'algorithme procède d'abord à une segmentation initiale grossière par marche aléatoire. Les poids qui relient chaque nœud du graphe sont issus d'un descripteur contextuel qui tient compte de l'intensité des voxels I_i ainsi que d'un vecteur de caractéristiques f_i propre à l'environnement du voxel.

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp [-(I_i - I_j)^2 + \alpha \|f_i - f_j\|^2] & (i, j) \in E \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

où α est un facteur de pondération permettant de balancer les valeurs d'intensités et celles du vecteur de caractéristiques. L'algorithme de segmentation par marche aléatoire est calculé sur le graphe à partir d'étiquettes (avant-plan et arrière-plan) identifiées manuellement par l'utilisateur (Grady (2006)). Cette segmentation initiale est ensuite raffinée par l'introduction de modèles 3D génériques issus d'une base de données constituée de 28 modèles, soit un pour chaque type de dent (excluant les troisièmes molaires). Un recalage non-rigide du modèle approprié est ensuite mis en oeuvre afin qu'il s'ajuste à la segmentation initiale. Des contraintes souples (fig. **2.7-C**) sont introduites dans le processus de segmentation par marche aléatoire pour obtenir une meilleure définition des contours de la structure dentaire. Elles sont basées sur (1) la forme du modèle recalé et (2) sur un classificateur SVM qui discrimine les valeurs d'intensités de la dent et de l'arrière-plan à l'aide des tranches étiquetées par l'utilisateur sont

ajoutés Il s’agit donc de résoudre une fonction d’énergie globale qui est définie en fonction de la solution X et de la transformation T utilisée pour le recalage (éq. **2.13**).

$$E(X, T) = \lambda_1 E_{rw}(X) + \lambda_2 E_{sc}(X) + E_{re}(T) \quad (2.13)$$

où E_{rw} est l’énergie de la segmentation par marche aléatoire, E_{sc} correspond à l’introduction des contraintes souples, E_{re} est l’énergie correspondant à l’opération de recalage et λ_i représente une constante de pondération. La troisième et dernière étape de l’algorithme est la résolution de l’équation **2.13** selon un processus itératif, qui s’arrête lorsque la distance moyenne des points de la surface qui représente la dent est sous un seuil prédéfini entre deux itérations. Les principales critiques attribuables à cette méthode sont liées à son caractère semi-automatique et au fait que la base de données ne contient qu’un seul exemple de chaque dent. Cela peut s’avérer insuffisant dans certaines situations cliniques.

2.3.5 Bilan

Les algorithmes présentés dans cette section ont tous la caractéristique commune d’utiliser un *a priori* sur la forme ou la distribution d’intensités de la dent. Cet *a priori* est créé en amont à l’aide d’un ou de plusieurs exemples jugés représentatifs de la classe d’objet. Cette pratique peut parfois gêner le processus de segmentation, surtout si la dent en question possède une forme ou une distribution d’intensités anormale (Evain *et al.* (2017)). Ces méthodes ont peut-être l’avantage de produire une segmentation qui est anatomiquement plausible, mais elles ont toutes le désavantage de nécessiter une étape manuelle d’initialisation ou de sélection d’étiquettes. Cette étape est peu souhaitable dans un contexte clinique. Malheureusement, les auteurs n’avancent aucune piste sur la manière d’automatiser les méthodes mises en place.

2.4 Segmentation des dents par fusion multimodale

Cette catégorie d'algorithmes diffère un peu des trois autres dans la mesure où elle ne se base pas uniquement sur des données volumétriques TDM ou *Cone Beam CT* pour produire une représentation 3D des dents.

La stratégie générale de cette catégorie est de faire d'abord la segmentation des racines à l'aide d'un examen TDM et d'algorithmes de traitement d'images. Ensuite, les géométries coronaires sont obtenues grâce à la numérisation d'un modèle de plâtre des couronnes. La modélisation finale combine ces deux sources de données afin de reconstruire la forme complète de chaque dent.

Le fait de combiner des jeux de données issues de méthodes d'acquisition (ou modalités) distinctes se nomme la fusion multimodale, et les algorithmes décrits dans cette section s'inscrivent dans ce courant. En ce sens, ces derniers n'introduisent pas de nouvelles méthodes de vision par ordinateur pour la segmentation d'images, mais s'intéressent plutôt à la problématique de la fusion. Conséquemment, la prochaine section met l'accent sur les applications de cette technique plutôt que de présenter en détails les notions théoriques qui s'y rattachent.

2.4.1 Applications en imagerie maxillo-faciale

Barone *et al.* (2013) proposent de numériser un moule de plâtre d'une empreinte dentaire avec un scanner optique. La surface coronaire est segmentée du reste du modèle 3D via le traçage d'une spline cubique qui suit les informations de courbure et qui est contrainte par des points sélectionnés par l'utilisateur (fig. 2.8-A). Les modèles coronaires sont ensuite recalés dans l'examen *Cone Beam CT* du sujet correspondant, en se basant sur un seuillage optimal obtenu par tâtonnement. Le contour du modèle coronaire est utilisé pour initialiser une segmentation de la couronne avec une méthode *level-set* variationnel pour extraire la forme de la racine. La méthode de propagation tranche-par-tranche du contour est utilisée pour segmenter la totalité de la racine (voir section 2.2.3). La méthode de fusion des deux surfaces n'est pas précisée par les auteurs.

Yau *et al.* (2014) proposent plutôt l'utilisation de la segmentation complète de la dent à partir de l'image TDM afin de mener le processus de fusion. Cette segmentation s'obtient via la méthode de Gao & Chae (2010). Le nuage de points de la segmentation et celui de la numérisation coronaire sont recalés avec la méthode ICP. Un modèle complet est ainsi reconstruit grâce à un algorithme de croissance de régions qui optimise la différence de densités des deux nuages de points. Cette méthode comporte toutefois une quantité non négligeable d'opérations manuelles, notamment lors de la segmentation coronaire, de la segmentation apicale et du recalage.

Jung *et al.* (2015) mettent en place une méthode de segmentation qui procède d'abord à un seuillage optimal d'Otsu pour séparer les dents des structures osseuses d'un examen TDM. Un algorithme de croissance de régions initialisé manuellement permet l'obtention d'une meilleure délimitation dentaire. Des opérations successives d'érosion binaire permettent de déterminer des points-selles qui délimitent chacune de dents et qui permettent de les séparer entre elles. Ces modèles ainsi que les modèles coronaire issus de la numérisation sont ensuite utilisés dans une méthodologie de co-segmentation pour trouver une segmentation optimale dans les deux jeux de données.

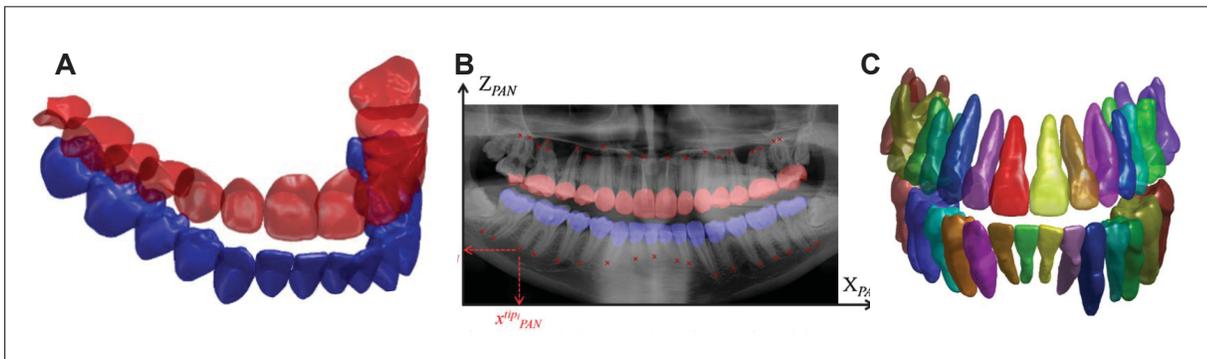


Figure 2.8 Segmentation guidée par la fusion d'images radiographiques et de modèles coronaire numérisés. (A) Les modèles coronaire sont numérisés à partir d'un moulage de plâtre de la dentition. (B) La fusion de deux modalités permet de restreindre le domaine de solution. (C) Une modélisation 3D de la dentition via la fusion des modèles coronaire et d'une image panoramique, tirées de Barone *et al.* (2015).

Enfin, Barone *et al.* (2015) présentent une stratégie permettant la segmentation des dents à partir d'un modèle numérisé du moule de plâtre de la dentition et d'une radiographie panoramique. La stratégie consiste à recalcr, à l'aide de repères anatomiques placés manuellement, les couronnes numérisées et un gabarit anatomique générique de la dentition (fig. 2.8-B). Le recalage non-rigide permet une première approximation de la forme de la dentition. Une projection 2D d'une représentation volumique de cette modélisation est ensuite projetée sur l'image panoramique, où des ajustements d'orientation et de position des dents peuvent être effectués. Les modèles dentaires sont rétro-projetés dans l'espace 3D pour obtenir la forme finale de la dentition (fig. 2.8-C). Cette étude ne fait pas l'objet d'une validation rigoureuse, puisqu'une réelle personnalisation est difficilement atteignable en raison des contraintes imposées par le gabarit générique.

2.4.2 Bilan

Bien que brièvement étudiées dans cette revue de la littérature, les méthodes incluses dans cette catégorie tirent toutes profit de l'introduction de modèles numériques précis et détaillés des couronnes dentaires. Bien que ceux-ci puissent faciliter le processus de segmentation, il s'avère que leur utilisation nécessite immanquablement une étape de recalage difficilement automatisable (Barone *et al.* (2013), Yau *et al.* (2014), Jung *et al.* (2015)). Enfin, dans l'optique d'une implémentation clinique, le dédoublement des sources de données (images médicales et modèles numériques des couronnes) peut représenter un frein à l'efficacité de ce type de méthode.

2.5 Segmentation des dents par intégration de contraintes anatomiques

Cette dernière catégorie de méthodes regroupe des algorithmes qui rejettent l'utilisation de base de données statistiques ou d'atlas anatomiques. Au contraire, elle privilégie l'introduction de contraintes anatomiques pour guider le processus de segmentation. Ces contraintes se doivent d'être spécifiques aux types de données utilisées (région anatomique, modalité, etc.), et les

choix algorithmiques doivent découler de ces contraintes. La prochaine section présente trois études qui s’inscrivent dans cette approche.

2.5.1 Applications en imagerie maxillo-faciale

L’approche anatomique est d’abord étudiée par Barone *et al.* (2016) qui interpole une image panoramique complète de la dentition du patient à partir des images *Cone Beam CT* (voir section 2.6.1). Des volumes d’intérêt (VOI) représentant chacun une seule dent sont ensuite extraits manuellement en délimitant le contour approximatif sur l’image panoramique. L’idée est de restreindre le domaine de recherche pour les étapes subséquentes. Le traçage manuel de l’axe anatomique principal de la dent sur quatre plans significatifs du VOI permet l’inférence de la ligne centrale de la dent dans le domaine 3D, tel qu’illustré en figure 2.9-A. Cet axe est ensuite mis à profit pour d’abord redresser la dent dans un système d’axe conventionnel, et ensuite produire plusieurs images MIP (de l’anglais *Maximal Intensity Projection*) dans les mêmes quatre directions significatives (fig. 2.9-B). Le contour visible sur les MIPs est ensuite manuellement tracé par l’utilisateur, afin de fournir les points de contrôle de B-splines qui sont définis en direction axiale. Ces splines fournissent un nuage de points, permettant la production d’un modèle surfacique par reconstruction *Marching cubes* (fig. 2.9-C). Les deux principales limitations associées à cette méthode sont d’abord la quantité importante d’étapes nécessitant une intervention manuelle, et aussi son application restreinte aux dents mono-radicalées. En effet, la quantité limitée de plans significatifs qui sont sélectionnés oblige l’organe dentaire d’intérêt à avoir une symétrie cylindrique, ce qui n’est évidemment pas le cas pour les molaires, et certaines prémolaires.

Dans sa thèse, Chantrel (2016) propose une stratégie qui s’appuie sur la segmentation *in situ* de la pulpe dentaire pour la création d’un *a priori* anatomique plausible. L’algorithme de segmentation de la pulpe consiste en l’application d’une double opération de remplissage morphologique H (Vincent (1993)) et de soustraction de l’image originale afin d’identifier la présence de trous dans l’image. Ces trous correspondent à des zones de faibles intensités incluses dans une zone de haute intensité. La pulpe dentaire, composée principalement de tissus mous, peut

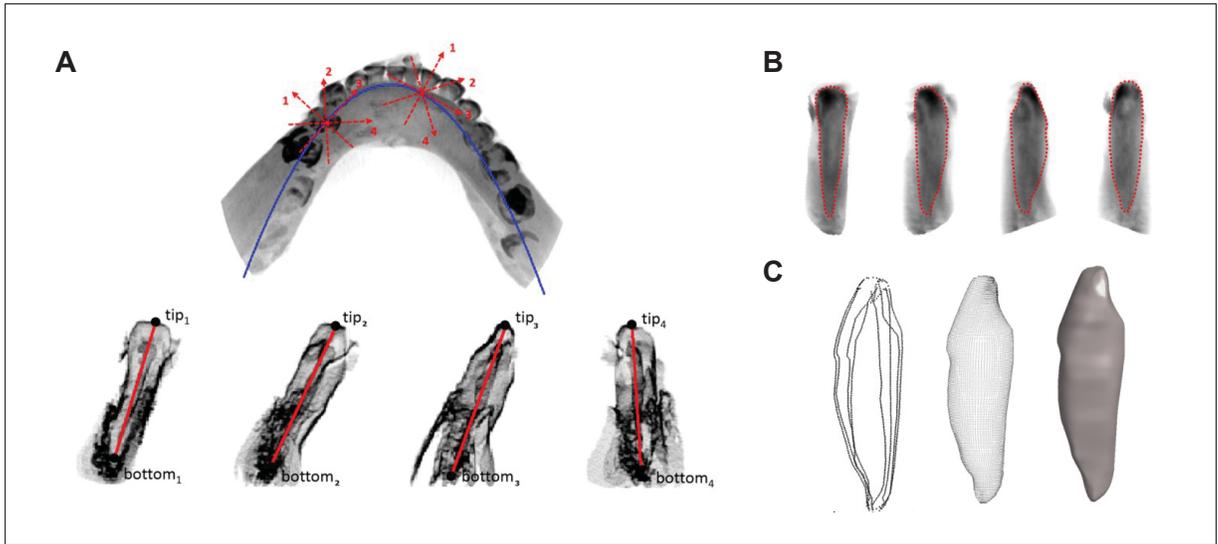


Figure 2.9 Segmentation par l'introduction de contraintes anatomiques. (A) La forme de l'arcade dentaire et l'axe principal de la dent procurent des informations qui guident le processus de segmentation. (B) Les contours dentaires sont manuellement tracés sur quatre plans significatifs. (C) La forme de plusieurs contours dentaires est inférée à partir des contraintes anatomiques afin de reconstruire un maillage, tirées de Barone *et al.* (2016).

se qualifier de trous d'un point de vue algorithmique.

$$I^F = H(I) = [R_{I^c}(F)]^c \quad (2.14)$$

où I^F est la version remplie de l'image I et I^c son complément. Le marque F est une image dont les voxels sont mis à 0, sauf pour la bordure où la valeur des voxels est de $1 - I$. Chantrel (2016) rapporte que la double opération de remplissage-soustraction permet l'identification automatique de la position, de la forme et de l'orientation de la pulpe à l'intérieur du volume *Cone Beam CT*. L'axe principal de la pulpe est ensuite identifié par une droite passant par son centre de gravité et par le barycentre des extrémités radiculaires. Cet axe permet l'interpolation de plans radiaux à partir desquels une recherche de chemin minimale 2D permet l'identification grossière des frontières de la dent (fig. 2.10-B1-B2). Ce modèle *a priori* permet une anamorphose 3D d'un volume de confinement qui constitue l'environnement proche de la dent. L'anamorphose est un opération permettant le développement du volume de confinement

dans un espace 3D cartésien, ce qui facilite les calculs subséquents. Enfin, un algorithme de recherche de la surface minimale dans le volume développé permet l'ajustement de la surface à des détails fins, ce qui se répercute sur la forme de la dent une fois la surface rétro-projetée dans l'espace 3D initial (fig. **2.10-B3**). Cette stratégie complète a l'avantage d'être entièrement automatique. Toutefois, les travaux de Chantrel (2016) portaient sur des os secs, où les contrastes entre les différentes structures sont nettement plus visibles. Le comportement de l'algorithme n'est donc ni évalué en présence du bruit caractéristique et de la faible résolution en contraste de la modalité *Cone Beam CT*, ni en présence des tissus mous.

Le dernier algorithme de cette catégorie se base également sur l'identification de la pulpe pour guider le processus de segmentation (Zou *et al.* (2017)). L'utilisateur définit d'abord manuellement un volume qui englobe l'organe dentaire d'intérêt. La ligne centrale qui définit la pulpe est ensuite calculée à l'aide d'une formulation par graphe du VOI, et de la définition d'une fonction de coût qui relie des points définis manuellement par l'utilisateur (point central de la chambre pulpaire et points apicaux). La fonction de coût favorise les connexions entre les voxels de basses intensités et ceux qui sont positionnés dans une trajectoire tangentielle continue (fig. **2.10-A**). La courbe décrivant la forme de la pulpe est par la suite calculée à l'aide d'un algorithme de Dijkstra classique. Cette contrainte anatomique est introduite dans un cadre de segmentation qui utilise les champs harmoniques. Le graphe est donc soumis à la résolution de l'équation $\mathcal{L}\varphi = 0$, où \mathcal{L} est le Laplacien du graphe et φ le champ harmonique. Les éléments de la matrice Laplacienne sont pondérés en fonction du gradient et de la proximité avec la ligne centrale identifiée ultérieurement. Le contour final est choisi à l'aide d'une fonction de coût qui maximise des contraintes de gradients et d'intensités parmi toutes les solutions potentielles fournies par le champ harmonique. Les auteurs rapportent que la présence de plusieurs racines peuvent poser problème lors de l'étape d'identification de la ligne centrale.

2.5.2 Bilan

Cette dernière catégorie regroupe des méthodes qui se reposent sur l'introduction des contraintes anatomiques pour appuyer différents algorithmes de segmentation. Celles-ci ajoutent certaine-

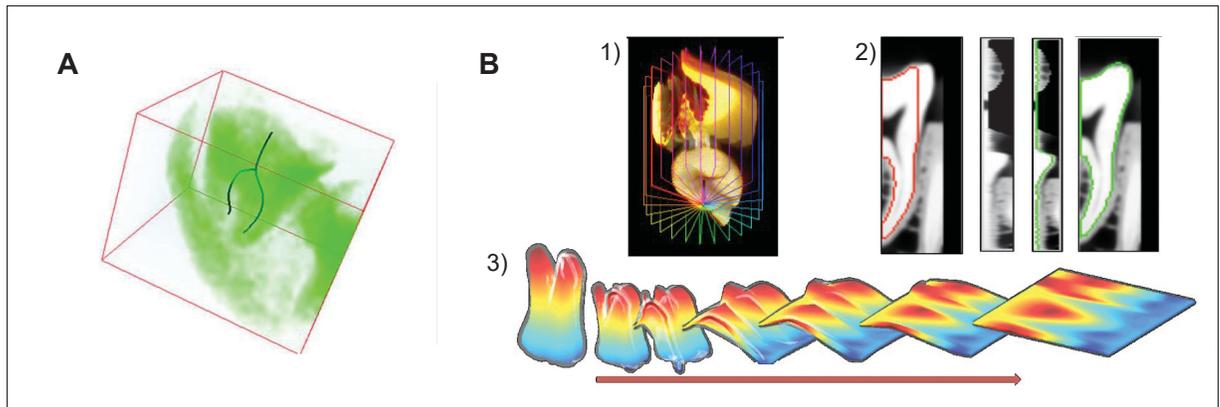


Figure 2.10 Segmentation guidée par la pulpe. (A) L'identification de la pulpe procure des informations sur l'orientation, sur la localisation et sur la forme de la dent, tirée de Zou *et al.* (2017). (B) Un développement cylindrique du volume (1) est obtenu grâce à l'axe principal de la dent. La détection du contour (2) permet une anamorphose 3D (3) pour contraindre le domaine de segmentation, tirées de Chantrel (2016).

ment une couche de contrôle sur le comportement des algorithmes, et permet de compartimenter leur usage. La sélection de ces contraintes doit pourtant être faite avec précaution puisque des contraintes trop restrictives peuvent limiter les performances de l'algorithme aux différentes morphologies dentaires (Barone *et al.* (2016), Zou *et al.* (2017)). Au contraire, l'introduction de contraintes trop souples va laisser une grande liberté à la méthode de segmentation, ce qui peut engendrer des solutions qui ne sont pas anatomiquement plausibles.

2.6 Algorithmes d'analyses et de traitement d'images bucco-dentaires

La littérature sur l'analyse d'images 3D des maxillaires ne se limite pas au développement de nouvelles méthodes de segmentation. La représentation tridimensionnelle des structures bucco-dentaires et maxillo-faciales permet d'autres types d'analyse, notamment sur l'anatomie de la pulpe dentaire, sur la forme des arcades dentaires ou sur le positionnement de plans anatomiques significatifs (e.x. plan occlusal, plans *HIP*), pour ne nommer que quelques applications. Cette section présente quelques travaux qui s'intéressent principalement à deux types d'analyse, soit la détection de la courbe décrivant la forme de l'arcade dentaire, et la détection des

plans qui décrivent les espaces interproximaux, c'est-à-dire les plans qui séparent chacune des dents sur l'arcade.

2.6.1 Approximation de la forme de l'arcade dentaire

Le calcul de la forme de l'arcade dentaire est souvent présenté dans la littérature comme un précurseur à la production d'images panoramiques synthétiques. Ces dernières sont des images panoramiques dentaires produites par l'interpolation de valeurs d'atténuation à l'intérieur d'un volume TDM ou *Cone Beam CT*. Les différents auteurs adoptent une approche somme toute similaire : pré-traitement des données, détection de la courbe décrivant l'arcade dentaire, interpolation des valeurs d'atténuation le long de la courbe de l'arcade dentaire et sommation des valeurs d'atténuation. La plus grande différence entre les méthodes réside dans l'étape de détection de la courbe de l'arcade.

Tohna *et al.* (2006) définissent manuellement le masque qui représente l'arcade dentaire pour ensuite extraire la ligne centrale par un algorithme de squelettisation. L'image panoramique est formée en calculant une intégrale linéaire à chacun des pixels représentant la courbe de l'arcade selon une trajectoire tangente. Pour pallier aux inconvénients engendrés par les étapes manuelles, Sa-Ing *et al.* (2013) proposent un algorithme automatique qui s'appuie sur la fermeture morphologique et le seuillage pour isoler un masque représentant l'arcade. Un algorithme de squelettisation permet la sélection de pixels centraux qui vont guider l'ajustement d'une courbe B-spline, tel qu'illustré en figure 2.11-A. La production de l'image panoramique se fait également par le calcul d'intégrales linéaires suivant les normales de la courbe.

Selon Luo *et al.* (2016), l'interpolation des valeurs d'atténuation devrait non seulement suivre l'allure de l'arcade dans le plan axial, mais aussi l'orientation des dents dans la direction sagittale. Il propose donc un algorithme qui s'appuie sur la classification *k-nn* pour extraire le masque de l'arcade dentaire, et ajuster sur celui-ci une spline cubique d'Hermite. Une deuxième étape d'interpolation, cette fois suivant une coupe sagittale du volume interpolé, permet l'ajustement d'une courbe polynomiale de degré 5 suivant l'allure de la dentition du

patient (fig. 2.11-B). Cette étape supplémentaire permet d'une part de représenter plus fidèlement les structures du patient, et d'autre part de produire une surface panoramique courbe. Malgré l'approche élaborée de Luo *et al.* (2016), la qualité de l'image panoramique demeure hautement dépendante de la fidélité de la courbe de l'arcade, et des courbes sagittales. Celles-ci sont sensibles notamment à l'orientation des dents, mais aussi à la présence d'artéfacts métalliques.

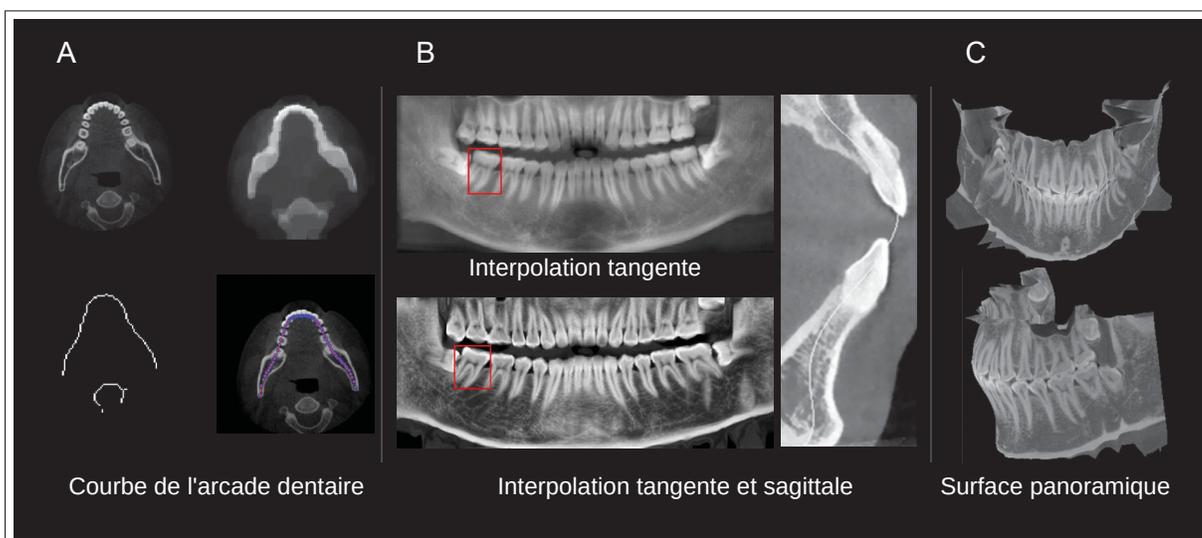


Figure 2.11 Approximation de la courbe décrivant l'arcade dentaire. (A) Pré-traitement de l'image par morphologie mathématique et ajustement d'une spline, tirée et adaptée de Sa-Ing *et al.* (2013). (B) Image panoramique avec interpolation tangente à la courbe (haut) et ajustement dans le plan sagittal (bas et droite). (C) Création d'une surface panoramique, tirées et adaptées de Luo *et al.* (2016).

2.6.2 Identification de la position des plans interproximaux

D'autres algorithmes ont été développés, cette fois pour simplifier le domaine de représentation de la région dento-maxillaire. Le positionnement de plans interproximaux (plans qui séparent chacune de dents) dans l'espace 3D est une étape cruciale à la simplification du domaine de représentation.

Le premier travail relatif à cette problématique est proposé par Gao & Chae (2008a). Les auteurs procèdent d'abord au calcul de la courbe qui décrit l'arcade dentaire, d'une manière similaire à Sa-Ing *et al.* (2013). Le volume est ensuite divisé manuellement en deux pour isoler le maxillaire de la mandibule afin de traiter ces deux structures séparément. Les auteurs se basent sur la présomption que l'examen est effectué en position d'ouverture de la mâchoire, c'est-à-dire en présence d'un écarteur dentaire lors de l'acquisition. Une intégrale des intensités est calculée à chaque position de la courbe sur un plan interpolé avec deux degrés de liberté en rotation. La configuration d'angles qui engendre la plus petite valeur pour l'intégrale d'intensités est retenue pour chaque point de la courbe. Cette méthodologie s'appuie sur l'hypothèse que les plans se trouvant à l'intérieur d'une dent engendreront une plus grande intégrale d'intensités puisque celle-ci devra tenir compte des grande valeurs d'atténuation de la dentine et de l'émail. Au contraire, les tissus mous, l'air et l'os alvéolaire, qui composent principalement les espaces interproximaux, engendrent une intégrale d'intensités plus basses. Ces valeurs sont ensuite rapportées sur une courbe qui forme un profil d'intensité en fonction de la position spatiale du plan. Les minimums locaux de la courbe sont considérés comme les espaces interproximaux et le plan qui y est associé est retenu dans l'espace 3D pour représenter un plan de séparation entre deux dents. Les auteurs mentionnent que des ajustements manuels sur la position de la ligne de séparation doivent être menés sur certaines tranches, et que l'algorithme est sensible à la présence d'artéfacts métalliques.

Kim *et al.* (2012) proposent une méthode semi-automatique pour séparer la mandibule et la maxillaire. Ils procèdent d'abord à la séparation des voxels mandibulaires et maxillaires par une opération de seuillage et un étiquetage par composantes connexes. La position initiale du plan de séparation est inférée en fonction de la position de trois points de contrôle sélectionnés interactivement et par la connaissance de mesures anatomiques standards. La position finale est obtenue par un processus d'optimisation qui simule des rotations et des translations du plan initial. Ce processus permet d'obtenir un positionnement qui favorise les voxels de basses intensités (i.e. air). L'identification des plans interproximaux sur chaque arcade utilise le même raisonnement que Gao & Chae (2008a), mais base la construction du profil sur une

fonction de coût qui utilise le gradient et qui pénalise les rotations trop importantes par rapport à la tangente à la courbe (fig. 2.12-A). Les résultats démontrent que la présence d'artéfacts métalliques engendrent la détection de faux positifs. Le même phénomène s'observe lorsque qu'un plan coupe à travers les tissus mous de faibles intensités de la pulpe : ces derniers sont considérés comme étant des minima locaux, alors qu'ils ne le sont pas réellement.

Enfin, Duy *et al.* (2012) utilisent une stratégie de séparation des dents en sous-volumes, afin de procéder à la classification et à la détection automatique. À noter que cette étude ne concerne que l'arcade supérieure. Les auteurs procèdent d'abord à la construction d'un modèle statistique de forme de la maxillaire avec une bases de données de 42 cas. Le modèle est ajusté aux données en procédant à un recalage suivi d'une déformation par l'algorithme *ASM* (*Active Shape Models*, Cootes *et al.* (1995)). La séparation des dents s'effectue ensuite en se basant sur des zones prédéfinies du modèle statistique, où la position des plans interproximaux est déterminée en amont (fig. 2.12-B). Le positionnement de chacun des plans est modifié par une combinaison de trois paramètres, à savoir deux angles de rotation et une déviation par rapport à la position initiale du plan. Une fonction de coût basée sur l'intensité, le gradient et l'orientation des plans permet d'évaluer la plausibilité de chaque solution. Ces dernières sont rapportées dans un graphe orienté afin de conserver la position relative des plans entre-eux. Un algorithme de recherche de chemin minimal est appliqué sur le graphe afin de trouver la solution qui génère un coût global minimal. Deux critiques peuvent être émises par rapport à la performance de cet algorithme. D'abord, la séparation des dents est hautement dépendante de la qualité de la segmentation du maxillaire, elle-même sensible à la présence d'anomalies (ex. artéfacts métalliques). Ensuite, la proposition initiale qui positionne les plans en fonction du modèle statistique de forme assume que le patient possède une dentition complète, mature et bien alignée. Or, l'absence d'une dent ou la présence d'une dent incluse sont deux exemples cliniques qui engendreraient des erreurs avec cette méthode de séparation.

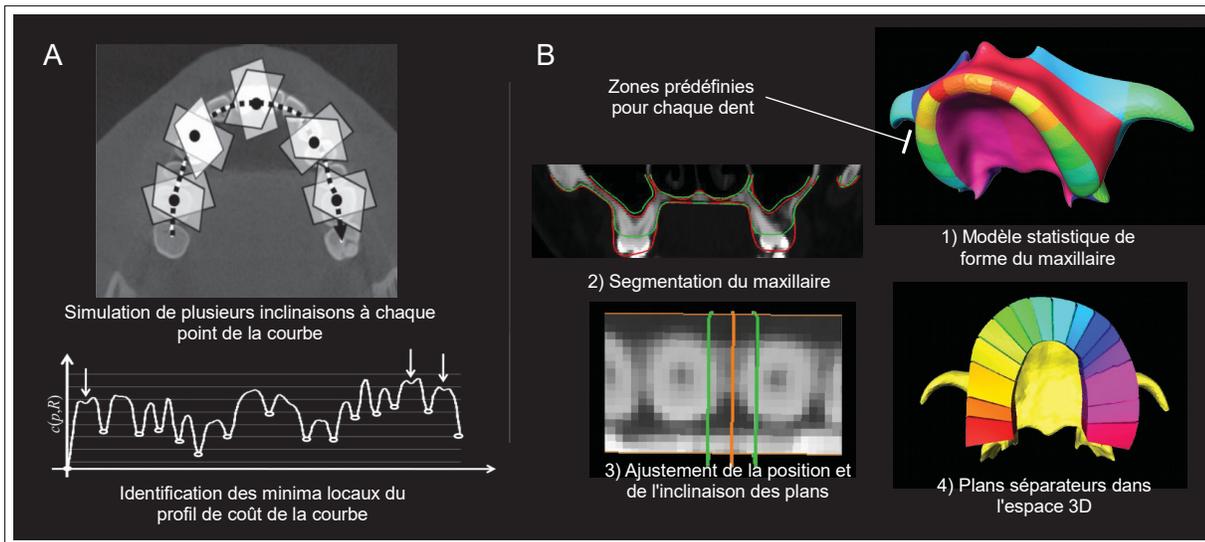


Figure 2.12 Identification de la position des plans interproximaux. (A) La position et l'orientation des plans interproximaux sur l'arcade dentaire sont déterminées grâce à une fonction de coût, tirées de Kim *et al.* (2012) (B) Un modèle statistique de forme guide le positionnement des plans interproximaux, tirées de Duy *et al.* (2012)

2.7 Méthodes de validation des algorithmes de segmentation

Le domaine de la vision par ordinateur, qui englobe le domaine de la segmentation d'images, relève davantage de l'ingénierie que de la science fondamentale. Ainsi, la méthode scientifique employée a tendance à dévier du cadre généralement prôné, à savoir la confirmation ou l'infirmité d'une hypothèse de départ par l'entremise d'une expérience. L'ingénieur, qui est amené à développer une nouvelle méthode, devra plutôt prouver le fonctionnement de cette dernière en s'assurant de remplir des objectifs prédéfinis, et en proposant une manière de quantifier l'atteinte de ces objectifs. La communauté de la vision par ordinateur a donc proposé différentes métriques qui permettent de quantifier la ressemblance d'un masque de segmentation obtenu à l'aide d'un algorithme avec son homologue obtenu par détourage manuel. Dans le cas précis de la segmentation d'images médicales, le détourage s'effectue par un clinicien ou un expert. Celui-ci doit déterminer, du meilleur de ses capacités et de ses connaissances, le contour réel de l'objet en question afin de créer, ce qu'on appelle, l'étalon-or (Heimann *et al.* (2009)).

La comparaison à l'étalon-or est non seulement utile pour quantifier la performance de l'algorithme, mais aussi pour obtenir un portrait global de son comportement afin d'identifier ses forces et ses faiblesses. Parmi les métriques utiles, on retrouve trois grandes catégories, à savoir les métriques de distances, les métriques de chevauchement et les métriques volumiques (Taha & Hanbury (2015)). Les métriques utilisés dans ce travail sont résumées dans le tableau 2.1. On considère que l'ensemble U représente le masque de segmentation obtenu par l'algorithme, et que V est le masque de segmentation issu du détournage manuel.

Bien que ces métriques soient largement répandues dans le domaine de la vision par ordinateur, certains ont émis des réserves quant à leur utilisation aveugle pour quantifier la performance d'un algorithme par rapport à un autre (Price (1986)) :

- Comment choisir des métriques pertinentes pour les besoins de l'étude ?
- Comment peut-on comparer deux algorithmes alors qu'ils ont été validés sur des bases de données différentes ?
- Comment comparer des algorithmes qui ont des implémentations différentes ou qui ont subi des réglages paramétriques distincts ?

Plusieurs efforts de synthèse ont été faits pour guider le choix des métriques de validation. Cette sélection demeure dépendante de l'application, puisqu'une mesure peut être dénuée de sens lorsqu'utilisée dans un mauvais contexte. Par exemple, Taha & Hanbury (2015) rapportent que les métriques de chevauchement sont moins appropriées pour l'étude des objets de petits diamètres que les métriques de distances. Par conséquent, la pertinence d'une métrique dans un cadre d'application précis doit être discutée lors de l'analyse des résultats (figure 2.13).

Afin de répondre aux deux derniers points, plusieurs initiatives ont été mises en place, tels que le développement des bases de données publiques, la mise en place de concours permettant de comparer des algorithmes sur les mêmes critères ou le libre accès à des bibliothèques de traitement d'images (Johnson *et al.* (2015)).

D'autres préoccupations surviennent lorsqu'on applique cette méthodologie de validation à l'imagerie médicale. En effet, ce domaine d'application se questionne sur le niveau de confiance

Tableau 2.1 Résumé des principales métriques de validation 3D (métriques tirées de Taha & Hanbury (2015))

Type	Nom	Formule	Objectif*	Interprétation
Chevauchement	DICE	$\frac{2 U \cap V }{ U + V }$	$[0, 1^*]$	Permet de mesurer le chevauchement spatial entre deux jeux de données, ne vérifie $ U + V \leq U + V $ donc sur-estime le chevauchement
	JAC	$\frac{ U \cap V }{ U V }$	$[0, 1^*]$	Permet de mesurer le chevauchement spatial de deux jeux de données, souvent couplée à RYD
Distance	MSD	$\max \left\{ \max_{S_U \in S(U)} d(S_U, S(V)), \max_{S_V \in S(V)} d(S_V, S(U)) \right\}$	$[0^*, \infty[$	Permet de mettre en évidence les données aberrantes, aussi appelée distance de Hausdorff
	ASD	$\frac{\sum_{S_U \in S(U)} d(S_U, S(V)) + \sum_{S_V \in S(V)} d(S_V, S(U))}{ S(U) + S(V) }$	$[0^*, \infty[$	Mesure symétrique qui moyenne les distances de U vers V et de V vers U
	RMSD	$\sqrt{\frac{\sum_{S_U \in S(U)} d^2(S_U, S(V)) + \sum_{S_V \in S(V)} d^2(S_V, S(U))}{ S(U) + S(V) }}$	$[0^*, \infty[$	Même mesure que ASD , mais l'élévation au carrée punit sévèrement les déviations
	MHD	$\sqrt{(\mu_u - \mu_v)^T S^{-1} (\mu_u - \mu_v)}$	$[0^*, \infty[$	Permet de quantifier l'alignement et la forme globale, approxime les objets par un ellipsoïde
Volumique	RYD	$\frac{ U - V }{ V }$	$[-1, 0^*, 1]$	Mesure non symétrique, aucune information de superposition spatiale, doit être utilisée en complément d'une autre métrique

DICE : Coefficient de Dice, **JAC** : Coefficient de Jaccard, **ASD** : Distance surfacique moyenne-symétrique, **RMSD** : Distance surface moyenne-symétrique au carré, **MSD** : Distance surfacique maximum-symétrique, **RYD** : Différence relative de volume, **MHD** : Distance de Mahalanobis. U et V représentent des ensembles de voxels, $S(U)$ et $S(V)$ sont la représentation surfacique (volumique ou géométrique) de ces ensembles respectifs, S_U et S_V représentent un élément des ensembles $S(U)$ et $S(V)$, respectivement. La fonction d représente la distance la plus courte qui existe entre un point v et un ensemble de point $S(X)$, soit $d(v, S(X)) = \min_{S_X \in S(X)} \|v - S_X\|$. $|U|$ ou $|V|$ représente le nombre de voxels contenus dans U ou V . μ_A est le centroïde de l'objet A , et S est la matrice de covariance commune.

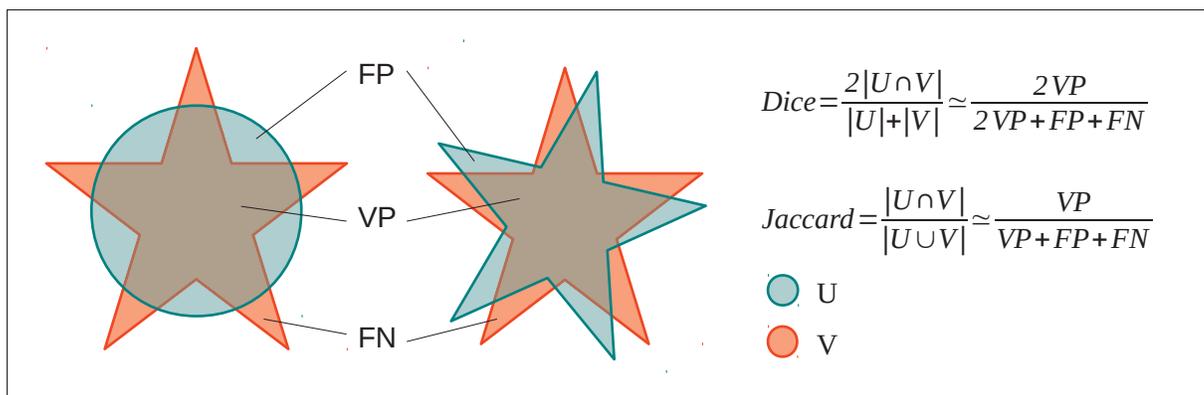


Figure 2.13 Importance du choix des métriques de validation pour appuyer l'analyse de la performance d'un algorithme de segmentation : cas de l'indice de Dice et de Jaccard. L'étoile est comparée avec un cercle (gauche) et avec une étoile de taille similaire qui a subi une rotation (droite). Dans les deux cas, la quantité de faux négatifs (FN) et de faux positifs (FP) est équivalente par rapport à la quantité de vrais positifs (VP). Les métriques basées sur le chevauchement, comme Dice ou Jaccard, donneront des résultats équivalents, alors que la forme de gauche se rapproche beaucoup plus de la réalité que la forme de droite, tirées et adaptées de Taha & Hanbury (2015).

qui doit être accordé à l'étalon-or (Kundel & Polansky (2003)). Les images médicales hautement bruitées, les facteurs externes lors du détournage manuel (luminosité ambiante, affichage des couleurs sur l'écran, etc.) et le niveau d'aisance face à la tâche sont des exemples de facteurs qui peuvent affecter le processus décisionnel d'un opérateur, et qui peuvent expliquer la discordance entre deux segmentations manuelles.

Des cadres de validation ont été développés afin de répondre à ces inquiétudes. Par exemple, le cadre STAPLE (Warfield *et al.* (2004)) permet de combiner les segmentations de plusieurs experts et de produire une carte de probabilités qui prédit la présence ou l'absence du contour. Également, dans Laurent (2017), on s'intéresse à la production d'un standard de bronze à partir de plusieurs segmentations d'experts. Ce nouveau standard permet l'étude du comportement d'un algorithme en fonction d'une évaluation multi-critères qui regroupe plusieurs métriques de validation. Bien que ces efforts démontrent qu'il existe un intérêt dans la communauté de l'imagerie médicale pour la mise en oeuvre de méthodes de validation de qualité, il n'en demeure pas moins que le plus gros frein à l'utilisation systématique de ces cadres est l'accès aux

jeux de données de validation. Ainsi, ces cadres de validation sophistiqués n'ont pas pu être exploités dans ce travail, faute d'accès à plusieurs jeux de données de validation.

2.8 Conclusion

La revue de la littérature sur la segmentation des dents en imagerie maxillo-faciale a permis de faire ressortir quatre grandes catégories d'algorithmes qui possèdent toutes leurs avantages et leur limitations.

La première, se basant sur une stratégie générale de propagation de contours, présente des algorithmes robustes, mais qui ne tirent pas profit du contexte tridimensionnel de l'image. La seconde catégorie, qui s'appuie sur l'introduction de modèles génériques globaux, a du mal à offrir une solution qui englobe tous les cas cliniques possibles, notamment en raison des fortes contraintes imposées par les modèles statistiques ou géométriques. L'application des algorithmes de la troisième catégorie se voit également limitée par l'acquisition de sources de données supplémentaires. La dernière catégorie, qui s'appuie sur l'introduction de contraintes anatomiques, procure des avantages non négligeables en ce qui a trait à la restriction du domaine de recherche. Néanmoins, il y a un risque de produire des résultats qui ne sont pas anatomiquement plausibles si les contraintes sont trop souples. Cette revue de la littérature a également présenté des algorithmes d'analyse d'images maxillo-faciales qui permettent d'extraire des informations significatives du volume 3D. Enfin, des considérations importantes pour la validation des algorithmes de segmentation ont été mises de l'avant, notamment en introduisant différentes métriques de performance.

À la lumière des informations fournies dans ce chapitre, une définition concrète du travail pourra être introduite au chapitre suivant. La problématique ainsi que les hypothèses sous-jacentes seront présentées et serviront à énoncer les objectifs du travail.

CHAPITRE 3

PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES

Le chapitre précédent a permis de dresser un portrait global de la littérature portant sur la segmentation des dents en imagerie maxillo-faciale 3D. Malgré des différences marquées sur la manière dont chacun des auteurs aborde le problème de segmentation, tous s'entendent sur ces principaux enjeux :

- Le manque de contraste entre les racines des dents et l'os alvéolaire adjacent est difficile à gérer pour la détection des frontières ;
- La contiguïté des couronnes augmente considérablement le risque de débordement ou de sur-segmentation ;
- La structure topologique des dents est complexe et admet d'importantes variations morphologiques inter-individuelles ;
- La stratégie de segmentation doit tenir compte des variabilités morphologiques entre chaque type dentaire ;
- Les images maxillo-faciales *Cone Beam CT*, faiblement contrastées, peuvent être bruitées et sujettes à la présence d'artéfacts.

Un autre constat important qui émane de la revue de la littérature est qu'il existe une quantité très limitée de méthodes entièrement automatiques. En effet, la plupart d'entre elles ont recours à des étapes d'initialisation ou de corrections manuelles. Ces pratiques soumettent les résultats de la segmentation à un problème de répétabilité qui est souvent dépendant du niveau d'aisance de l'opérateur face aux étapes manuelles. Les tâches les plus communes d'initialisation sont la sélection interactive d'un volume d'intérêt entourant la dent cible et l'étiquetage de certaines zones significatives de l'image (arrière-plan, dent, pulpe, etc.). Ces étapes sont souvent essentielles au succès de la méthode semi-automatique de segmentation.

De par ces observations, le présent travail propose une méthodologie capable de segmenter les dents à partir d'images *Cone Beam CT*. Pour répondre aux problèmes soulevés dans la littérature, nous proposons un algorithme qui est (1) automatique et (2) qui n'utilise pas de base

de données statistiques ou d'entraînement pour appuyer le processus de segmentation. Notre approche est davantage basée sur l'introduction de contraintes anatomiques en vue d'appuyer les différents algorithmes d'analyse d'images, de vision par ordinateur et d'informatique graphique utilisés. L'idée que cette démarche fournit un cadre assez solide pour contraindre les algorithmes à proposer des solutions anatomiquement plausibles, tout en laissant une flexibilité suffisante pour englober le plus de cas de figure possibles, constitue le fondement de notre hypothèse de base.

La nécessité de s'affranchir de base de données statistiques ou de modèles génériques provient des trop importantes variations morphologiques entre les différents types dentaires et entre les individus. En effet, il serait très difficile d'acquérir une telle base de données. Le cas échéant, il n'existerait aucune garantie qu'elle puisse contenir tout le polymorphisme dentaire humain.

Afin de répondre à l'objectif global qui est de proposer un algorithme de segmentation automatique des dents, il est possible de le décliner en deux objectifs secondaires qui s'articulent comme suit :

1. L'algorithme doit proposer une méthodologie automatique de simplification du volume 3D permettant d'appliquer les méthodes de segmentation sur un volume d'intérêt qui contiendrait uniquement l'information pertinente sur la dent cible.
2. L'algorithme de segmentation doit s'affranchir de l'utilisation d'une base de données statistiques ou de modèles génériques pour guider le processus de segmentation. Plutôt, il doit se baser sur des heuristiques anatomiques qui laissent assez de flexibilité pour traiter les cas normaux et atypiques.

Ces deux objectifs font chacun l'objet d'une étude complète et seront respectivement abordés dans les chapitres **4** et **5**. Chaque étude est soumise à une étape de validation, à l'aide d'une base de données de segmentation de référence produite par un expert (section **4.3**).

Plus spécifiquement, le chapitre **4** porte sur un algorithme de production de sous-volumes d'intérêt à partir de la série d'images *CBCT*. Ces sous-volumes contiennent toute l'information requise sur la dent cible. Cette méthode est mise de l'avant puisqu'elle permet de mieux cibler les

algorithmes tout en limitant leur applications à un domaine image restreint. Ces sous-volumes sont ensuite utilisés par un algorithme de détection de la pulpe dentaire, afin de démontrer les avantages reliés à l'utilisation d'un domaine image restreint.

Le chapitre 5 présente l'algorithme de segmentation en soit, qui s'applique indépendamment sur chaque volume d'intérêt. En outre, le modèle issu de la détection de la pulpe est la première contrainte anatomique imposée au système. À partir de celui-ci, différentes stratégies sont mises en place afin de recueillir de l'information significative sur la dent cible. Ces informations sont les données d'entrées de l'algorithme de segmentation. Ce dernier s'appuie sur la segmentation par marche aléatoire avec pondération de texture et la déformation de surface par optimisation Laplacienne.

Enfin, la dernière partie de ce mémoire propose un bilan des différentes améliorations et travaux futurs suggérés, tout en exposant les contributions de ce travail à la résolution de la problématique.

CHAPITRE 4

ÉTUDE 1 : SIMPLIFICATION DU VOLUME 3D ET DÉTECTION AUTOMATIQUE DE LA PULPE DENTAIRE

4.1 Introduction

L'étape de création de masques de segmentation est cruciale pour les applications nécessitant une représentation 3D et individuelle des dents. Compte tenu du nombre de dents (32), il est souhaitable et efficace que ces méthodes soient automatisées et exemptes d'interventions manuelles.

Afin de maximiser les performances d'un algorithme de segmentation automatique, il est primordial de contrôler les données d'entrée, afin que celles-ci soient le plus homogènes possible. Dans le cas spécifique de l'imagerie maxillo-faciale, cette étape est d'autant plus importante puisque les conditions et les paramètres d'acquisition peuvent influencer grandement la nature des données d'entrée (champ de vue, positionnement du patient, présence d'objets métalliques, etc.). Une façon de contrôler la nature des données est de restreindre l'information contextuelle en extrayant des sous-volumes tridimensionnels qui ne contiennent que l'objet d'intérêt. Dans la plupart des études présentées dans la revue de la littérature du chapitre 2, cette étape était réalisée manuellement et en amont via la sélection d'une zone entourant la dent cible. Pour la plupart, ce confinement était garant du succès de la méthode.

Dans ce chapitre, une méthode de simplification de l'information 3D contenue dans un examen maxillo-facial *Cone Beam CT* est introduite. Celle-ci permet la séparation des arcades supérieure et inférieure ainsi que la création de volumes d'intérêt dentaires (VOI-d). Ces derniers sont extraits automatiquement des images *CBCT* et ne contiennent l'information que d'une seule dent. Un algorithme de détection automatique de la pulpe à partir des VOI-d est ensuite présenté. Ces algorithmes font chacun l'objet de validations à l'aide d'une base de données.

4.2 Méthodologie

La méthode présentée dans cette section permet la création de VOI-d grâce au positionnement automatique de plans qui décrivent la frontière entre chaque dent (section 4.2.1). L'extraction d'un VOI-d permet, entre autres, de mener plusieurs segmentations en parallèle, sur de plus petits volumes 3D. En ce sens, nous introduisons également en 4.2.2, une méthode capable de détecter automatiquement la pulpe dentaire à partir des VOI-d. Nous définissons l'image 3D sur une grille cartésienne régulière et discrète qui admet des coordonnées $x, y, z \in \mathbb{N}$. Chaque position discrète de l'image représente un voxel d'un certain niveau de gris. On lui donne la notation $\mathbf{I}(x, y, z)$, ou \mathbf{I}_{xyz} par souci de concision. La méthodologie générale de simplification du volume 3D est illustrée en figure 4.1.

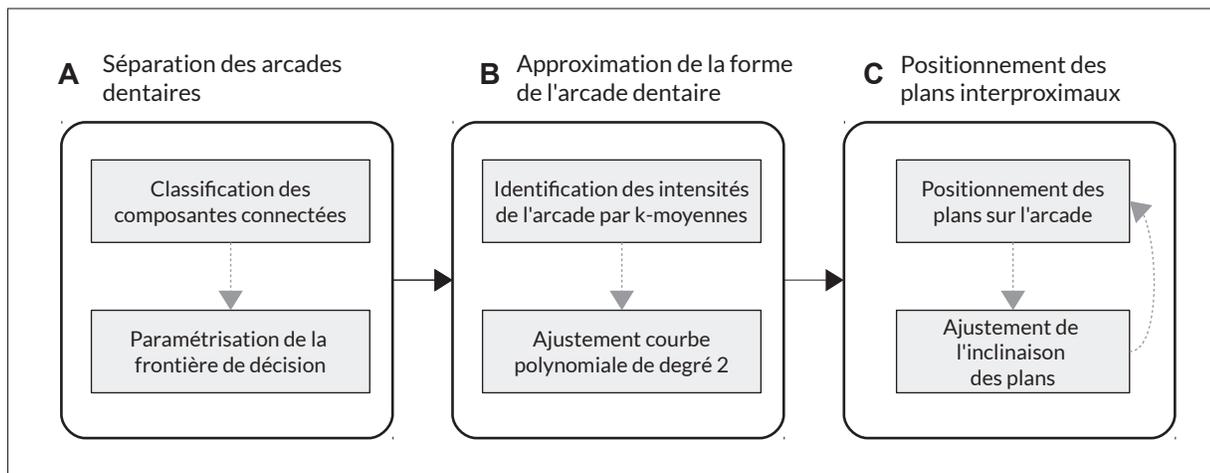


Figure 4.1 Processus de simplification du volume 3D.

4.2.1 Extraction des sous-volumes dentaires

La méthode de simplification de l'espace 3D comporte trois phases : la séparation des arcades dentaires (section 4.2.1.1), l'approximation de la forme de l'arcade dentaire (section 4.2.1.2) et le positionnement des plans interproximaux (section 4.2.1.3).

4.2.1.1 Séparation des arcades dentaires

L'objectif de cette phase est de fournir une première simplification de l'image 3D en isolant les voxels appartenant à l'arcade inférieure de ceux appartenant à l'arcade supérieure. À noter que cet algorithme pose que l'examen est effectué bouche légèrement ouverte, i.e. sans contact dentaire ou en présence d'un écarteur dentaire lors de l'acquisition.

L'algorithme trouve une courbe paramétrique $\mathbf{F}(s) = \{f_1(s), f_2(s)\}$, qui décrit l'espace entre les deux arcades dentaires (fig. 4.2-A). L'identification des arcades se fait via une représentation par projection des intensités maximales (MIP, de l'anglais *Maximal Intensity Projection*) en vue sagittale ($\text{MIP}_{\text{sag}}(x, z)$). Un pic d'intensités représentant les valeurs d'atténuation des couronnes est identifié dans l'histogramme. On utilise une gaussienne centrée autour d'une valeur déterminée de manière empirique (typiquement 3500 HU). La valeur moyenne des intensités de ce pic est utilisée pour faire un seuillage binaire. Une analyse en composantes connexes permet de regrouper les pixels qui sont en contact sous une même étiquette et d'en extraire les zones coronaires en sélectionnant les deux composantes qui ont les plus grandes aires (fig. 4.3-A2). Les coordonnées spatiales des pixels appartenant à l'une ou à l'autre des zones coronaires sont utilisées dans un algorithme d'apprentissage supervisé des *k-plus-proches-voisins* (mieux connu sous l'abréviation *k-nn*). Ce dernier utilise une base de données d'observations étiquetées $[x^i, z^i]$, où $i \in \{0, 1\}$. Une métrique de distance, dans notre cas la norme Euclidienne, permet de calculer la distance qui existe entre ces observations. La classification d'une nouvelle observation $\{x, z\}$ se fait par le calcul de la distance la séparant du reste des observations de la base de données. Un vote de majorité provenant des *k-plus-proches-voisins* détermine la classe $i \in \{0, 1\}$ à laquelle la nouvelle observation appartient. On applique donc l'algorithme de classification sur les coordonnées spatiales des pixels non-étiquetés. La frontière de décision engendrée par la classification binaire fait office de courbe de séparation des arcade dentaires $\mathbf{F}(s)$ (fig 4.3-A3). Cette courbe permet de créer deux VOI qui sont utilisés de manière indépendantes dans les étapes suivantes.

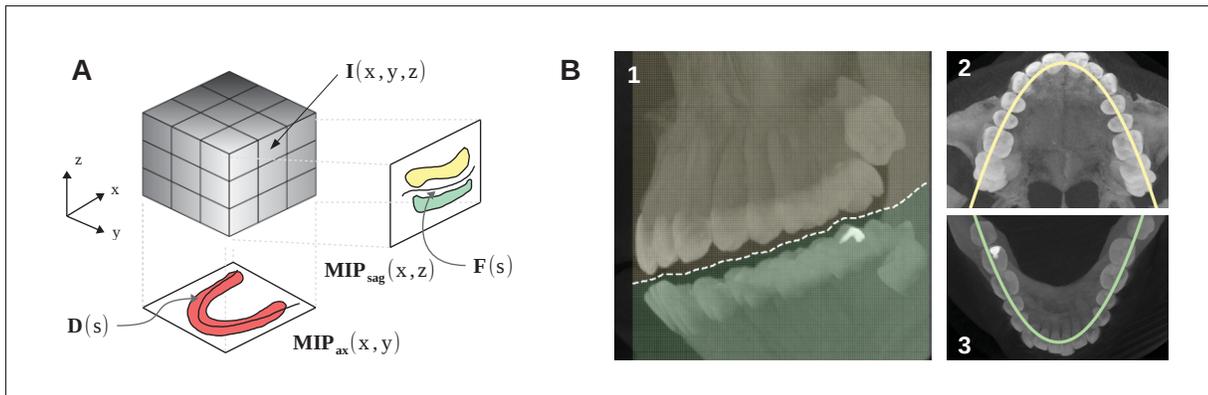


Figure 4.2 Schématisation du processus de détection des arcades et de l'approximation de leur forme. (A) Les projections sagittales et axiales du volume original I permettent la détection des courbes $F(s)$ et $D(s)$. (B) Un algorithme d'apprentissage supervisé k -nn permet de trouver une frontière qui définit la séparation entre les arcades supérieure et inférieure (1). La régression d'une courbe polynomiale de degré 2 permet d'approximer la forme de l'arcade dentaire en se basant sur les niveaux de gris de la projection axiale (2-3).

4.2.1.2 Approximation de la forme de l'arcade dentaire

Dans cette étape, la forme de l'arcade dentaire est approximée par l'ajustement d'une courbe polynomiale. Une interpolation trilinéaire permet ensuite de redéfinir l'espace 3D autour de la courbe afin de simplifier la représentation de l'arcade dentaire.

L'ajustement de la courbe se fait à l'aide d'une projection des intensités en direction axiale ($MIP_{ax}(x, y)$) sur laquelle on applique un algorithme de segmentation des k -moyennes à son histogramme des niveaux de gris. Cette technique de mise en grappe permet de regrouper les échantillons d'une distribution en K catégories décrites par la valeur moyenne μ des éléments qui la composent. L'algorithme doit choisir des valeurs moyennes (ou centroïdes) qui, à leur tour, minimisent la variabilité intra-classe selon une mesure de dispersion. Dans notre cas, cette étape permet de séparer les intensités du $MIP_{ax}(x, y)$ en $k = 3$ catégories $\{x_k, y_k\}$, dont une qui regroupe l'intensité moyenne des couronnes (fig. 4.3-B2-C2). Puis, les pixels appartenant à chaque catégorie subissent une squelettisation soit la création d'une ligne centrale unitaire décrivant la forme représentée. Cet algorithme de morphologie mathématique extrait les pixels

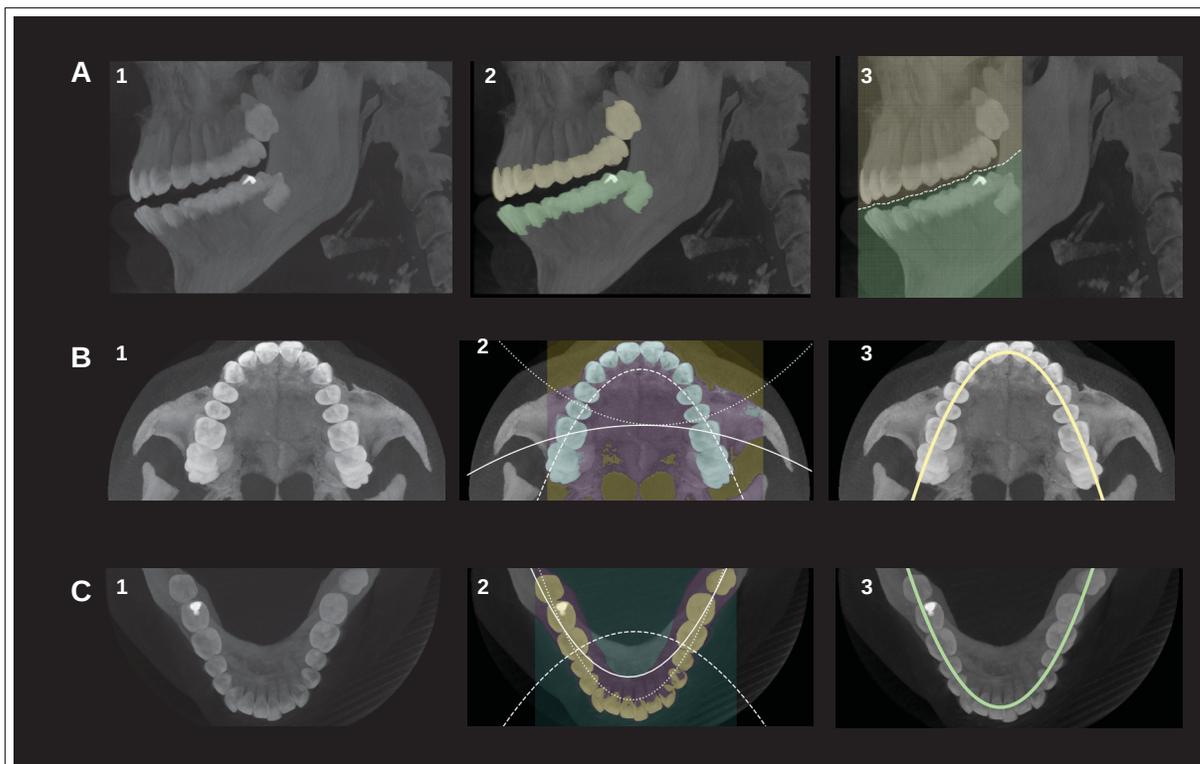


Figure 4.3 Calcul des courbes $F(s)$ et $D(s)$ à partir d'une projection des intensités maximales en vues sagittale et axiale. (A) À partir d'une projection sagittale (1), les deux composantes connectées (2) les plus volumineuses sont utilisées dans un algorithme k -nn pour en extraire une frontière de décision (3) qui sépare les deux arcades. (B)-(C) Les projections axiales des volumes extraits sont utilisées pour catégoriser les pixels en trois zones distinctes. L'ajustement d'une courbe polynomiale de degré 2 sur la position spatiale des pixels de ces zones (2) permet d'isoler les pixels dentaires et ainsi tracer la courbe qui correspond le plus possible à la forme de l'arcade (3).

p_j d'une image binaire afin de former une ligne ou un squelette : $p_k \subset \{x_k, y_k\} \mid \forall k \in K$. Cette procédure est effectuée pour toutes les catégories $k \in K$.

La régression $f(p_k)$ d'une courbe polynomiale de degré 2 est ensuite calculée à l'aide des pixels du squelette. Le choix du degré de la courbe polynomiale s'explique par la forme des arcades dentaires ; celles-ci s'apparentent à une parabole. Ici, nous posons que la catégorie cible k qui représente les couronnes dentaires engendrera un meilleur coefficient de corrélation après la régression. En effet, les pixels lui appartenant sont disposés en forme d'arche, contrairement aux autres catégories. La sélection automatique de cette catégorie se fait en minimisant une

fonction de coût qui s'appuie sur le coefficient de corrélation de la régression et sur une mesure de la dispersion des niveaux de gris (éq. **4.1**).

$$\min_{k \in K} \left[1 - \frac{\sum_i (p_{k_i} - f(p_{k_i}))^2}{\sum_i (p_{k_i} - \bar{p}_k)^2} + 1 - \sum_i \|\mathbf{MIP}_{\mathbf{ax}}(p_{k_i}) - \mu_k\|^2 \right] \quad (4.1)$$

où $i \in \{0, N_i\}$ représente un point du modèle de régression, et \bar{p}_k la valeur moyenne des observations. Les pixels de la catégorie qui minimisent l'équation **4.1** sont réutilisés pour calculer une régression polynomiale robuste avec la méthode des moindres carrés (fig. **4.3-B3-C3**). La courbe paramétrique résultante $\mathbf{D}(s) = \{d_1(s), d_2(s)\}$ approxime donc la forme de l'arcade dentaire.

La courbe $\mathbf{D}(s)$ est utilisée pour produire un développement 3D de l'arcade dentaire à l'aide d'une interpolation trilineaire suivant les normales $\mathbf{D}'(s)$ de la courbe. Les niveaux de gris des coordonnées des normales sont interpolés afin de produire un volume sur une grille régulière de dimensions $u_g \times v_g \times w_g$. Les dimensions v_g et w_g sont fixées à des valeurs définies en amont et invariables aux données d'entrée, tandis que la dimension u_g est dépendante de la longueur de la courbe paramétrique. L'interpolation trilineaire utilise une combinaison linéaire des valeurs de $\mathbf{I}(x, y, z)$ (fig **4.4**) et est présentée dans l'équation **4.2**. Nous notons la combinaison linéaire à l'aide de la notation $\Omega(x, y, z)$.

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(u, v, w) : \Omega(x, y, z) = & a_0 \mathbf{I}_{000} + a_1 \mathbf{I}_{001} + a_2 \mathbf{I}_{010} + a_3 \mathbf{I}_{100} + a_4 \mathbf{I}_{110} \\ & + a_5 \mathbf{I}_{101} + a_6 \mathbf{I}_{011} + a_7 \mathbf{I}_{111} \mid \forall (u, v, w) \in \{u_g, v_g, w_g\} \end{aligned} \quad (4.2)$$

où $\mathbf{A}(u, v, w)$ sont les valeurs interpolés, I_{xyz} les valeurs de la grille régulière de départ et a_i les coefficients de pondération de la combinaison linéaire définis selon la distance qui existe entre les points $(x, y, z) \subset \mathbb{N}$ de la grille régulière, et les points $(u, v, w) \subset \mathbb{R}$ de la grille interpolée (fig. **4.4-A**).

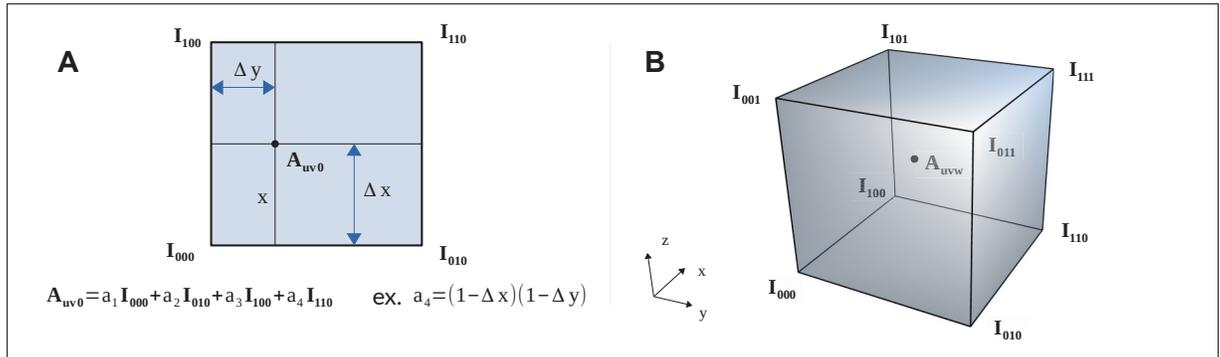


Figure 4.4 Principes de l'interpolation linéaire. (A) L'interpolation bilinéaire (2D) utilise la distance entre le point interpolé et les quatre points les plus proches sur la grille régulière pour construire la combinaison linéaire qui engendre sa valeur. (B) Un principe similaire s'applique avec l'ajout d'une dimension pour l'interpolation trilinéaire (3D).

4.2.1.3 Positionnement des plans interproximaux

Le volume redressé (ou déroulé) $\mathbf{A}(u, v, w)$ produit dans la section 4.2.1.2 fait office d'entrée pour un algorithme permettant la détection de plans qui séparent chacune des dents (ou plans interproximaux). L'algorithme s'appuie sur l'interpolation de plans de division centrés en $[s, \frac{v_g}{2}, \frac{w_g}{2}]$ pour $\{s \in S \mid 0 < s < u_g\}$, et pouvant subir des rotations ϕ_1 et ϕ_2 selon les plans uOw et uOv , respectivement (fig. 4.5-A).

Chaque combinaison de positions s et d'angles d'inclinaison ϕ_1 et ϕ_2 constitue une solution potentielle. Les voxels correspondants à la surface du plan caractérisé par ces paramètres sont extraits du volume $\mathbf{A}(u, v, w)$ à l'aide d'une interpolation trilinéaire (voir équation 4.2). Un plan-solution issu d'une combinaison des trois paramètres s'énonce P_{s, ϕ_1, ϕ_2} , tandis que les niveaux de gris obtenus grâce à une interpolation trilinéaire $\Omega(u, v, w)$ s'écrivent \mathbf{P}_{ijk} . Chaque solution est évaluée par une fonction de coût qui pénalise les plans qui coupent à travers les structures de hautes densités et qui favorisent ceux dont le vecteur normal est aligné avec la direction du gradient des voxels interpolés (éq. 4.3). Le premier terme de l'équation favorise les plans possédant de faibles valeurs d'intensité, tandis que le deuxième terme favorise les

plans qui sont orientés dans la direction du gradient de l'image (Kim *et al.* (2012)).

$$\mathbf{C}(P_{s,\phi_1,\phi_2}) = \alpha \frac{1}{N_p} \sum_{n=0}^{N_p} \frac{\mathbf{P}_n}{\|\mathbf{P}_n\|} + \beta \frac{1}{N_p} \sum_{n=0}^{N_p} \mathbf{P}_n \left| \frac{\nabla \mathbf{P}_n}{\|\mathbf{P}_n\|} \times \vec{n}_{\mathbf{P}} \right| \quad (4.3)$$

où l'indice $n \in \{i, j, k\}$ représente un point sur le plan parmi les N_p points qui le composent au total, l'opérateur ∇ la direction du gradient, le vecteur $\vec{n}_{\mathbf{P}}$ la normale du plan et les coefficients α, β des facteurs de pondération.

Le positionnement optimal des plans interproximaux s'obtient en procédant à une recherche en deux passes (fig. **4.5-B**). D'abord, l'algorithme recherche les emplacements qui séparent approximativement les couronnes en forçant les paramètres d'angles à adopter une inclinaison nulle. Cette première solution permet d'identifier les zones qui sont susceptibles d'engendrer une séparation entre deux dents. L'évaluation de la fonction **4.3** pour toutes les positions $s \in S$ du volume de l'arcade dentaire engendre un profil de coût (fig. **4.5-C**). Les minimums locaux du profil, représentés par l'ensemble s_0 , sont donc positionnés dans les espaces interproximaux, tandis que les maximums locaux, eux, sont plutôt représentatifs d'une zone où les voxels possèdent des niveaux de gris plus élevés, telle la dentine ou l'émail (fig. **4.5-B**). Le profil de coût doit toutefois subir une lissage avec une fenêtre de Hanning. Ce filtre est appliqué pour s'affranchir des hautes fréquences présentes surtout dans les maximums locaux. Celles-ci proviennent d'une baisse de l'intensité moyenne causée par la présence de la chambre pulpaire à l'intérieur de la dent (fig. **4.5-C1**). Effectivement, cette structure anatomique est représentée principalement par des voxels sombres, dont les valeurs avoisinent celles des tissus mous sur l'échelle des valeurs d'atténuation. La taille w_l de la fenêtre doit être fixée en fonction de la longueur u_g du volume déroulé. La sélection des minimums locaux retenus se fait à l'aide du signal filtré par la fenêtre de Hanning (éq. **4.4**).

$$s_0 = \left\{ \underset{s \in S}{\operatorname{argmin}} \mathbf{C}'^*(s) = 0 \mid \mathbf{C}^* := [h_{w_l} * \mathbf{C}(P_{\phi_1=0, \phi_2=0})] \right\}, \quad (4.4)$$

tels que $s \in J_{s_0} \cap S : \mathbf{C}^*(s) \geq \mathbf{C}^*(s_0)$

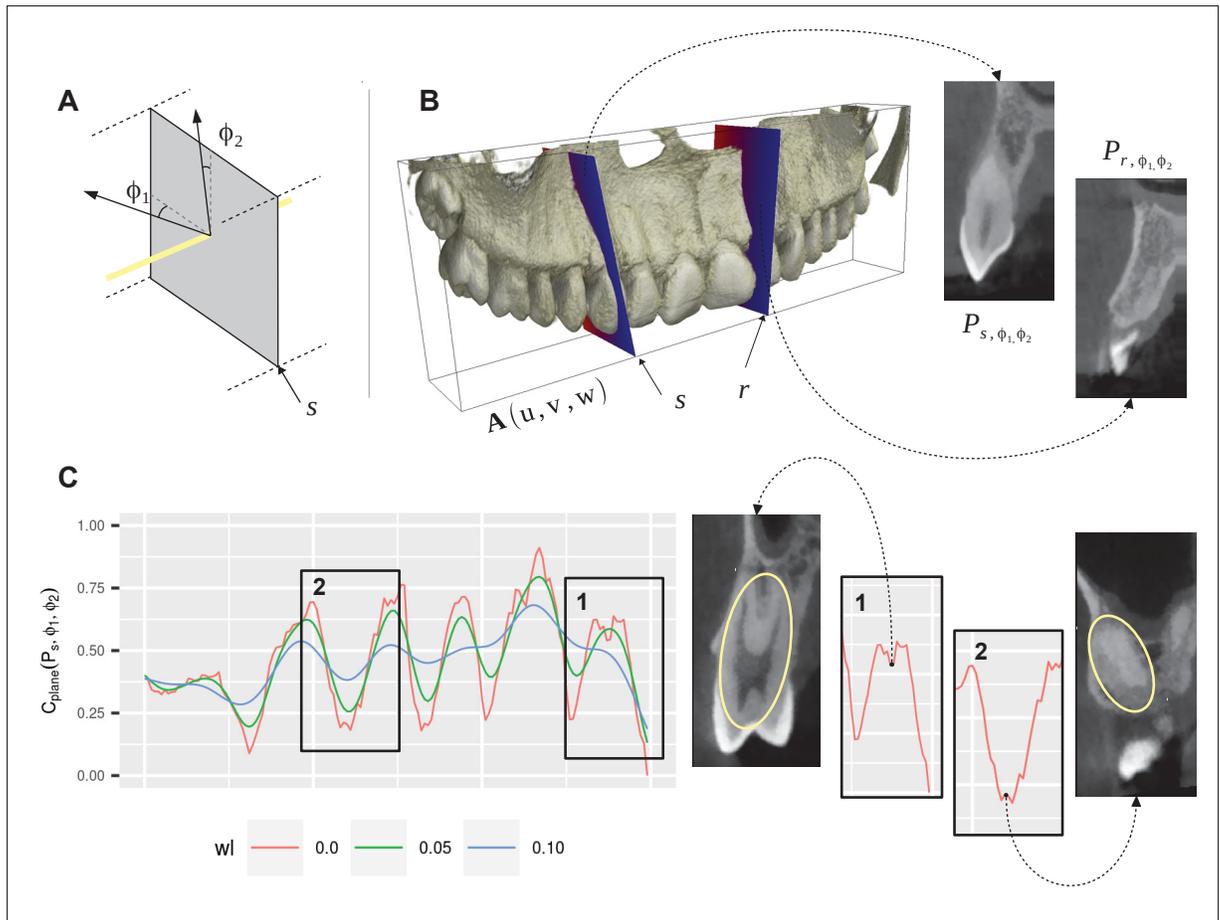


Figure 4.5 Positionnement des plans interproximaux dans le volume redressé de l'arcade dentaire à l'aide d'une fonction de coût. (A) Un plan-solution admet trois paramètres, soient s qui décrit sa position dans le volume et deux paramètres (ϕ_1, ϕ_2) qui décrivent son inclinaison. (B) Les voxels de chaque plan-solution sont interpolés dans le volume redressé. Le plan P_{s, ϕ_1, ϕ_2} engendre un plus grande valeur pour la fonction de coût que le plan P_{r, ϕ_1, ϕ_2} en raison de la présence de la dentine. (C) Le profil de coût doit être filtré avec un filtre de Hanning pour s'affranchir des hautes fréquences. Les hautes fréquences peuvent être attribuables à la présence de la pulpe dentaire (1) ou à l'apparition de la racine d'une dent adjacente (2). La taille de la fenêtre wl affecte l'apparence du signal.

où $h_{wl}(s) = 0,5 \left[1 - \cos \frac{2\pi s}{wl-1} \right]$ est l'équation de la fenêtre de Hanning pour $s \in \{0, wl-1\}$ (sinon $h_{wl}(s) = 0$), $*$ l'opération de convolution et J_{s_0} un voisinage de s_0 .

Lors de la deuxième étape, la fonction de coût est évaluée pour une seconde fois, en fournissant un domaine de solutions pour les angles ϕ_1 et ϕ_2 . L'optimisation de la fonction de coût 4.3 se

fait indépendamment pour chaque plan-solution qui appartient à l'ensemble s_0 . L'inclinaison optimale des plans interproximaux est ainsi précisée.

Ces plans sont utilisés pour délimiter des masques binaires permettant d'extraire les voxels appartenant aux sous-volumes dentaires. Ces sous-volumes sont par la suite utilisés indépendamment pour instancier le processus de segmentation. Nous notons chaque sous-volume $V \subseteq I$, puisqu'ils sont définis comme des sous-ensembles de l'image originale. Cette stratégie automatique de simplification du domaine de segmentation permet notamment de mieux contrôler le comportement des algorithmes. Dans la prochaine section, une méthode de segmentation de la pulpe qui met à profit l'utilisation des VOI-d est présentée.

4.2.2 Détection automatique de la pulpe à partir des VOI-d

Cette section met de l'avant une stratégie automatique de détection de la pulpe dentaire à partir d'un sous-volume centré autour de la structure d'intérêt. Cette méthode s'appuie sur une heuristique anatomique qui veut que la pulpe soit considérée comme un trou dans l'image, c'est à dire une zone composée de voxels de basses intensités, encapsulée dans une couche de voxels de hautes intensités (émail, dentine).

Précédemment, la section 2.2.1 a présenté brièvement l'essence des algorithmes de traitement d'images basés sur la morphologie mathématique. Ces derniers s'appuient sur quatre opérations de base, soient l'érosion, la dilatation, l'ouverture et la fermeture. Ces opérations sont guidées par un élément structurant prédéfini qui sonde chacun des voxels afin de lui attribuer une valeur de sortie. Celle-ci est obtenue en analysant la concordance entre la forme de l'élément structurant et la forme représentée par les voxels de l'image. La combinaison des quatre opérations de base permet de produire différents algorithmes de traitement d'images.

L'opération de reconstruction morphologique est une application de la dilatation géodésique qui permet la reconstruction d'un ensemble issu d'un masque G à partir d'informations contenues dans un marqueur M . La procédure consiste en une dilatation infinie du masque par rapport au marqueur, jusqu'à l'envahissement complet de ses composantes connexes. Cette opé-

ration se note $R_G(\mathbf{M})$. Il est possible d’instancier un algorithme géodésique de remplissage de trous $H(X)$, en définissant les marqueurs comme étant la bordure de l’image originale, et en appliquant la reconstruction avec le complément du masque telle que présentée dans l’équation 4.5. À noter que cet algorithme s’applique indépendamment sur chacun des sous-volumes \mathbf{V} obtenu dans la section 4.2.1.3.

$$\mathbf{V}^f = H(\mathbf{V}) = [R_{\mathbf{V}^c}(\delta\mathbf{V}^c)]^c \quad (4.5)$$

où \mathbf{V}^f est une version du masque original dans lequel les trous sont remplis, \mathbf{V}^c le complément du sous-volume \mathbf{V} , et le marqueur $\delta\mathbf{V}^c$ la bordure du complément du sous-volume original.

Une soustraction des voxels de l’image originale permet de faire ressortir la pulpe (Chantrel (2016)) et aussi de l’extraire (fig. 4.6-A). Les algorithmes de morphologie mathématique s’appliquent aussi bien sur des images binaires que sur des images en niveaux de gris. Toutefois, comme ces dernières n’admettent pas des frontières aussi franches que les images binaires, les masques sont nettement moins contrastés. Cette observation est d’autant plus vraie pour les images bruitées, comme celles du *Cone Beam CT*. Afin de compenser cette difficulté, nous introduisons un pré-traitement à l’algorithme de détection de trous (éq. 4.6). Cette opération permet de mettre en évidence les zones sombres et continues, ou en d’autres mots, de mettre l’accent sur les «vallées» de l’image (fig. 4.6-B). Contrairement à l’implémentation de Chantrel (2016), la méthode introduite ici permet de mieux gérer la présence de bruit et les différences subtiles de contrastes qui sont courantes en imagerie *CBCT*.

$$\mathbf{V}^{va} = ((\mathbf{V} \oplus E_l) \ominus E_l) - \mathbf{V} \quad (4.6)$$

où \mathbf{V}^{va} est une version du sous-volume original dans laquelle les vallées sont accentuées, \oplus l’opération de dilatation, \ominus l’opération d’érosion et E_l un élément structurant en forme de sphère de diamètre l . Cette image est utilisée comme masque dans l’équation 4.5, et une simple opération de soustraction des voxels de l’image originale produit une image qui met en évidence les trous, dont celui qui représente la pulpe dentaire. Le masque de la pulpe est

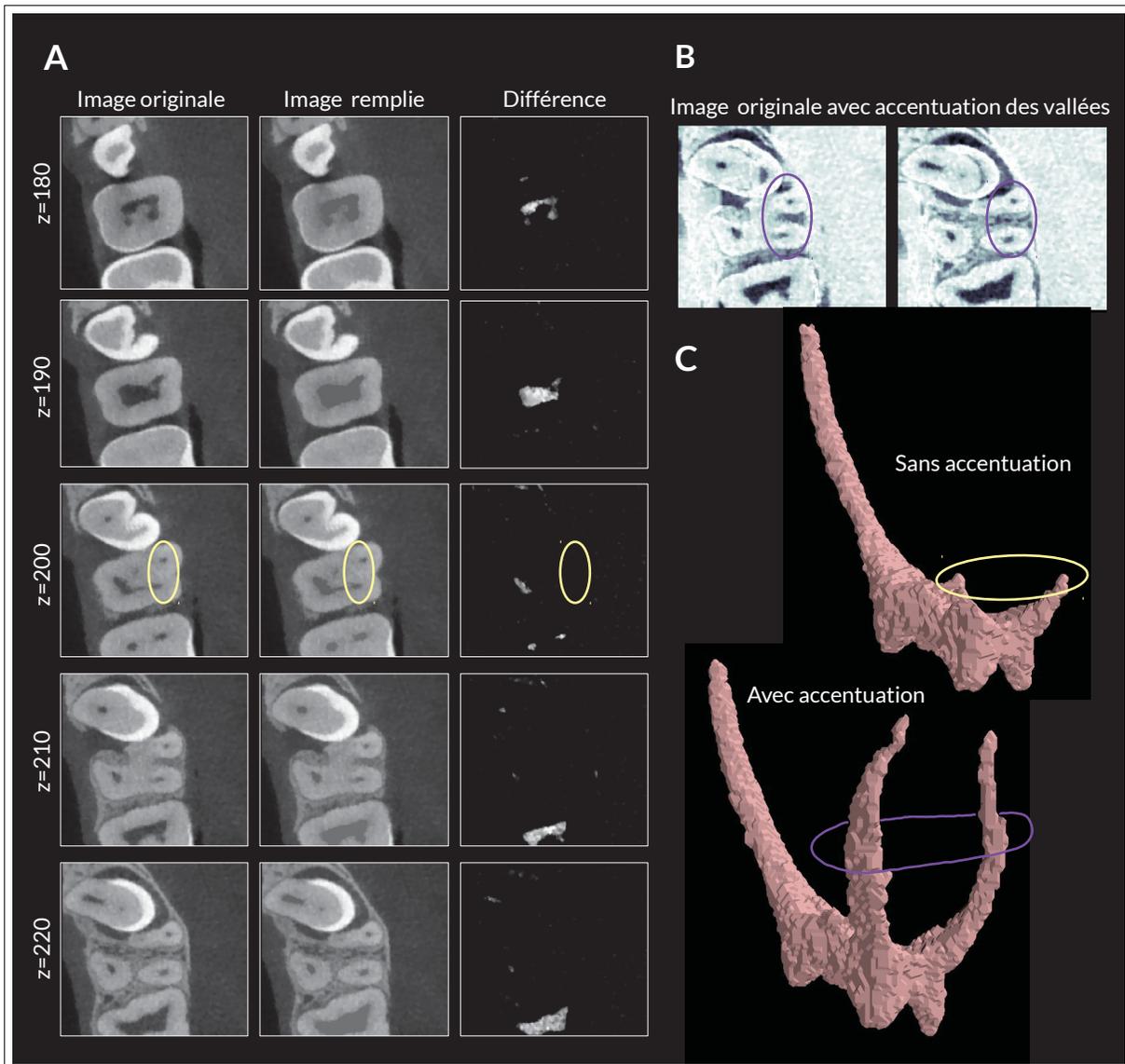


Figure 4.6 Principes de l'algorithme de détection automatique de la pulpe dentaire. (A) Le remplissage de l'image par des opérations de reconstructions morphologiques suivi d'une soustraction de l'image originale permet de mettre l'accent sur les zones sombres (trous) de l'image. Le faible contraste des images *CBCT* cause inévitablement une perte de signal dans les zones minces de la pulpe (contour jaune). (B) L'accentuation des vallées par ouverture morphologique permet d'augmenter considérablement le contraste des vallées de l'image. (C) L'utilisation de l'image avec accentuation des vallées bonifie la détection de la pulpe.

extrait en sélectionnant la composante connectée qui a le plus grand volume parmi tous les trous répertoriés dans le sous-volume qui contient la dent cible. Nous notons ce sous-ensemble

de voxels $\mathbf{P} \subseteq \mathbf{V}^{va}$, où chaque voxel qui représente la pulpe est décrit par les coordonnées $\{x_P, y_P, z_P\} \in \{x, y, z\}$. Le masque résultant décrit la forme de la pulpe dentaire contenue dans le sous-volume (fig. 4.6-C). Cette structure anatomique est alors à la base de la méthode de segmentation présentée dans le chapitre suivant.

4.3 Base de données de validation

Afin de valider la performance des algorithmes développés, une base de données d'exams cliniques *Cone Beam CT* a été montée. Cette section présente la méthodologie de production de la base de données, qui servira à évaluer les méthodes de ce chapitre et du chapitre suivant.

4.3.1 Description des données cliniques

La base de données cliniques est constituée d'acquisitions réalisées au centre de recherche du CHUM (CRCHUM) ou à la faculté de Médecine dentaire de l'Université de Montréal, et obtenues de manière rétrospective, sous un protocole éthique approuvé par l'ÉTS et le CRCHUM (CE16.429-CBCT). Les images ont été acquises à l'aide d'un appareil *Cone Beam CT* de marque Newtom, modèles 5G ou VGI (Newtom, Vérone, Italie). Elles ont toutes été produites avec un mode d'acquisition à haute résolution avec des champs de vue de $[8 \times 8]$ ou $[12 \times 8]$ cm. La résolution des exams est de $[0, 125 \times 0, 125 \times 0, 125]$ cm ou $[0, 15 \times 0, 15 \times 0, 15]$ cm.

La base de données contient 32 exams *Cone Beam CT* des arcades dentaires supérieures et/ou inférieures de patients. La majorité des exams ont été effectués avec un écarteur dentaire, le patient étant en légère ouverture buccale. L'anonymisation des données a été faite à l'aide du logiciel *DicomBrowser* version 1.7.0b5 avant leur dépôt sur le serveur du centre de recherche du CHUM. À noter que la production de la base de données a été faite conformément à la politique d'assurance qualité ISO13485 :2016 du Laboratoire d'Imagerie et d'Orthopédie.

4.3.2 Méthodologie de production des segmentations de référence

Un étudiant en médecine dentaire a été mandaté pour la production des segmentations manuelles de cette étude. Dans le cadre de notre étude, ce dernier est considéré comme l'expert, et les segmentations qu'il a produites constituent la référence.

Les segmentations de référence des dents pour les 32 examens ont été faites à l'aide du logiciel *3D Slicer* version 4.8.1 en utilisant les différents outils de segmentation manuels et semi-automatiques du module de segmentation. Le tableau 4.1 résume le nombre de segmentations de référence produites par dent. Le code utilisé pour représenter chaque dent de la mâchoire suit la nomenclature de la FDI détaillée à la section 1.1.3.

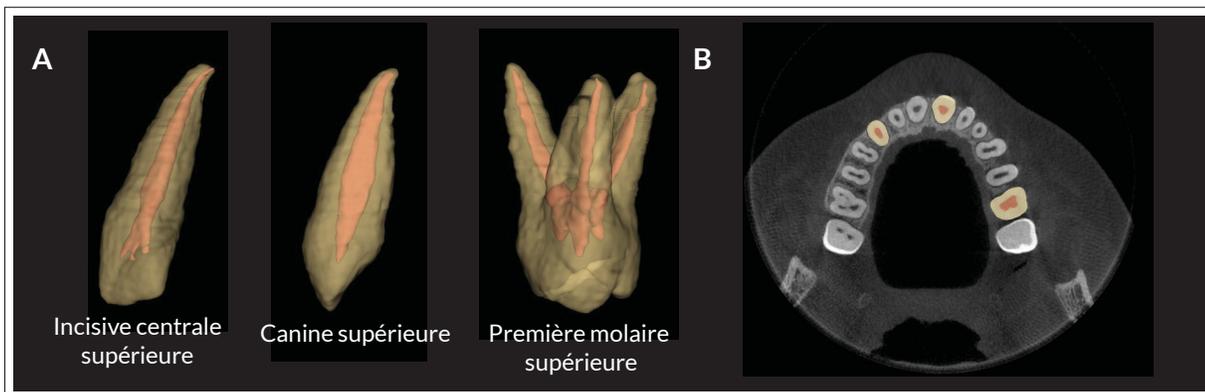


Figure 4.7 Exemples de trois segmentations de référence issues de la base de données de validation. (A) Les masques de segmentation de la pulpe (rouge) et de la dent (jaune) sont représentés par des modèles géométriques. (B) Vue axiale d'une coupe du volume *Cone Beam CT* et des segmentations de référence.

Chaque segmentation n'a été produite qu'une seule fois par l'expert. Chacune d'elle est composée du masque complet de la dent et du masque de la pulpe (fig. 4.7-A). Au total, 88 segmentations de référence réparties parmi les 32 examens de la base de données ont été produites. Afin d'évaluer la fiabilité des segmentations de référence, une étude de répétabilité a été mise en place. Trois dents issues de trois examens différents ont été sélectionnées aléatoirement, et l'expert a produit de nouveau les masques de la dent et de la pulpe pour ces trois cas. Un délai

minimum de 24 heures a été respecté entre la production des masques initiaux et la production des masques utilisés pour l'étude de répétabilité.

Tableau 4.1 Segmentations de référence pour chaque type dentaire.

Segmentations disponibles	Inc. ¹		Can. ²	Prém. ³		Mol. ⁴		
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8
Quadrant								
Supérieur droit (Q=1)	14	1	2	11	1	16	1	0
Supérieur gauche (Q=2)	1	1	12	1	1	3	2	0
Inférieur droit (Q=3)	2	1	1	1	1	2	0	0
Inférieur gauche (Q=4)	1	1	3	2	4	2	0	0
Total	18	4	18	15	7	23	3	0
Total par type dentaire	22		18	22		26		

1 : Incisives, 2 : Canines, 3 : Prémolaires, 4 : Molaires

Les segmentations de référence ont été comparées entre elles à l'aide des métriques de validation présentées au tableau 2.1. Les résultats sont rapportés dans le tableau 4.2 et sont utilisés pour décrire la variabilité intra-opérateur.

Tableau 4.2 Variabilité intra-opérateur : comparaison des deux répétitions de segmentation manuelle pour 3 cas.

Métriques	Variabilité intra-opérateur		
	cas 1 : A vs. B	cas 2 : A vs. B	cas 3 : A vs. B
DICE (%)	97,15	96,63	96,02
JAC (%)	94,46	93,48	92,34
RVD (%)	-0,93	-1,53	-2,36
ASD (mm)	0,08	0,08	0,10
RMSD (mm)	0,11	0,12	0,14
MSD (mm)	0,81	0,97	0,81

cas 1 : première molaire supérieure (16), cas 2 : deuxième prémolaire inférieure (45), cas 3 : première prémolaire supérieure (14). A : première répétition, B : deuxième répétition.

Les métriques de validation suggèrent qu'il existe une forte concordance entre les deux répétitions d'une segmentation manuelle pour chaque cas étudié. En effet, la différence de chevauchement entre les deux répétitions est inférieure 4 %, et les métriques de distance ont toutes des valeurs sous-millimétrique. Cette analyse tend à démontrer que l'expert a produit des segmentations manuelles fiables et répétables. Cependant, la quantité de données étant assez limitée, il est difficile de conclure sur la validité de la base de données. Une étude plus poussée, qui regrouperait plusieurs experts et qui suivrait un protocole éprouvé pour la production des données, serait requise pour certifier objectivement la validité de la base de données. Malheureusement, la portée de ce travail n'a pas permis de mettre en place une telle base de données de validation. Nous jugeons tout de même qu'elle demeure valide, mais il est important de garder en tête que des étapes supplémentaires seraient requises pour qu'elle soit d'autant plus fiable.

4.4 Résultats

Afin de valider la performance de la méthode proposée à la section 4.2, chaque phase a fait l'objet d'une implémentation dans le langage de programmation Python (2.7). Un ordinateur Intel i7-7700@3.6 GHz équipé d'une mémoire vive de 32 Go a été utilisée. Deux études de validation distinctes ont été menées, soit la validation de la simplification du volume 3D et la validation de la détection automatique de la pulpe à partir des VOI-d.

4.4.1 Validation de la simplification du volume 3D

Cette étude de validation a pour but de quantifier la performance de l'algorithme permettant de séparer l'espace 3D en plusieurs volumes d'intérêts qui contiennent chacun une seule dent. Il est impossible de déterminer de manière objective les valeurs idéales que doivent prendre les paramètres d'un plan pour qu'il soit considéré comme valide. Effectivement, plusieurs configurations peuvent donner une solution acceptable. Ainsi, la validation se fait en étudiant la sensibilité, la spécificité, l'exactitude et la précision de l'algorithme qui elle se mesure par l'absence ou la présence des plans séparateurs aux endroits prévus, i.e. dans les espaces interproximaux.

Nous appliquons un test de classification binaire pour connaître la validité de l'algorithme en dénombrant le nombre de vrais positifs (VP), de faux négatifs (FN), de vrais négatifs (VN) et de faux positifs (FP). Cette classification est faite de manière indépendante pour chaque arcade supérieure et inférieure de la base de données (fig. 4.8-A). Nous dénombrons un VP lorsque l'algorithme positionne un plan correctement dans l'espace interproximal, un VN lorsqu'une des dents de l'arcade n'est pas traversée par un plan, un FN lorsque l'algorithme omet de positionner un plan entre deux dents, et finalement un FP lorsque l'algorithme positionne un plan à travers une dent. La figure 4.8-B résume les calculs utiles pour cette étude de validation. À noter que cette étude de validation ne s'adresse seulement qu'à la première phase de l'algorithme décrit dans la section 4.2.1.3, ce qui implique que nous forçons les paramètres d'inclinaison ϕ_1 et ϕ_2 à adopter une valeur nulle. Nous jugeons que cette étape est garante du succès de la méthode et que l'ajustement de l'inclinaison du plan dans la deuxième phase n'apporte qu'un niveau supplémentaire d'optimisation.

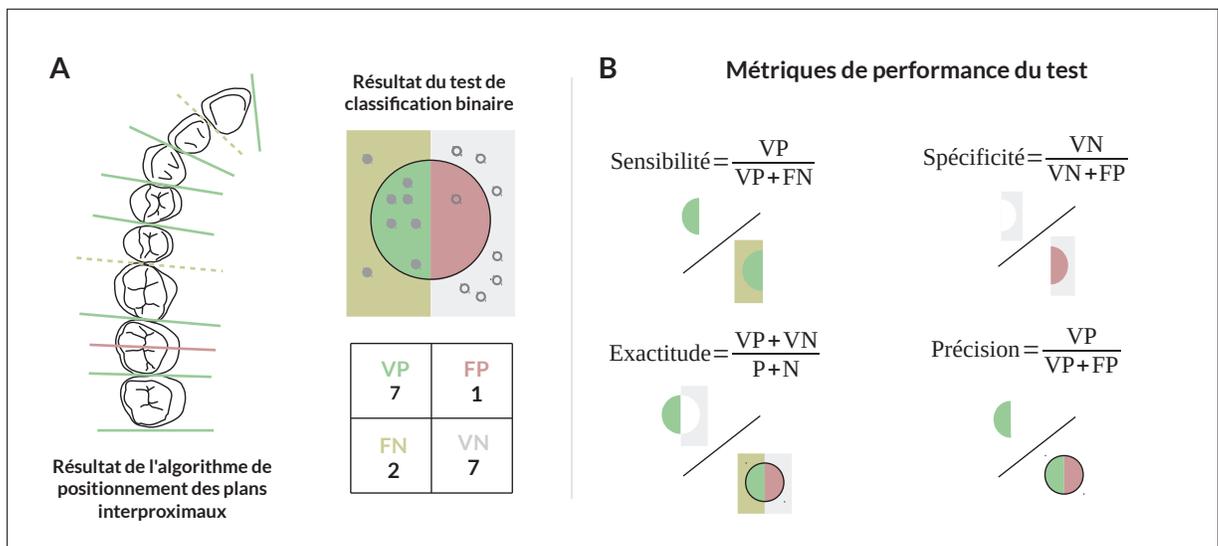


Figure 4.8 Méthodologie de validation de l'algorithme de positionnement des plans interproximaux. (A) La présence ou l'absence d'un plan dans un espace interproximal ou à travers une dent régissent la quantité de vrais positifs (VP), de vrais négatifs (VN), de faux positifs (FP) et de faux négatifs (FN). (B) La sensibilité, la spécificité, l'exactitude et la précision permettent de quantifier la performance de l'algorithme pour chacune des arcades.

Parmi les 32 examens de la base de données, 21 ont été retenus puisqu'ils répondaient au critère d'inclusion qui était d'avoir réalisé une acquisition bouche légèrement ouverte. Ce critère est essentiel au succès de la méthode, puisque la séparation des arcades dentaires (telle que décrite dans la section **4.2.1.1**) présuppose un désengrènement des arcades dentaires. Également, nous nous intéressons aux valeurs que doivent prendre deux hyper-paramètres qui peuvent influencer la qualité des résultats. Il s'agit d'abord du nombre de points qui définissent la courbe de l'arcade dentaire et qui équivaut à la dimension u_g du volume redressé. La valeur de cet hyper-paramètre joue sur la résolution finale du volume redressé et peut expliquer le succès ou l'échec de la détection d'un espace interproximal. Il va sans dire qu'une valeur élevée pour u_g équivaut à une augmentation considérable du temps de calcul. Ensuite, la taille wl de la fenêtre de Hanning, responsable de lisser le profil de coût (éq. **4.4**), doit être réglée de manière à se débarrasser des basses fréquences (bruit), tout en conservant la position des minima locaux. Une trop grande taille de fenêtre risque de causer une perte de signal considérable, ce qui peut se répercuter sur la détection des espaces interproximaux.

La sensibilité, la spécificité, l'exactitude et la précision ont été évaluées pour les 42 arcades dentaires disponibles. L'influence des hyper-paramètres n'a pas été prise en compte pour cette première évaluation, bien que ceux-ci aient été fixés à des valeurs jugées raisonnables. La distribution des quatre métriques pour l'ensemble de la base de données est illustrée à la figure **4.9**, indépendamment de la nature de l'arcade dentaire (inf. ou sup.). À noter que les facteurs de pondération α et β de l'équation **4.3** doivent être fixés à des valeurs distinctes pour les deux phases de l'algorithme de positionnement des plans. Ainsi, pour la première étape, nous fixons empiriquement $\alpha = 2\beta = 1,75$ afin de favoriser l'influence des valeurs d'intensités sur le positionnement des plans dans l'espace interproximal. Les hyper-paramètres u_g et wl ont ensuite fait l'objet d'une étude plus approfondie. Trois examens sur les 21 examens initiaux ont été sélectionnés de manière à couvrir le plus possible l'étendue des distributions de la figure **4.9**. Les mesures de spécificité et de sensibilité ont été compilées pour trente valeurs aléatoires de $u_g \in [50; 1000]$ points et de $wl \in [0,5; 10]$ %, de manière indépendante. Les courbes en figure **4.10-AB** illustrent le comportement de l'algorithme en fonction de l'évolution des hyper-

paramètres. À noter que nous avons fixé $wl = 5\%$ ou $u_g = 300$ lorsque l'un ou l'autre des hyper-paramètres admettaient des variations.

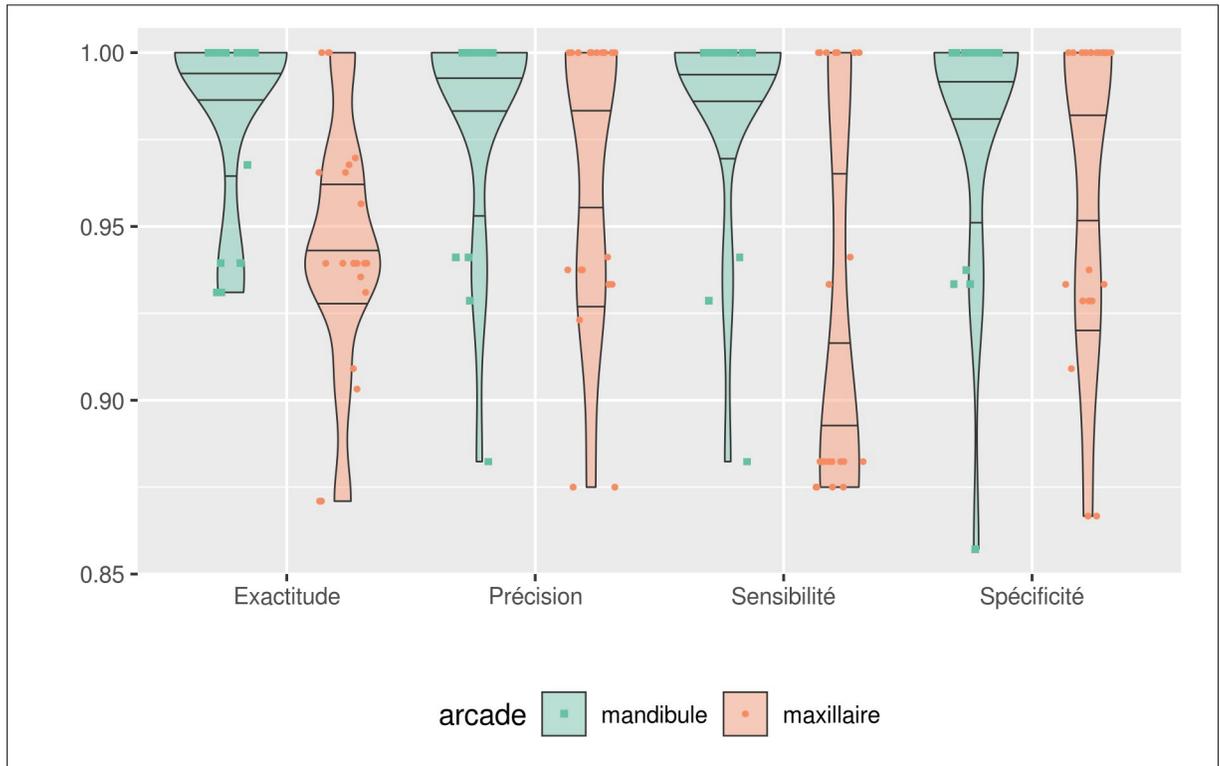


Figure 4.9 Diagrammes en violon décrivant la distribution des métriques de performance de l’algorithme de positionnement des plans interproximaux en fonction du type d’arcade. La largeur du diagramme représente la densité de probabilités. Les quartiles de la distribution sont représentés par les trois lignes à l’intérieur du diagramme.

4.4.2 Validation de la détection de la pulpe

Tel que décrit dans la section 4.2.2, les VOI-d délimités par les plans interproximaux sont utilisés dans un algorithme capable de détecter automatiquement la pulpe. Ce dernier utilise des approches issues de la morphologie mathématique afin d’extraire la zone sombre qui représente la pulpe à partir du VOI-d. Il est important de mentionner que le résultat de cette étape n’est pas une segmentation de la pulpe à proprement parler. Il s’agit plutôt d’un algorithme de détection, puisque ce dernier ne procède pas à la recherche de contours ni à l’agglomération de régions

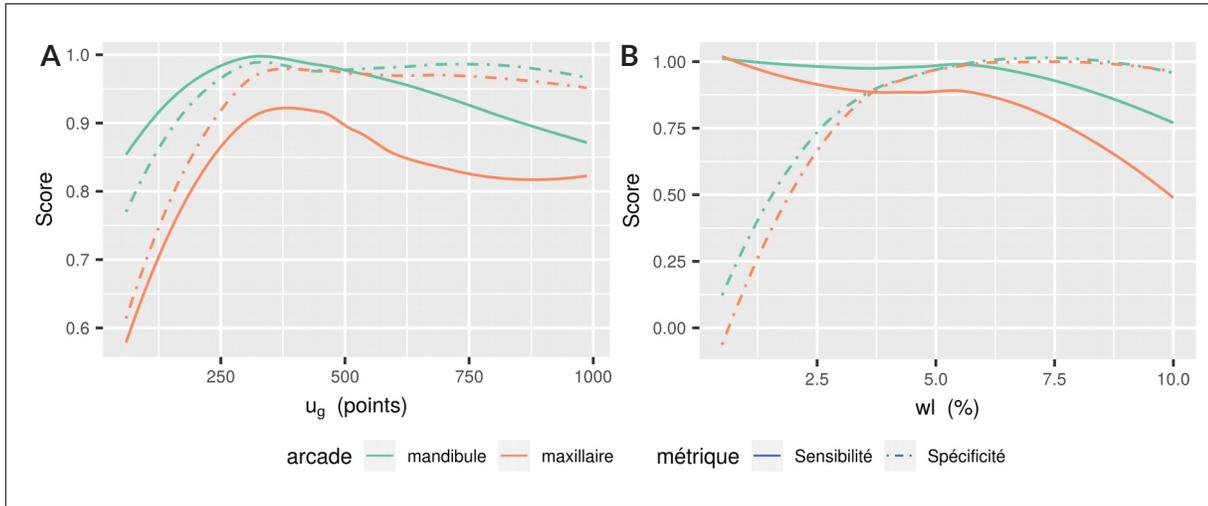


Figure 4.10 Évolution de la sensibilité et de la spécificité de l’algorithme de positionnement des plans interproximaux sur trois examens de la base de données en fonction des hyper-paramètres u_g et wl . (A) L’hyper-paramètre u_g représente la longueur du volume redressé. (B) L’hyper-paramètre wl représente la taille de la fenêtre de Hanning pour le filtrage du profil de coût.

homogènes tel que le ferait un algorithme de segmentation. Néanmoins, nous utilisons les métriques de validation de segmentations 3D (voir section 2.7) pour quantifier la performance de cette méthode, puisqu’elles demeurent un bon indicateur du succès ou de l’échec de la détection. Nous évaluons d’abord l’indice de recouvrement volumique entre le masque de la pulpe et celui de la segmentation de référence à l’aide de l’indice de Dice. Les résultats quantitatifs sont rapportés dans le tableau 4.3, et séparés pour chaque type dentaire. Le tableau présente également deux métriques de distance, soit la distance surfacique moyenne-symétrique (ASD) et la distance de Mahalanobis (MHD), encore une fois en fonction du type dentaire. Une appréciation visuelle des résultats est présentée en figure 4.11. Le plaquage de l’erreur surfacique point-à-point sur le maillage de la pulpe permet de localiser les zones qui admettent la plus grande variation par rapport à la référence.

Le seul hyper-paramètre de la méthode est le diamètre l de l’élément structurant utilisé pour produire l’image \mathbf{I}^{VA} . Typiquement, ce dernier doit être assez grand pour éliminer complètement la structure à mettre en évidence lors des opérations morphologiques. La soustraction de l’image originale permet ensuite d’accentuer les voxels qui composent la structure éliminée.

Tableau 4.3 Moyennes, écart-types et extremums par type dentaire de la distribution des métriques de validation pour l'algorithme de détection de la pulpe.

Métriques	Type dentaire				
	Incisive	Canine	Prémolaire	Molaire	Tous
DICE (%)					
Moyenne	80,62	83,85	79,98	83,16	81,80
Écart-type	6,68	6,37	6,14	6,76	6,53
Minimum	66,70	68,38	63,05	62,33	62,33
Maximum	88,22	89,10	88,00	88,44	89,10
ASD (mm)					
Moyenne	0,16	0,17	0,20	0,22	0,19
Écart-type	0,08	0,10	0,13	0,14	0,11
Minimum	0,07	0,10	0,09	0,14	0,07
Maximum	0,36	0,39	0,60	0,67	0,67
MHD (mm)					
Moyenne	0,15	0,53	0,47	0,37	0,37
Écart-type	0,09	0,35	0,28	0,22	0,28
Minimum	0,04	0,06	0,04	0,06	0,04
Maximum	0,31	1,18	1,11	0,87	1,18

Une fenêtre $l \in [0,5;3]$ mm est utilisée afin d'étudier l'influence de l'évolution de ce paramètre sur la détection des structures de la pulpe (fig. 4.12). La taille de l'élément structurant est choisie conformément à l'espacement des voxels.

4.5 Discussion

Tout d'abord, les distributions présentées en figure 4.9 démontrent les bonnes performances de l'algorithme permettant le positionnement des plans interproximaux. La sensibilité élevée de la méthode démontre que la quasi majorité des espaces interproximaux présents sur l'arcade est détectée par l'analyse de la fonction de coût. La spécificité, tout autant élevée, met en évidence la capacité d'omettre le positionnement d'un plan séparateur à travers les structures osseuses de haute densité, comme la dentine et l'émail. La méthode s'avère également précise et exacte, puisque la majorité des cas traités se trouvent dans le dernier quartile pour la mandibule, et la deuxième quartile pour la maxillaire qui eux se trouvent à des taux de plus de 92 %. Ces indices

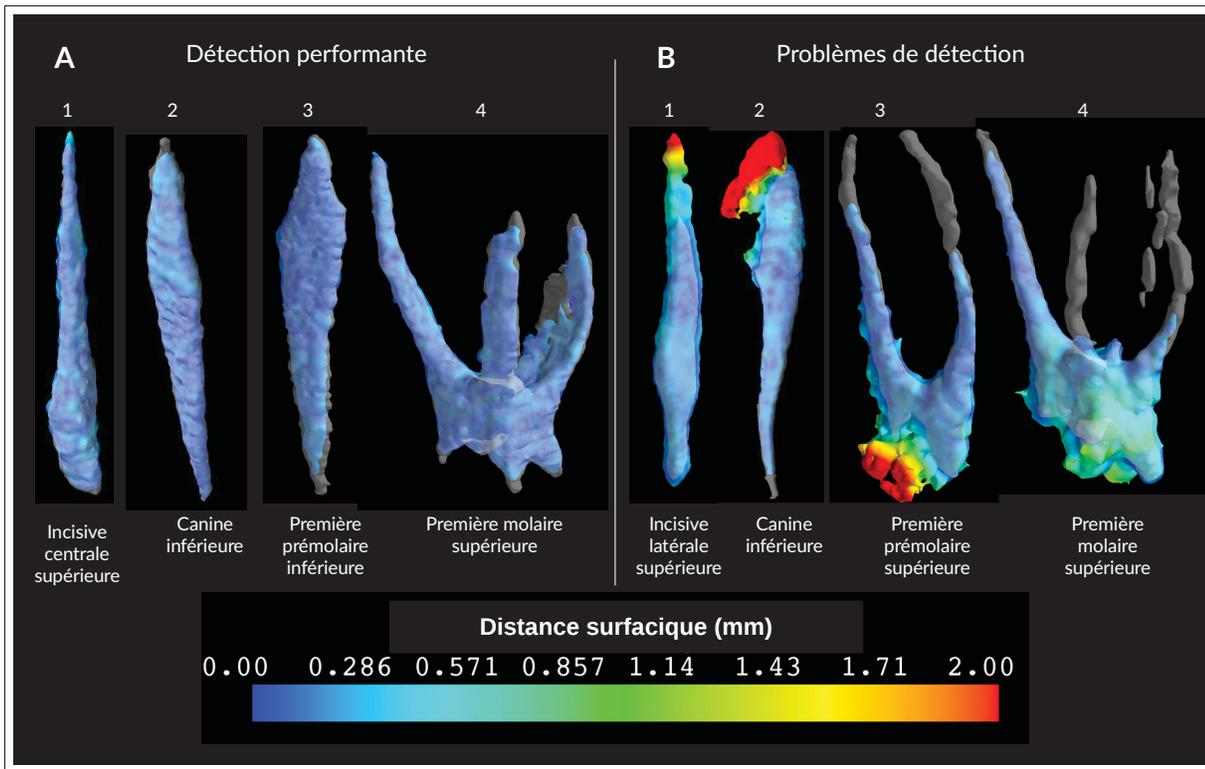


Figure 4.11 Plaquage des erreurs surfaciques sur le modèle de la pulpe pour des détections performantes et exemples de problèmes de détection pour les quatre types dentaires. (A) Les cas où la détection est performante admettent les erreurs les plus élevées au niveau des extrémités canalaires (1,3,4). (B) Les problèmes de détection typiques sont le débordement des terminaisons radiculaires (1), le débordement au niveau de la chambre pulpaire (2,3) et l’amputation complète ou partielle des racines (3-4).

performances globales permettent d’affirmer que la méthodologie déployée est efficace, et que la fonction de coût mise en place permet une réelle distinction entre les plans-solutions qui sont acceptables et ceux qui ne le sont pas.

Un aspect intéressant des résultats de la figure 4.9 est le fait que les densités de distribution ont des valeurs médianes qui sont systématiquement moins élevées pour les arcades supérieures que pour les arcades inférieures. Cette observation émane du positionnement des dents sur l’arcade supérieure qui tendent à former une courbure en direction axiale. Ce phénomène s’explique par la présence des troisièmes molaires supérieures qui sont souvent incluses dans l’os alvéolaire. En effet, la méthode force l’arcade dentaire à se redresser autour de la courbe défi-

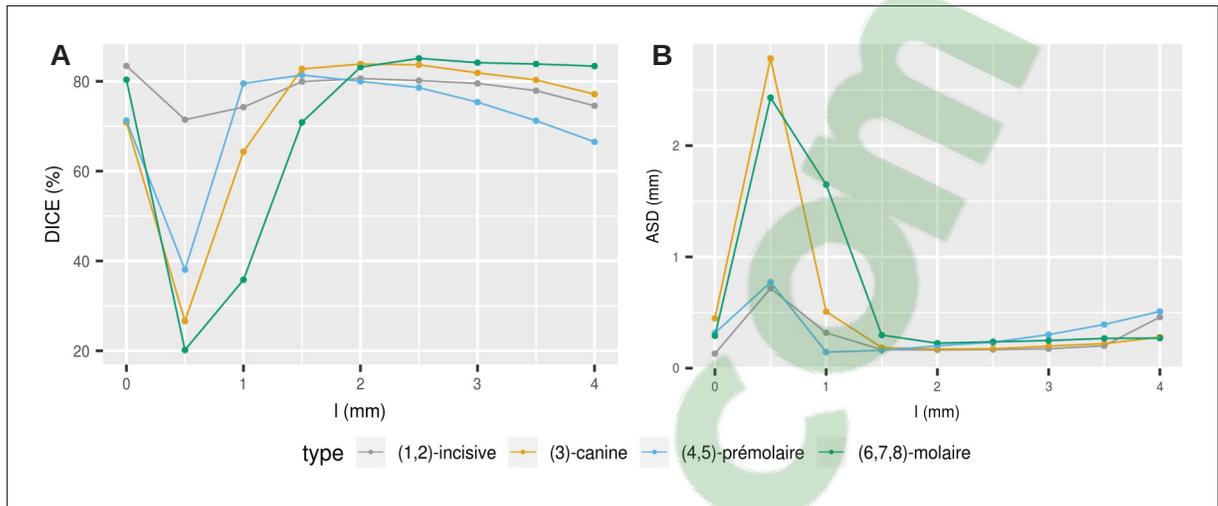


Figure 4.12 Évolution de deux métriques de performance de détection de la pulpe dentaire en fonction de la taille de l'élément structurant utilisé pour rehausser les vallées de l'image. (A) L'indice de Dice informe sur le chevauchement entre le masque de la pulpe et le masque de référence. (B) La distance surfacique moyenne-symétrique informe sur l'écart entre les surfaces des deux masques. La valeur à $l = 0 \text{ mm}$ représente la valeur que prend la métrique avec l'image originale.

nie dans le plan xOy pour s'affranchir des difficultés inhérentes à la forme voûtée de l'arcade dentaire. Toutefois aucun redressement en direction axiale n'est réalisé, ce qui ne garantit pas l'alignement des dents selon cet axe dans le volume redressé. En ce sens, nous observons régulièrement que le plan interproximal sensé se retrouver entre la deuxième et la troisième molaire est manquant, faute de détection d'un minimum local. Ce phénomène serait donc à l'origine de la moins bonne performance de l'algorithme de séparation de l'arcade pour les maxillaires.

L'influence des hyper-paramètres u_g et w_l ont été testés, et les graphiques en figure 4.10-A-B nous renseignent sur le comportement de l'algorithme en termes de spécificité et de sensibilité. D'abord, on remarque une baisse importante de la performance de l'algorithme si la dimension u_g est inférieure à 300 (fig. 4.10-A). Ce comportement est attendu, puisque cette dimension se répercute directement sur la résolution du volume redressé, et conséquemment sur la résolution disponible pour représenter un espace interproximal. Si le nombre de voxels est insuffisant pour représenter ledit espace, celui-ci ne serai évidemment pas détecté. On peut également remarquer une baisse de sensibilité lorsque la taille du profil dépasse un seuil d'environ 400.

Ceci s'explique encore une fois par la résolution de l'espace interproximal. Il faut bien se rappeler qu'une analyse des extremums locaux permet de localiser la position optimale des plans séparateurs. Si la résolution qui représente cet espace est trop grande, il se créera un plateau dans le maximum local, et l'algorithme responsable de détecter les extremums ne pourra pas considérer les points qui le composent comme un minimum local. Ainsi, on assiste à une importante baisse de la sensibilité de l'algorithme, ou de sa capacité à positionner correctement un plan dans un espace interproximal.

En ce qui concerne le paramètre wl (fig. **4.10-B**), on remarque que les courbes de sensibilité et de spécificité ont une allure réciproque l'une par rapport à l'autre : une fenêtre de lissage trop petite entraîne une mauvaise spécificité, alors qu'une fenêtre trop grande engendre une baisse en sensibilité. Ce comportement s'explique par la théorie du traitement de signal. Une fenêtre trop petite ne filtre pas suffisamment les basses fréquences qui correspondent à soit des variations indésirables observées dans les minimums locaux, ou soit des variations dans les maximums locaux qui sont occasionnées par la présence de la pulpe dentaire. Ainsi, une quantité importante de minimums locaux, qui eux ne correspondent pas à un espace interproximal, sont aussi détectés. Cela occasionne une quantité importante de faux positifs, créant ainsi une baisse en spécificité. Le comportement inverse, soit le filtrage des hautes fréquences à l'aide d'une fenêtre large, aura tendance à éliminer complètement les minimums locaux, dont ceux qui correspondent à des espaces interproximaux. Cela aura pour effet de produire peu de vrais positifs et d'engendrer une baisse en sensibilité. De manière empirique, on détermine à l'aide de cette étude que les valeurs que devraient prendre les paramètres libres de l'algorithme se situent autour de $u_g = 375$ et $wl = 6.0$.

Les résultats des métriques de validation utilisées pour quantifier le succès ou l'échec de la détection de la pulpe sont rapportés dans le tableau **4.3**. L'indice de Dice (DICE) nous renseigne sur le chevauchement volumétrique des masques détectés automatiquement par rapport aux masques de référence. On remarque d'abord que le chevauchement se situe autour de 80 % pour chaque type dentaire, ce qui confirme que l'algorithme détecte bel et bien la cible. Le fait que cette métrique ne tend pas vraiment vers un score de 100 % pour aucun des types

dentaires indique qu'il doit exister une certaine quantité de faux positifs ou de faux négatifs qui empêche un chevauchement parfait. Cette observation peut être attribuable à deux phénomènes en particulier. D'abord, l'algorithme de détection peut inclure une zone qui n'appartient pas à la pulpe dans le masque final causant ainsi une augmentation de la quantité de faux positifs. On peut l'observer lorsque la détection déborde dans la dentine coronaire (fig. **4.11-B2-B3**). Ensuite, la détection peut omettre une zone importante de la pulpe, et ainsi augmenter le taux de faux négatifs. On l'observe plus fréquemment dans les morphologies complexes, comme les molaires et les autres dents multi-radiculées, où il n'est pas rare de voir une racine amputée complètement ou en partie (fig. **4.11-B4**). De plus, l'objet dans sa globalité peut aussi être plus ou moins volumineux par rapport à la référence. Dans ce cas, la frontière du masque est décalée par rapport au masque de référence soit pour inclure une mince couche de la dentine dans le cas d'une sur-détection, ou soit pour omettre une partie de la pulpe dans le cas d'une sous-détection. Ce comportement n'est pas surprenant compte tenu de la nature de la méthode mise en place. En effet, puisqu'il s'agit d'un algorithme basé sur la morphologie mathématique, on ne procède pas à la recherche des contours de l'objet. De ce fait, la définition de la frontière de la pulpe devient plutôt approximative et admet des variations par rapport à la segmentation de référence.

Tel que mentionné, l'indice de Dice permet d'estimer le chevauchement entre les voxels du masque de la pulpe et ceux du masque de référence. Par contre, sa définition mathématique n'est pas totalement appropriée pour comparer des segments de petites tailles par rapport à la taille de la grille régulière. Les métriques de chevauchement, qui s'appuient sur le nombre de voxels correctement ou mal identifiés (vrais positifs, faux négatifs, etc.), ne considèrent pas la proximité de l'objet par rapport à la référence lorsque le chevauchement est nul. Ainsi, une non-détection ou une détection quelque peu décalée par rapport à la référence engendreront le même résultat, ce qui n'est pas représentatif de la réalité (fig. **2.13**). Les segments minces sont particulièrement pénalisés dans la formulation des indices de chevauchement, puisqu'ils admettent des plus grandes variations de positionnement par rapport à la référence que les segments plus larges. Taha & Hanbury (2015) considèrent qu'un segment est mince lorsqu'au

moins une de ses dimensions présente un ratio inférieur à 5 % par rapport à la dimension de la grille régulière. Typiquement, la chambre pulpaire peut représenter un ratio de 25-30 %, tandis que les racines ont un ratio de 2-4 %, ce qui nous permet de les qualifier de segments minces.

Cette lacune inhérente à l'utilisation des métriques de chevauchement nous amène à nous pencher sur les résultats obtenus par les métriques de distance ; ces dernières produisent en effet un résultat plus représentatif de la forme du masque de la pulpe en présence de segments minces ou de frontières grossièrement définies. La distance surfacique moyenne-symétrique (ASD, tab. 4.3) permet d'apprécier la distance qui existe entre la surface du masque de la pulpe et la surface du masque de référence. L'erreur de distance moyenne est plus faible pour les morphologies simples (incisives et canines), puisque la forme de la pulpe présente une symétrie cylindrique. La forme de la pulpe obtenue par l'algorithme de détection semble ainsi s'approcher davantage du masque de référence. Dans le cas des morphologies plus complexes (prémolaires et molaires), la distance surfacique moyenne augmente légèrement. Cette situation s'explique par la présence de la pulpe radiculaire. Cette dernière prend la forme de deux ou plusieurs branches qui émanent de la chambre pulpaire. Ces branches sont généralement très minces, peu contrastées par rapport à la dentine, et affectées par les effets de volumes partiels, et ce, particulièrement aux terminaisons radiculaires. Cette forme complexe rend la détection automatique moins robuste, puisque certaines branches de la pulpe radiculaire peuvent être partiellement ou complètement manquantes. Un plaquage des erreurs point-à-point sur le modèle de la pulpe permet d'observer que les plus grandes d'entres elles se trouvent généralement au niveau des extrémités canalaires (fig. 4.11).

La distance de Mahalanobis (MHD, tab. 4.3) permet aussi d'apprécier la distance moyenne entre les nuages de points formant la surface de la pulpe et la référence. Contrairement à la distance surfacique moyenne-symétrique, cette métrique accorde moins d'importance aux détails de la frontière. Elle favorise plutôt la forme générale et l'alignement par rapport à la référence. On utilisera donc une estimation de la forme des deux masques pour la comparaison. En outre, la matrice de corrélation des deux nuages de points permet une représentation par ellipsoïde. Taha & Hanbury (2015) rapportent que cette métrique est particulièrement appropriée

pour les comparaisons où l'exactitude de la forme n'est pas un critère. En ce sens, l'erreur demeure sous-millimétrique pour tous les types dentaires. On remarque qu'elle est plus élevée que l'ASD pour les canines, prémolaires et molaires, ce qui laisse supposer qu'il y aurait davantage de cas de débordements ou de refoulement pour ces types dentaires. Toutefois, l'analyse de cette métrique, de concert avec celles des autres métriques, permet d'affirmer que la méthode de détection de la pulpe fournit un masque représentatif de la forme de la pulpe.

Tel que présenté dans l'équation **4.6**, une accentuation des vallées de l'image est mis à profit pour augmenter le pouvoir de détection de l'algorithme. Cette méthode n'accepte qu'un seul hyper-paramètre, soit le diamètre de l'élément structurant. Une étude sur la variation de la performance de la détection en fonction de la taille de l'élément structurant nous renseigne sur la valeur que devrait prendre cet hyper-paramètre (fig. **4.12**). Une valeur nulle correspond à la performance de l'algorithme sans accentuation des vallées, ou en d'autres mots avec l'image originale. On remarque d'abord que la taille de l'élément structurant a une influence importante sur la performance de l'algorithme. En effet, il existe un faible chevauchement volumétrique pour des tailles inférieures à 2 mm. Cette situation s'explique par le fait que l'élément structurant choisi doit être en mesure d'éliminer complètement la pulpe lors des étapes de dilatation et d'érosion pour permettre une accentuation marquée lors de la soustraction avec le sous-volume original V . La taille de l'élément structurant doit donc être choisie de manière à couvrir tous les diamètres qui sont représentés dans la forme de la pulpe. Dans le cas des dents mono-radiculées, le diamètre le plus large se situe autour de $\sim 1,5-2,0$ mm dans la chambre pulpaire et le plus petit diamètre peut se situer autour de $\sim 0,5$ mm. Pour les dents pluri-radiculées, on peut observer des diamètres allant jusqu'à ~ 5 mm dans la chambre pulpaire et des diamètres similaires à ceux des mono-radiculées ($\sim 0,4$ mm) pour les extrémités radiculaires. Cette grande disparité au sein des diamètres représentés dans la forme de la pulpe fait en sorte qu'un choix judicieux de la taille de l'élément structurant est nécessaire; un diamètre trop petit amputera une partie de la chambre pulpaire, tandis qu'un diamètre trop grand augmente le risque d'accentuer des structures adjacentes indésirables. On remarque aussi que le comportement de l'algorithme pour les deux métriques étudiées (DICE et ASD, fig. **4.12**) admet des varia-

tions au sein des différents types dentaires. Par exemple, pour les molaires, un diamètre de $l = 4 \text{ mm}$ ne semble pas affecter de manière notable le chevauchement ou la distance moyenne surfacique. Toutefois, les indices de performance des trois autres types dentaires admettent une chute marquée à partir de $l = 2,5 \text{ mm}$. Ce comportement s'explique par la plus grande disparité des diamètres au sein de la pulpe d'une molaire. Somme toute, il est possible d'affirmer qu'un diamètre de $l = 2,0 \text{ mm}$ demeure un choix judicieux pour l'ensemble de la base de données.

Un autre point digne de mention est la comparaison des performances pour la détection de la pulpe avec et sans l'accentuation des vallées ($l = 0,0 \text{ mm}$). On remarque que le chevauchement et la distance surfacique moyenne pour la détection avec accentuation des vallées admettent de meilleures performances avec l'utilisation d'un hyper-paramètre l optimisé pour les canines, les prémolaires et les molaires. Il ne semble toutefois pas y avoir de gain observable pour les incisives. Cela s'explique sans doute par la simplicité de la forme de la pulpe des incisives. En effet, la symétrie cylindrique de l'objet facilite la détection, et la forme mince et allongée de la couronne des incisives constitue un frein au débordement dans la dentine coronaire. Malgré le fait qu'il ne semble pas y avoir de gain pour cette catégorie, il est jugé plus judicieux, dans une optique d'optimisation et d'automatisation, de tout de même utiliser l'image accentuée pour tous les types dentaires. Ainsi, aucune étape de discrimination par rapport au type dentaire contenu dans le VOI-d n'est nécessaire, et la performance de détection demeure globalement optimale par rapport à l'utilisation de l'image originale.

Comparaison avec la littérature

Malgré la disponibilité de travaux similaires dans la littérature (voir section 2.6), il est difficile de les comparer avec l'étude présentée dans ce chapitre. En effet, il n'existe aucune méthode de validation standard pour ce type d'étude. En ce sens, le tableau 4.4 fournit une comparaison qualitative, plutôt que quantitative, des différents algorithmes de la littérature. En ce qui concerne la simplification du volume, c'est la méthode de Kim *et al.* (2012) qui s'approche le plus de la portée de l'étude mise en place dans ce chapitre. C'est aussi la seule, excluant le présent document, qui a été validée avec des métriques de performance quantitative.

Tableau 4.4 Comparaison qualitative des études portant sur la simplification d'un volume 3D *Cone Beam CT*.

Études	Simplification du volume 3D				
	Séparation des arcades	Recherche de courbe	Séparation par plans	Type*	Validation
Tohnak <i>et al.</i> (2006)	✗	✓	✗	SA	Qualitative
Gao & Chae (2008a)	✗	✓	✓	IM	Qualitative
Kim <i>et al.</i> (2012)	✓	✓	✓	IM	Quantitative
Duy <i>et al.</i> (2012)	✓	✗	✓	A	Aucune
Sa-Ing <i>et al.</i> (2013)	✗	✓	✗	IM	Aucune
Luo <i>et al.</i> (2016)	✗	✓	✗	A	Qualitative
Méthode proposée	✓	✓	✓	A	Performance

* SA : Semi-automatique, IM : Initialisation manuelle, A : Automatique

Dans Kim *et al.* (2012), l'auteur utilise trois métriques, soit le taux de faux positifs $E_{FP} = \frac{FP}{VP+FN}$, le taux de faux négatifs $E_{FN} = \frac{FN}{VP+FN}$, et l'indice de similitude $E_S = 1 - 2 \left(\frac{VP}{2VP+FP+FN} \right)$. Ces métriques sont calculées sur la base de données de validation de notre étude, et les résultats sont rapportés dans le tableau 4.5. Les métriques de l'étude de Kim *et al.* (2012) et de Gao & Chae (2008a) (qui sont issues de l'étude de Kim *et al.* (2012)) ont été également incluses. On remarque d'abord que la méthode proposée surpasse celle de Gao & Chae (2008a)

Tableau 4.5 Comparaison des métriques de validation de Kim *et al.* (2012)

Études	$E_{FP}(\%)$	$E_{FN}(\%)$	$E_S(\%)$
Gao & Chae (2008a)	7,0 ± ND	6,0 ± ND	6,0 ± ND
Kim <i>et al.</i> (2012)	0,0 ± ND	5,0 ± ND	3,0 ± ND
Méthode proposée	2,4 ± 4,0	4,3 ± 5,5	3,5 ± 3,7

ND : non disponible

pour les trois métriques et celle de Kim *et al.* (2012) pour le taux de faux positifs. La méthode proposée semble admettre un plus haut taux de faux positifs, mais un indice de similitude semblable. Il est difficile d'affirmer que la méthode de Kim *et al.* (2012) est systématiquement plus

performante pour ces indices, puisque des étapes semi-manuelles d'alignement des arcades supérieure et inférieure ont précédé l'étape de positionnement des plans interproximaux. Tel que mentionné plus haut, c'est l'absence du redressement en direction axiale du volume $\mathbf{A}(u, v, w)$ qui influe le plus sur la présence de faux négatifs. Ceci est particulièrement vrai dans le cas de l'arcade supérieure où la troisième molaire est souvent incluse dans l'arcade. Si l'on évalue la performance en fonction de la nature de l'arcade (supérieure ou inférieure), on obtient $E_S^{sup} = 5,6 \pm 3,5\%$ et $E_S^{inf} = 1,5 \pm 3,0\%$. L'écart important entre ces deux valeurs démontre que la méthode proposée engendre de meilleurs résultats pour des arcades bien alignées.

À titre indicatif, c'est l'absence du plan entre la deuxième et la troisième molaire qui est responsable de 68,5% des faux négatifs sur l'ensemble de la base de données. Il est mentionné dans Kim *et al.* (2012) que les examens sélectionnés présentaient des dents bien alignées et qu'il y avait absence de troisième molaire. Pour proposer un réel classement de leur performance, il faudrait donc tester les algorithmes sur la même base de données.

En ce qui concerne la détection de la pulpe dentaire, aucune étude portant sur la modélisation automatique de cette structure ne semble avoir fait l'objet d'une validation, du meilleur de nos connaissances. Dans Zou *et al.* (2017) et Chantrel (2016), une stratégie permettant d'approximer la forme de la pulpe est présentée. Cependant, comme il s'agissait d'une étape intermédiaire au processus de segmentation, aucune validation quantitative n'a été proposée.

4.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté une méthodologie capable de simplifier le domaine de représentation d'un volume 3D *Cone Beam CT* en produisant des volumes d'intérêts centrés autour de chaque dent. La nécessité de développer ce type de méthodes provient du besoin de faciliter le domaine d'application d'algorithmes pour l'analyse et le traitement d'images. En ce sens, une méthode de détection de la pulpe dentaire à partir des volumes d'intérêt a également été introduite. La performance de l'algorithme de simplification du volume 3D a fait l'objet d'une étude de classification binaire, qui elle admet un score de sensibilité de $95,60 \pm 5,50\%$ et un score

de spécificité de $97,10 \pm 4,30\%$. L'algorithme de détection a aussi fait l'objet d'une étude de validation où l'indice de chevauchement de Dice obtient un score de $81,80 \pm 6,53\%$ et la distance surfacique moyenne symétrique une valeur de $0,19 \pm 0,11 \text{ mm}$.

Les principales limitations de cette étude résident dans l'étape de simplification du volume. D'abord, le succès de la méthode est dépendant de la nature des données; l'examen doit être effectué avec les arcades dentaires désengrenées pour assurer la séparation des arcades supérieure et inférieure. Une stratégie permettant de généraliser cette étape aux examens où il y a présence d'un contact dentaire doit être mise en place. Une avenue intéressante pourrait être de redresser le volume complet autour de la courbe représentant le mieux les deux arcades, et ainsi procéder à la séparation de ces deux structures dans un domaine de représentation simplifié. Par ailleurs, l'algorithme de positionnement des plans qui se base sur la fonction de coût **4.1** peine à détecter les espaces interproximaux des dents lorsque disposées de manière irrégulière sur l'arcade. Un redressement du volume en direction axiale pourrait permettre un meilleur alignement des structures dentaires dans le volume, et ainsi faciliter la recherche des espaces interproximaux. Le processus de détection de la pulpe, quant à lui, pourrait bénéficier de l'ajout d'une couche algorithmique qui chercherait à trouver la frontière de la pulpe, et ainsi augmenter la représentativité de cette structure. Un modèle plus fidèle de la pulpe pourrait trouver son intérêt dans le domaine de l'endodontie, entre autres.

Enfin, les résultats obtenus montrent que la méthode proposée remplit adéquatement le mandat de simplification du volume 3D. Les volumes d'intérêt engendrés permettent de mieux cibler les algorithmes d'analyse d'images, tel que le démontrent les indices de performances de la détection automatique de la pulpe.

CHAPITRE 5

ÉTUDE 2 : SEGMENTATION AUTOMATIQUE DES DENTS EN IMAGERIE *CONE BEAM CT*

5.1 Introduction

La segmentation des dents en imagerie maxillo-faciale *Cone Beam CT* est une étape importante pour le développement d'outils de planification thérapeutique et de simulation chirurgicale dans plusieurs domaines de la médecine dentaire. Plusieurs défis de segmentation doivent être considérés dans l'optique de rendre le processus complètement automatique. Les images *CBCT* sont généralement bruitées et peu contrastées, ce qui complexifie le processus de détection de la frontière entre la dentine et l'os alvéolaire (fig. 5.1-A). La présence de points de contact entre les différentes couronnes dentaires peut également représenter un défi de taille. Effectivement, ces zones n'admettent généralement pas de frontières définies. L'algorithme doit donc être en mesure d'inférer la présence d'une frontière imaginaire entre les deux objets, afin d'éviter le débordement du contour coronaire sur les dents adjacentes (fig. 5.1-B). Les types dentaires possèdent une morphologie distinctes les uns des autres. Les dents antérieures admettent généralement une symétrie cylindrique, tandis que les prémolaires et les molaires possèdent deux ou plusieurs racines qui varient en taille et en orientation d'un individu à l'autre (fig. 5.1-C). Enfin, les restaurations dentaires, fréquentes chez les patients, peuvent occasionner la présence d'artéfacts métalliques causés par le durcissement de faisceau. Les effets que peuvent avoir ces artéfacts sur la performance du processus de segmentation sont également non négligeables (Xia *et al.* (2016)).

Les méthodes mises de l'avant dans la littérature n'ignorent pas ces difficultés. Par contre, tel que discuté dans le chapitre 2, l'utilisation de certaines familles d'algorithmes peut amener des difficultés supplémentaires au processus de segmentation. Par exemple, les méthodes de type *level-set* qui mettent à profit la propagation du contour tranche-par-tranche souffrent particulièrement de l'accumulation des erreurs. Ces erreurs se manifestent notamment entre le mur radiculaire dentinaire et l'os alvéolaire. L'utilisation des modèles génériques (qu'ils

soient statistiques ou par atlas) a, quant à elle, l'avantage de proposer des solutions anatomiquement plausibles. Ceci dit, ces modèles ne prennent pas toujours en compte la variabilité morphologique qu'on retrouve au sein d'un même type dentaire. L'introduction de contraintes anatomiques dans le processus de segmentation amène des heuristiques qui permettent une application plus ciblée des algorithmes. Un équilibre doit être cependant trouvé afin que ces contraintes soient suffisamment souples pour être en mesure de ne pas amputer la segmentation d'un cas atypique.

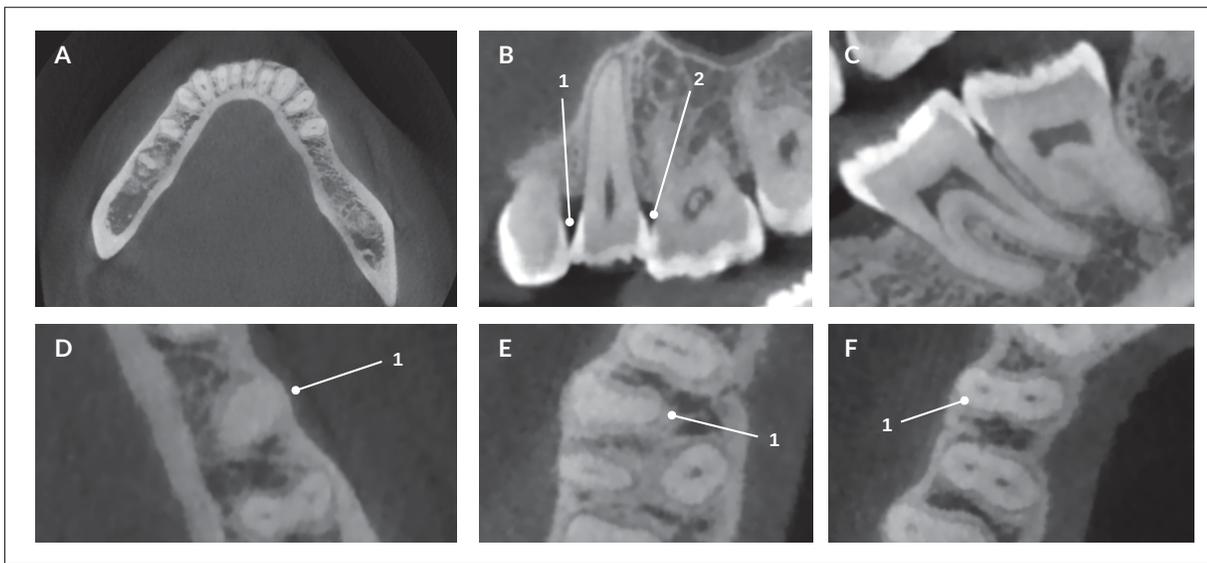


Figure 5.1 Difficultés de segmentation en imagerie maxillo-faciale *Cone Beam CT*. (A) La frontière entre la racine dentaire et le parodonte est mal définie pour cette mandibule, ce qui rend difficile la distinction avec l'os alvéolaire. (B) Les contacts dentaires (1,2) entre une prémolaire et ses dents voisines empêchent la distinction des frontières d'une partie de la couronne. (C) La morphologie d'une molaire inférieure diffère de celle des autres types dentaires, et même des molaires supérieures. (D) Absence du canal radiculaire (1) dans une prémolaire inférieure. (E) Absence d'un canal radiculaire (1) dans une des racines d'une molaire supérieure. (F) Configuration à deux canaux au niveau de cette prémolaire mono-radiculée.

Chantrel (2016) et Zou *et al.* (2017), utilisent une représentation de la pulpe dentaire pour instancier ou guider la segmentation. On y rapporte que la pulpe représente « une empreinte géométrique dentaire fiable » (Chantrel (2016)), et que « ses nombreuses configurations re-

flètent l'aspect général des racines de la dent » (traduction libre, Zou *et al.* (2017)). Bien que ces deux affirmations soient vraies dans la plupart des cas typiques, on remarque qu'il existe une quantité non négligeable de variations morphologiques qui permettent de nuancer ces propos. Premièrement, certaines morphologies peuvent présenter des configurations multicanales au sein d'une même racine (fig. 5.1-F). Deuxièmement, les canaux radiculaires peuvent parfois être imperceptibles sur les images *Cone Beam CT* lorsque leur diamètre s'approche de la résolution spatiale de l'appareil (fig. 5.1-D-E). Ceci est particulièrement vrai au niveau des extrémités canales. Ces deux cas de figures démontrent que la pulpe n'est pas toujours une représentation fidèle de la configuration des racines dentaires. Néanmoins, cette structure fournit invariablement deux informations exploitables pour un algorithme de segmentation automatique, soit la localisation de la dent dans le volume 3D et son orientation approximative par rapport au reste de l'arcade.

De ce fait, ce chapitre présente une méthodologie capable de segmenter automatiquement la dent à partir de l'information fournie par le modèle approximatif de la pulpe. L'algorithme est composée de deux couches principales. La première vise à construire un modèle pré-personnalisé de la dent par un algorithme mettant à profit les approches de segmentation par marche aléatoire. Ce premier modèle fournit une forme assez proche de la segmentation finale, et est ensuite utilisé dans la deuxième couche via un schéma de déformation de surfaces par optimisation laplacienne. Ce schéma permet d'extraire les détails fins de la structure en fonction des informations de l'image. Le maillage résultant est une représentation surfacique de la dent.

À noter que les méthodes décrites dans les prochaines sections utilisent les volumes d'intérêt dentaires (VOI-d) qui eux sont construits à partir des algorithmes présentés dans le chapitre 4. Le modèle approximatif de la pulpe dentaire est en fait obtenu par la méthode introduite dans la section 4.2.2. Or, toutes les étapes de segmentation sont contraintes dans un volume centré autour de la dent, confinant ainsi toute l'information nécessaire pour la segmentation automatique. Ce chapitre propose également une étude de validation des algorithmes de segmentation.

Celle-ci a pour objectif de comparer les masques et maillages surfaciques obtenus avec les segmentations de référence de la base de données décrite dans la section 4.3.2.

5.2 Méthodologie

La méthode proposée peut se diviser en quatre étapes clés. D'abord une re-projection multiplanaire des voxels du VOI-d autour de l'axe principal de la pulpe permet de contraindre l'information contextuelle de la dent (section 5.2.1). La recherche de quelques contours significatifs est ensuite menée à l'aide d'un algorithme de propagation de front utilisant une fonction *level-set* (section 5.2.2). Ces quelques contours obtenus de manière automatique permettent de guider la sélection de germes pour instancier un algorithme de segmentation par marche aléatoire. On obtient ainsi un masque approximatif qui contient les caractéristiques principales de la dent : nombre de racines, forme de la couronne, etc (section 5.2.3). Ces trois étapes forment la première couche algorithmique. Le modèle surfacique approximatif de la dent est enfin utilisé dans un algorithme de déformation de surfaces qui permet, d'une part, de raffiner la segmentation et, d'autre part, de représenter les détails fins contenus dans l'image (section 5.2.4). Un schéma de déformation utilisant l'optimisation Laplacienne est appliqué pour conserver l'intégrité de la surface pendant la déformation. Les différentes étapes de l'algorithme sont illustrées à la figure 5.2 et sont expliquées dans les prochaines sections.

5.2.1 Représentation du VOI-d par re-formation multiplanaire

L'objectif de cette étape est d'extraire des plans significatifs qui contiennent l'information nécessaire pour approximer la forme de la dent. Ces plans sont extraits du VOI-d et sont définis à l'aide de la pulpe dentaire précédemment détectée.

L'axe principal de la dent est la droite imaginaire qui traverse la couronne et les racines, et qui est positionnée de façon à avoir autour d'elle une distribution symétrique des structures qui composent la dent. La forme de la pulpe s'avère être une représentation suffisante pour estimer cet axe. En ce sens, nous considérons que cette droite suit la direction qui explique le mieux

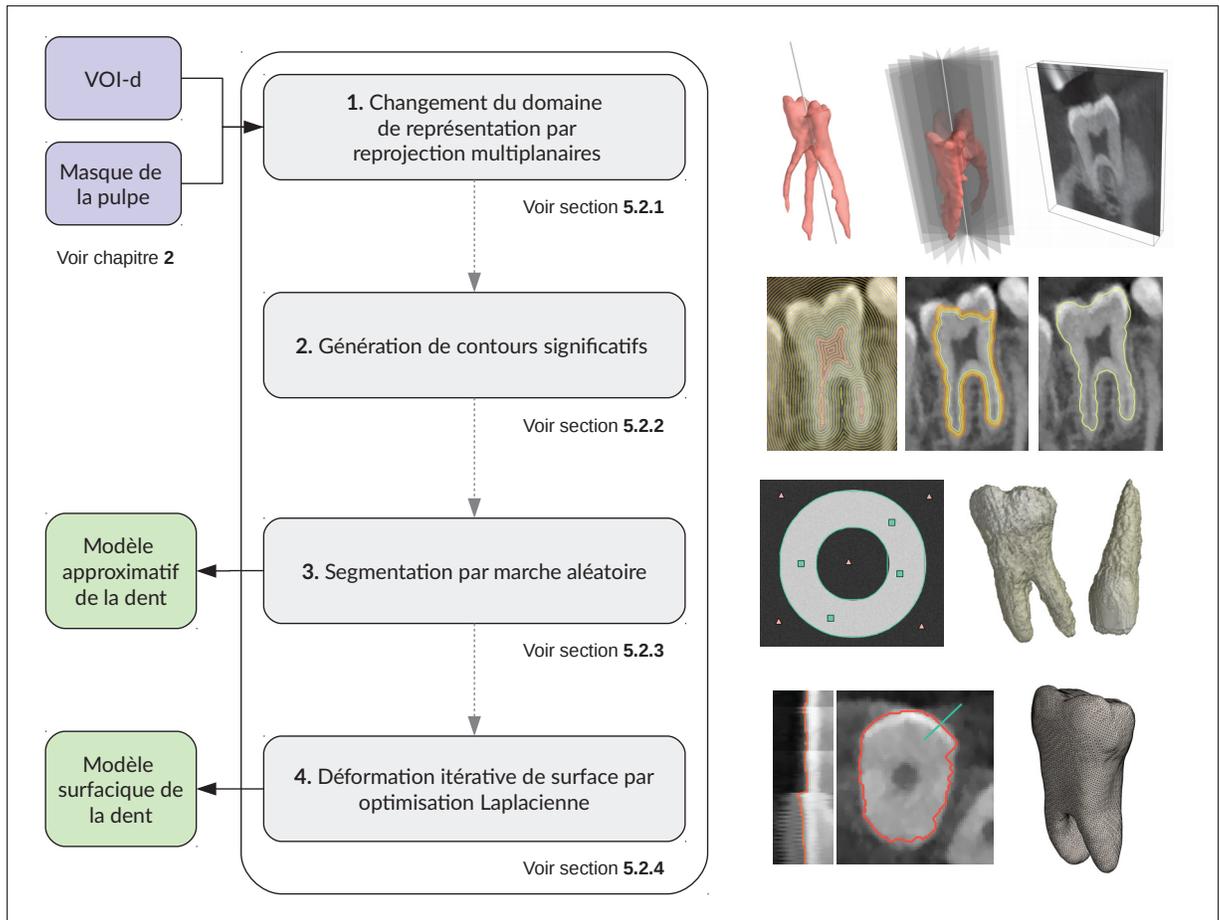


Figure 5.2 Processus de segmentation automatique de la dent à partir du modèle approximatif de la pulpe dentaire.

la variance de la distribution spatiale des voxels du masque de la pulpe. Ces derniers forment un nuage de points qui admet les coordonnées $\{x_p, y_p, z_p\}$. Pour positionner l'axe principal de manière optimale par rapport à la pulpe, nous le forçons au barycentre du nuage de points.

L'analyse en composantes principales est utilisée pour déterminer la direction des principaux modes de variation des positions spatiales du nuages de points. Les positions x , y et z de l'espace 3D sont considérées comme les trois caractéristiques de la distribution et tous les vecteurs de caractéristique sont emmagasinés dans la matrice \mathbf{P} (éq. 5.1).

$$\mathbf{P}^T = \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y} \\ \mathbf{z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_p^1 & x_p^2 & \cdots & x_p^n \\ y_p^1 & y_p^2 & \cdots & y_p^n \\ z_p^1 & z_p^2 & \cdots & z_p^n \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

où n représente le nombre de points qui décrivent la forme de la pulpe dentaire.

La matrice de covariance Σ est ensuite calculée afin de quantifier la variance qui existe entre les caractéristiques du vecteur \mathbf{P} . Cette dernière est une matrice $d \times d$, où d représente le nombre de caractéristiques à l'étude. Dans notre cas, nous avons $d = 3$, puisque nous travaillons directement avec les coordonnées d'un espace Euclidien.

$$\Sigma = \frac{1}{n-1} \left((\mathbf{P} - \bar{\mathbf{p}})^T (\mathbf{P} - \bar{\mathbf{p}}) \right) \quad (5.2)$$

où $\bar{\mathbf{p}}$ est le vecteur moyen $\bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i$ qui regroupe les moyennes de chacune des distributions de caractéristiques.

Une décomposition de la matrice Σ en ses éléments propres (éq. 5.3) permet de retrouver les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice de covariance. Ces éléments correspondent aux axes qui expliquent le mieux la variance de la distribution et aux variances empiriques de chacun des nouveaux axes, respectivement.

$$\mathbf{P}v = \lambda v \implies (\mathbf{P} - \lambda \mathbf{I}) = 0 \quad (5.3)$$

où v est une matrice qui contient les N vecteurs propres $v = (\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_N)$ tel que $\vec{v}_i = \{a_i \hat{i}, b_i \hat{j}, c_i \hat{k}\} \forall i \in N$, λ une matrice diagonale qui contient les N valeurs propres associées aux vecteurs propres et \mathbf{I} la matrice identité.

Nous conservons seulement les vecteurs propres qui expliquent le mieux la variance, soit ceux auxquels sont associées les trois valeurs propres les plus élevées. La pulpe étant un objet significativement plus long que large, le vecteur propre qui détient la plus grande variance est

considéré comme la direction de l'axe principal de la dent (fig. 5.3-A). On la représente par \vec{v}_0 . Typiquement, cette dernière explique environ 75-80 % de la variance du nuage de points. L'équation de l'axe principal \vec{a} de la dent est présentée dans l'équation 5.4.

$$\vec{a} = c_0 + \vec{v}_0 = (\bar{x}_p, \bar{y}_p, \bar{z}_p) + \vec{v}_0 \quad (5.4)$$

où \bar{x}_p , \bar{y}_p et \bar{z}_p sont les positions moyennes du nuage de points selon les trois coordonnées, qui équivalent au barycentre c_0 de la pulpe.

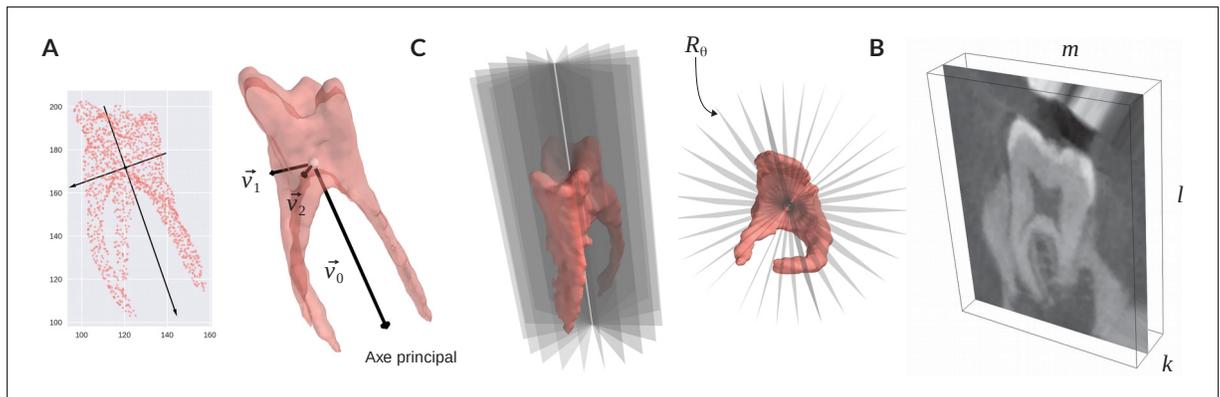


Figure 5.3 Principes de la re-formation multiplanaire centrée autour de la pulpe. (A)

L'analyse en composantes principales permet d'exprimer la base de données conformément aux axes qui expliquent le mieux la variance entre les caractéristiques. Un exemple des nouveaux axes de la pulpe est donné en 2 dimensions (gauche, 2 axes) et en trois dimensions (droite, 3 axes). (B) Les plans échantillonnés sont tous centrés autour de la pulpe, suivant l'axe principal de la dent. (C) La re-formation multiplanaire engendre la création d'un volume constitué des coupes significatives de la dent.

Cet axe est utilisé pour échantillonner des plans significatifs centrés autour de la pulpe. Les deux vecteurs directeurs qui définissent ces plans sont l'axe principal de la dent \vec{v}_0 et un vecteur normal dont l'orientation varie pour former un échantillonnage cylindrique, tel qu'illustré en figure 5.3-B. Cette variation est régie par un espacement angulaire régulier entre chacun des

plans. Les équations **5.5** et **5.6** résument la méthode d'échantillonnage des plans.

$$\mathbf{R}_\theta : n_1(x - \bar{x}_p) + n_2(y - \bar{y}_p) + n_3(z - \bar{z}_p) = 0, \quad \vec{n} = (n_1, n_2, n_3) = \vec{v}_0 \times \vec{u}_\theta \quad (5.5)$$

$$\vec{u}_\theta = \left(\cos \theta, \sin \theta, \frac{-a_0 \cos \theta + b_0 \sin \theta}{c_0} \right), \quad \theta \in [0, \pi] \quad (5.6)$$

où \vec{n} est le vecteur normal du plan \mathbf{R}_θ qui est régi par l'axe principal de la dent \vec{v}_0 et un vecteur orthogonal \vec{u}_θ . Les constantes a_0 , b_0 et c_0 sont les composantes du vecteur qui décrit l'axe principal. Une quantité k de plans est échantillonné avec cette méthode en espaçant le domaine de θ de manière équidistante.

Les coordonnées se trouvant sur les différents plans sont interpolées dans le sous-volume, conformément aux deux vecteurs directeurs \vec{v}_0 et \vec{u}_θ . L'interpolation trilineaire introduite dans l'équation **4.2** est utilisée pour produire des plans de dimensions $l \times m$. Cette opération produit un volume de dimensions $l \times m \times k$ qui est constitué de plans de coupes significatifs, tous centrés autour du barycentre de la pulpe (fig. **5.3-C**). Chaque plan de coupe se note I_k . Nous désignons cette opération la re-formation multiplanaire (mieux connu sous l'abréviation *MPR*, de l'anglais *Multiplanar Reformation*). Ce nouvel espace de représentation permet d'extraire certains contours significatifs de la dent, tel que présenté dans la prochaine section.

5.2.2 Génération de contours significatifs

Le volume produit dans la section précédente comporte des plans de coupe représentant des caractéristiques générales de la dent. Lors de cette étape, ces différents plans de coupe font l'objet d'une segmentation 2D, afin de générer des contours significatifs de la dent. Ceux-ci sont notamment utiles pour amorcer l'algorithme de segmentation par marche aléatoire qui sera présenté dans la section **5.2.3**.

Cette étape vise à implémenter un algorithme de propagation de front qui utilise une fonction implicite de type *level-set* pour la segmentation des plans de coupe. La formulation variationnelle des contours actifs géométriques qui a été présentée dans la revue de la littérature (voir

section 2.2.3) est reprise ici. Dans cette formulation, un contour encapsulé dans une fonction de distance signée est soumis à des forces internes et externes qui régissent son évolution dans l'image. La fonction *level-set* initiale ϕ_0 est définie à l'aide du masque de la pulpe, où la frontière entre la dentine et la pulpe représente le niveau 0 de la courbe de niveau.

$$\phi_0 = \begin{cases} -\rho & \text{si } (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ \rho & \text{si } (x, y) \in \Omega - \Omega_0 \\ 0 & \text{si } (x, y) \in \partial\Omega_0 \end{cases} \quad (5.7)$$

où $\rho > 0$ est la valeur de la fonction de distance signée, Ω le domaine de définition de la fonction de distance signée, $\partial\Omega_0$ le niveau 0 de la fonction de distance signée et Ω_0 la zone se trouvant à l'intérieur de la courbe de niveau zéro.

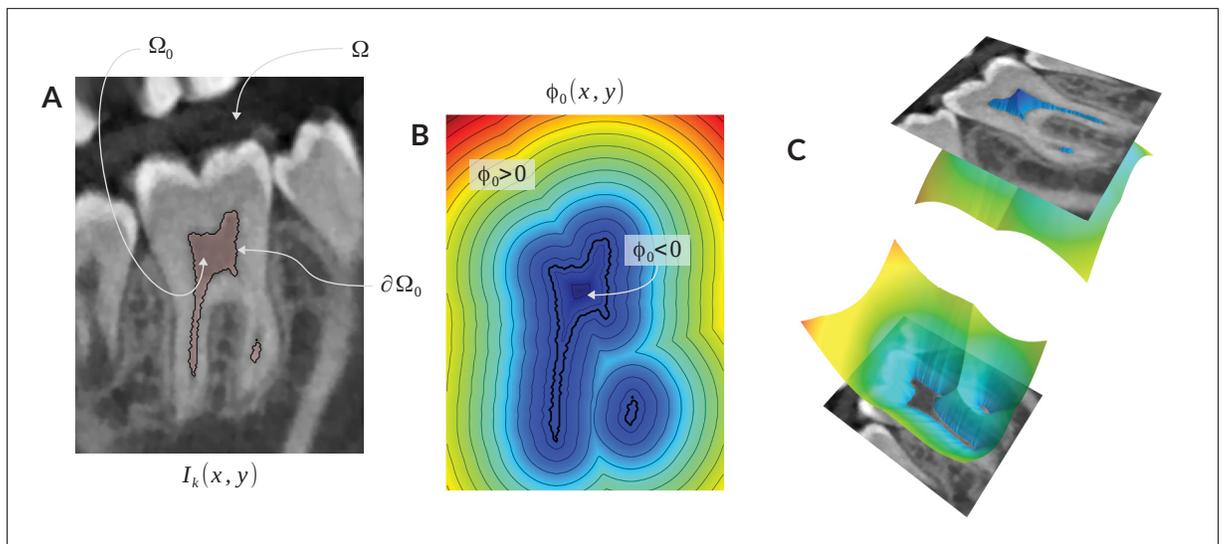


Figure 5.4 Définition de la fonction de distance signée initiale à l'aide du masque de la pulpe. (A) Superposition d'un plan de coupe I_k et de la coupe du masque de la pulpe. La frontière dentine-pulpe représente le niveau zéro de la courbe de niveau. (B) La fonction de distance signée initiale ϕ_0 prend des valeurs positives à l'extérieur de la pulpe, des valeurs négatives à l'intérieur de la pulpe et des valeurs nulles à sa frontière. (C) Représentation 3D de la fonction implicite qui encapsule le contour. Le niveau zéro représente la frontière de l'objet.

La fonction ϕ_0 a avantage à représenter un contour qui se trouve à proximité de la frontière cible. Cette pratique améliore les chances de convergence vers les minimums locaux désirables et permet de réduire le temps de calcul requis pour simuler l'évolution du front. Dans notre cas, le masque de la pulpe est utilisé pour instancier la fonction *level-set*. La transformation qui est appliquée au VOI-d pour l'interpolation des plans de coupes est aussi appliquée au volume contenant le masque. On obtient ainsi des plans de coupe du masque de la pulpe qui correspondent à l'information contenue dans chaque plan I_k . L'avantage d'utiliser une coupe du masque de la pulpe pour construire la fonction initiale *level-set* réside dans le fait qu'il s'agit d'une frontière se trouvant inévitablement à l'intérieur de la dent. Cette assurance nous permet de paramétrer l'évolution du front de manière à ce qu'il se propage en expansion. Le passage de la frontière de la pulpe à la frontière externe de la dent se fait donc plus naturellement, et permet ainsi d'éviter l'occurrence d'erreurs de sur- ou de sous-segmentation.

L'évolution du front est régie par une équation aux dérivées partielles (EDP) qui tient compte de l'énergie interne et externe de la courbe. La première permet de conserver son aspect lisse, tandis que la seconde attire le contour à évoluer vers les minimums locaux de l'image. La formulation variationnelle introduite par Chunming Li *et al.* (2005) est utilisée pour guider la segmentation. (éq. 5.8). Cette équation est résolue en utilisant la méthode d'optimisation différentiable de descente du gradient avec un pas τ pour un nombre fixe d'itérations i (éq. 5.9).

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \delta_\varepsilon(\phi) \left[\lambda \operatorname{div} \left(g(I_k) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g(I_k) \right] \quad (5.8)$$

$$\phi^{i+1} = \phi^i + \tau L(\phi^i) \quad (5.9)$$

où μ , λ , ν sont des constantes qui régissent le comportement de l'EDP, Δ l'opérateur Laplacien, ∇ l'opérateur gradient, δ_ε une version élargie de la fonction de Dirac conformément au paramètre ε et $L(\phi^i)$ l'approximation de la fonction *level-set* obtenue en calculant la partie de droite de l'équation 5.8. Tel que mentionné, le premier terme de l'équation 5.8 pénalise les déviations de la fonction *level-set*, le deuxième terme permet la conservation du caractère lisse

de la courbe et le troisième terme régit l'évolution du contour vers les minimums locaux de l'image.

La fonction g , soumise au paramètre σ qui détermine la largeur du noyau Gaussien utilisé pour lisser l'image, permet la détection des gradients de l'image (éq. 5.10).

$$g(I) = \frac{1}{|1 + \nabla G_\sigma(I_k)|} \quad (5.10)$$

Cette fonction met en évidence les zones de l'image qui présentent un fort gradient. Toutefois, les plans de coupe I_k définis dans la section précédente présentent des magnitudes de gradient distinctes tout au long du contour de la dent (fig. 5.5). En effet, l'interface émail-air au niveau de la couronne présente de très fort gradients, tandis que l'interface dentine-os alvéolaire au niveau de la racine admet de plus petites magnitudes. De plus, on observe la présence de gradients inverses à la direction de l'évolution du front à l'interface pulpe-dentine et à l'interface dentine-émail. Ces deux frontières sont immanquablement présentes sur les plans de coupe, mais leur détection est indésirable dans un optique de recherche de la frontière externe de la dent. Il y a donc un danger que la courbe se loge dans ces frontières, particulièrement en présence d'une différence prononcée de magnitudes autour de la frontière cible.

Pour s'affranchir de la présence de ces minimums locaux, la stratégie de suppression du gradient inverse, introduite par Gao & Chae (2010), est utilisée pour bonifier la performance du détecteur de gradient g . Typiquement, on ne conserve que les gradients qui sont dans la même direction que le front de propagation. Cette discrimination s'appuie sur le calcul de l'angle existant entre les deux vecteurs (éq. 5.11). Le signe du produit scalaire inverse des deux vecteurs permet d'indiquer la valeur que prendra chaque pixel de I_k suite à l'application du détecteur de

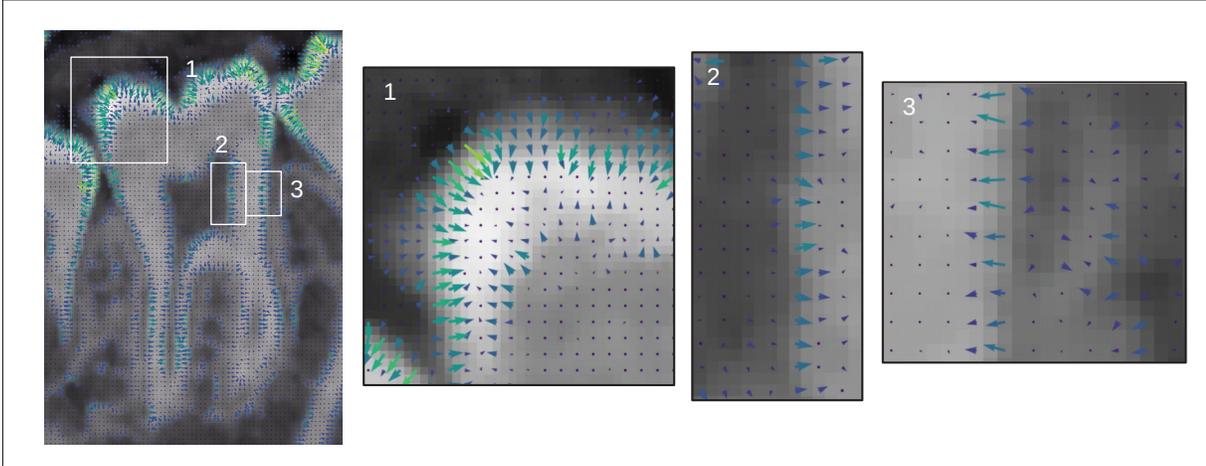


Figure 5.5 Direction et magnitude des gradients des plans de coupe I_k . Les gradients de l'interface émail-air (1) sont significativement plus forts que ceux à l'interface dentine-os alvéolaire (3). Les gradients indésirables des interfaces dentine-émail (1) et pulpe-dentine (2) doivent être supprimés pour éviter que le contour s'y loge lors la résolution de l'EDP.

gradient (éq. 5.12).

$$\cos \theta_{\phi, \nabla G_{\sigma}(I_k)} = - \frac{\nabla \phi \cdot \nabla G_{\sigma}(I_k)}{|\nabla \phi| |\nabla G_{\sigma}(I_k)|} \quad (5.11)$$

$$g = \begin{cases} 1 & \text{si } -\nabla \phi \cdot \nabla G_{\sigma}(I_k) \leq 0 \\ \frac{1}{|1 + \nabla G_{\sigma}(I_k)|} & \text{si } -\nabla \phi \cdot \nabla G_{\sigma}(I_k) > 0 \end{cases} \quad (5.12)$$

L'équation 5.9 est résolue pour chaque plan de coupe I_k , afin d'extraire une quantité k de contours significatifs de la surface externe de la dent (fig. 5.6). Ces contours sont rétro-projetés dans l'espace du sous-volume à l'aide de l'équation qui régit chacun des plans (éq. 5.5). Les différents paramètres de l'équation 5.8 doivent être choisis minutieusement afin d'assurer la convergence de la descente de gradient. Les hyper-paramètres μ , λ et ν ainsi que le pas τ de la méthode d'optimisation sont particulièrement sensibles en plus d'être interdépendants. Ils doivent donc être ajustés de manière à assurer la convergence de la détection de la frontière externe de la dent. L'effet de ces paramètres sur le comportement de l'évolution de la courbe est étudié à la section 5.4.

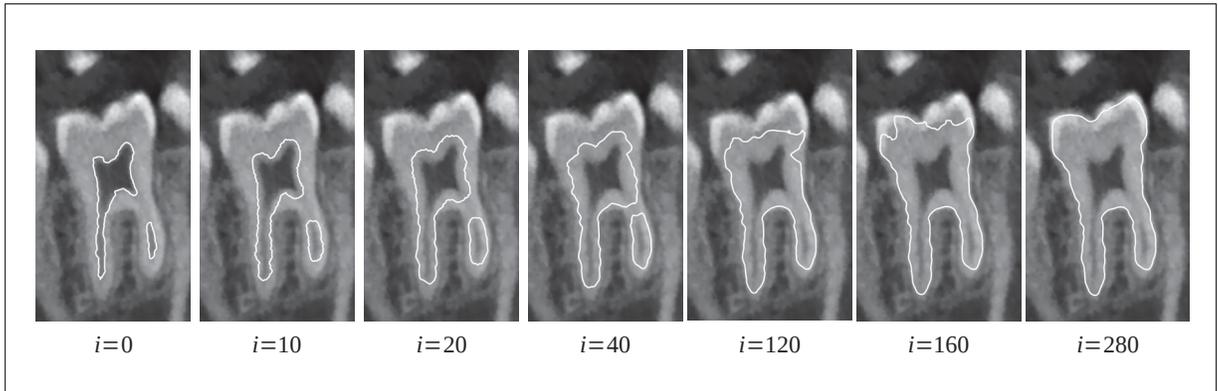


Figure 5.6 Génération d'un contour significatif à partir de la frontière de la pulpe. Chaque itération représente le re-calcul de la fonction de distance signée soumise aux différentes forces décrites dans l'EDP 5.8. L'optimisation par descente du gradient permet de faire évoluer le contour de la dent à chaque itération, et ce, jusqu'à l'atteinte de la frontière externe.

5.2.3 Segmentation par marche aléatoire

Les quelques contours significatifs calculés dans la section précédente offrent une approximation globale des caractéristiques de la dent. Toutefois, ils forment un ensemble de silhouettes de la dent selon quelques plans de coupe, et non une représentation volumique complète définie dans le VOI-d. Une approche basée sur la segmentation par marche aléatoire permet de définir un masque approximatif de la dent à partir de ces quelques contours. Dans cette section, les notions théoriques derrière l'algorithme sont présentées, suivies des dispositions nécessaires pour son adaptation au problème de la segmentation des dents.

5.2.3.1 Formulation du problème de segmentation par marche aléatoire

Un processus de marche aléatoire est un modèle mathématique qui consiste en une succession de pas effectués dans une direction aléatoire et qui possèdent une dynamique discrète. Les pas aléatoires sont totalement décorrélés les uns des autres, c'est-à-dire que l'état futur du système dépend de son état présent, mais pas de son état passé (caractère Markovien).

L'algorithme de segmentation par marche aléatoire, introduit par Grady (2006), s'inspire de ce modèle pour formuler son principe directeur : considérant un ensemble de voxels étiquetés conformément à la zone qu'ils représentent dans l'image (arrière-plan, avant-plan, objet 1, objet 2, etc.), si un processus de marche aléatoire quitte un voxel non étiqueté, sur quel voxel étiqueté a-t-il le plus de risque de tomber ? Cette question met de l'avant les principales caractéristiques de l'algorithme. D'abord, il est important de préciser qu'il s'agit d'un algorithme initialisé par la sélection de germes (ou étiquettes) dans l'image. Cette sélection est souvent effectuée de manière interactive, afin d'avoir un contrôle optimal dès l'initialisation (Pei *et al.* (2016)). L'objectif final consiste en l'étiquetage de chaque voxel non sélectionné par l'utilisateur. En pratique, il serait impossible d'instancier un processus purement mathématique de marche aléatoire sur chaque voxel non étiqueté, puisque ces simulations demanderaient une puissance et un temps de calcul faramineux. Il a plutôt été démontré que la probabilité qu'un processus de marche aléatoire arrive en premier à un certain voxel étiqueté est égale à la solution du problème de Dirichlet, avec des conditions aux frontières qui correspondent à la position des voxels étiquetés (Grady (2006)). Cette équivalence simplifie grandement la résolution du problème, puisque ce dernier prend maintenant la forme d'un système linéaire creux défini positif, et peut être résolu avec différentes méthodes d'optimisation (la décomposition LU, la méthode du gradient conjugué, etc.).

L'algorithme utilise une représentation de l'image 3D par un graphe pondéré $G = (V, E)$ avec des nœuds $v \in V$ et des arêtes $e \in E$. Une arête qui relie deux nœuds v_i et v_j est notée e_{ij} (fig. 5.7-A). À mentionner que l'appellation voxel est utilisée lorsqu'il est question d'une unité de l'image, et que l'appellation nœud réfère plutôt à une unité du graphe correspondant. Les arêtes du graphe possèdent toutes un poids qui quantifie l'affinité existante entre les deux nœuds qu'elles relient. Le poids d'une arête e_{ij} est noté ω_{ij} . Ce poids reflète la valeur d'une information obtenue à partir de l'image (gradient, texture, caractéristiques, etc.). Enfin, le degré d'un nœud v_i correspond à la somme de tous les poids des arêtes e_{ij} qui lui sont incident $d_i = \sum \omega_{ij}$ (fig. 5.7-B). Suivant la formulation du graphe, nous considérons un sous-ensemble V_e de nœuds

étiquetés, et un sous-ensemble V_l de nœuds non étiquetés (ou libres), tel que $V_e \cup V_l = V$ et $V_e \cap V_l = \emptyset$.

L'objectif de l'algorithme est d'attribuer une étiquette appartenant à l'ensemble $E = \{e^0, e^1, \dots, e^k\}$ pour chaque nœud $v_i \in V_l$. La quantité k d'étiquettes est déterminée par le nombre d'objets à isoler dans l'image. Dans le cas de la production d'un masque binaire, nous aurons uniquement $k = 2$, soit une étiquette en arrière-plan et une étiquette en avant-plan. Nous utiliserons donc la notation binaire $E = \{e^0, e^1\}$ pour simplifier les explications mathématiques.

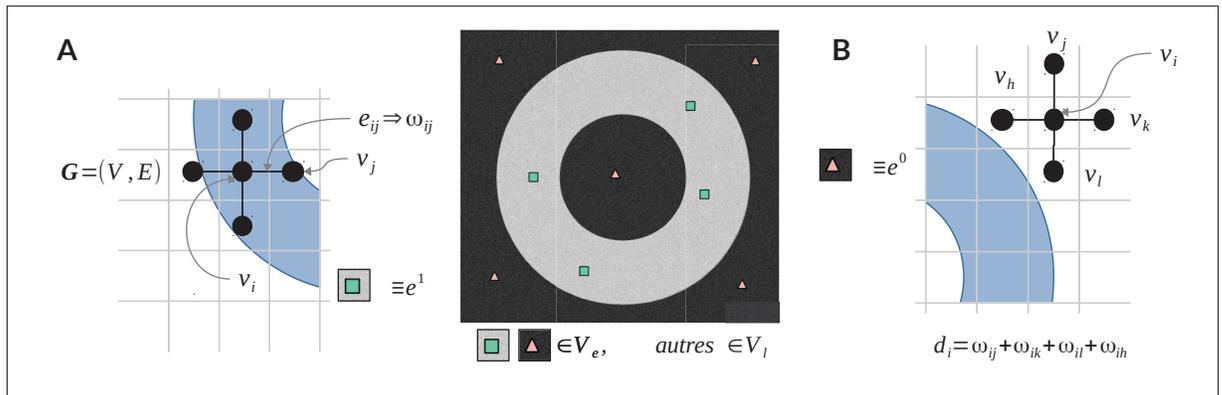


Figure 5.7 Construction du graphe pondéré pour représenter l'image dans la formulation de la segmentation par marche aléatoire sur un fantôme numérique 2D. (A) Le graphe pondéré $G=(V,E)$ est composé de nœuds $v_i \in V$, qui sont reliés par des arêtes $e_{ij} \in E$. Chacune d'elles possède un poids ω_{ij} qui quantifie la relation existante entre deux nœuds voisins. (B) Le degré d'un nœud correspond à la somme des poids associés aux arêtes incidentes à ce nœud.

Afin d'attribuer une catégorie à chaque nœud, il faut calculer la probabilité qu'un nœud non étiqueté atteigne, par un processus de marche aléatoire, un des nœuds étiquetés. La variable x_i^s correspond donc à la probabilité qu'un nœud $v_i \in V_l$ atteigne un nœud $v_j \in V_e$ en premier, considérant que le nœud possède une étiquette e^s pour $s \in \{0, 1\}$. Les nœuds libres se voient attribuer l'étiquette qui obtient la plus grande probabilité, tel que $\hat{x}_i = \max_s n_i^s$. Il est important de mentionner que les nœuds du sous-ensemble V_e possèdent déjà une étiquette \hat{x} et que celle-ci est définie en amont, lors de la sélection des germes.

À partir de l'équation de Dirichlet, il est possible de construire le système linéaire creux (éq. **5.13**).

$$D[x] = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla x|^2 d\Omega \equiv \frac{1}{2} x^T L x \quad (5.13)$$

où $D[x]$ est l'intégrale de Dirichlet pour un champ x et une région Ω . La résolution du problème de Dirichlet se fait par la minimisation de l'intégrale introduite ci-haut afin de trouver une fonction harmonique qui satisfait les conditions aux frontières. Dans l'équivalence matricielle, cela reviendra à minimiser la partie de droite de l'équation **5.13** indépendamment pour chaque étiquette e^s .

La formulation matricielle introduit le Laplacien L du graphe qui se calcule de la manière suivante :

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i & \text{si } i = j, \\ -\omega_{ij} & \text{si } v_i \text{ et } v_j \text{ sont adjacents,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.14)$$

où L_{ij} est indexé par les nœuds v_i et v_j . La matrice L étant symétrique et semi-définie positive, les points critiques de $D[x]$ sont forcément des minimums locaux. L'équation **5.13** peut être réécrite en réordonnant la matrice L de manière à placer les nœuds étiquetés en premier et les nœuds libres en deuxième.

$$D[x_l] = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_e^T & x_l^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_e & B \\ B^T & L_l \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e \\ x_l \end{bmatrix} = \frac{1}{2} (x_e^T L_e x_e + 2x_l^T B^T x_e + x_l^T L_l x_l) \quad (5.15)$$

où x_e et x_l représentent les champs associés aux nœuds étiquetés et libres, respectivement. Le calcul de la dérivée de l'équation **5.15** par rapport à x_l et la recherche de ses points critiques permettent d'obtenir le système linéaire creux à résoudre pour trouver les probabilités associées à chaque nœud du graphe.

$$L_l x_l = -B^T x_e \quad (5.16)$$

La résolution de **5.16** se fait indépendamment pour chaque étiquette (fig. **5.8**). On s'intéresse donc à trouver le vecteur x_i^s , en utilisant son vecteur x_e^s correspondant. Ce dernier consiste en une version du vecteur où seulement les germes de cette étiquette prennent une valeur de 1, et les autres une valeur nulle. À noter que la somme des probabilités de toutes les étiquettes pour un seul nœud doit immanquablement retourner un résultat unitaire $\sum_s x_i^s = 1$. Dans notre cas binaire, où $k = 2$, nous n'avons qu'à résoudre le système linéaire creux pour une seule étiquette, sachant que le résultat de la seconde étiquette ne sera que son complément. La probabilité la plus haute pour chaque nœud est retenue, et ce dernier voit l'étiquette associée à cette probabilité lui être attribuée.

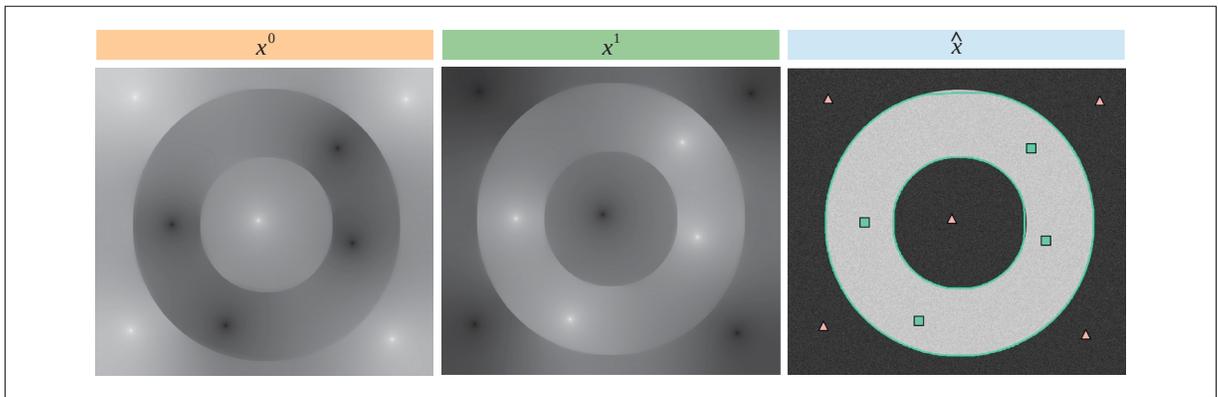


Figure 5.8 Résolution du système linéaire creux pour les étiquettes e^0 (gauche) et e^1 (milieu). L'étiquette qui obtient la plus grande vraisemblance pour chaque nœud est retenue et forme le masque de segmentation (droite).

Tel que mentionné précédemment, plusieurs méthodes peuvent être employées pour résoudre le système d'équations linéaires en **5.16**. Compte tenu de la taille non négligeable de la grille 3D du VOI-d, la méthode du gradient conjugué avec un pré-conditionnement multigrille Ruge-Stüben est utilisée pour résoudre le système d'équations (Falgout (2006)).

5.2.3.2 Considérations pour la segmentation des dents

L'algorithme de segmentation par marche aléatoire présenté dans la section précédente est nativement construit pour la segmentation interactive. Afin de l'intégrer dans un schéma de

segmentation automatique, une méthode de sélection automatique des germes doit être implémentée.

Pour ce faire, nous utilisons les contours significatifs obtenus dans la section **5.2.2**. Ceux-ci représentent la frontière externe de la dent, englobant la pulpe, la dentine et l'émail. Dans la formulation du front de propagation, le contour est encapsulé dans une fonction de distance signée ϕ qui admet des valeurs négatives à l'intérieur de l'objet, des valeurs positives à l'extérieur de l'objet et des valeurs nulles à sa frontière. Ces différentes zones permettent d'obtenir facilement tous les points de l'espace 3D qui sont contenus à l'intérieur ou à l'extérieur de la dent. Ainsi, une quantité n_i de points étiquetés est échantillonnée à l'intérieur de la dent et une quantité n_o à l'extérieur de la dent. Ces points sont représentés par un nœud étiqueté du graphe pondéré $v_{e_i} \in V_e$, et correspondent à une position (x, y, z) contenue dans un des plans \mathbf{R}_θ . Tel que présenté précédemment, les étiquettes, pour chaque germe initial, sont emmagasinées dans la matrice de probabilité x_e .

$$x_{e_i} = \begin{cases} 0 & \text{si } v_i \equiv \phi(x, y, z) < 0, \\ 1 & \text{si } v_i \equiv \phi(x, y, z) > 0, \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.17)$$

où $\phi(x, y, z)$ est un point appartenant à l'un des plans de coupe I_k qui est rétroprojeté dans le domaine 3D. Une sélection aléatoire des n_i points internes et des n_o points externes est effectuée selon les règles définies dans l'équation **5.17**. Cette opération permet de faire une sélection complètement automatique des germes initiaux, afin d'instancier le processus de segmentation (fig. **5.9-A**).

Une autre considération doit être avancée afin de bien adapter l'algorithme au problème spécifique de segmentation. Il s'agit du descripteur permettant de pondérer chacune des arêtes en fonction des informations fournies dans l'image. Une implémentation très répandue est celle de la fonction gaussienne pondérée qui permet d'extraire le gradient existant entre deux nœuds

voisins v_i et v_j .

$$\omega_{ij} = \exp\left(-\beta (g_i - g_j)^2\right) \quad (5.18)$$

où β est un coefficient de pondération et g_i la valeur d'intensités dans l'image qui correspond au nœud v_i . Ce descripteur n'est toutefois pas adapté au problème de segmentation des dents, notamment en raison des fortes disparités qui existent entre les valeurs de gradients aux interfaces dentine-os alvéolaire et émail-air (fig. 5.5). Nous utilisons plutôt un descripteur de texture f_i , destiné à comparer la texture moyenne d'un nœud avec celle de plusieurs voisins choisis aléatoirement dans un rayon r . Typiquement, la texture de chaque voxel est estimée par la moyenne des valeurs d'intensités de son environnement direct, soit de ses 26 voisins immédiats. Ensuite, un vecteur de caractéristique f_i est construit en calculant cette même moyenne pour un quantité n_p de nœuds choisis aléatoirement autour de lui (éq. 5.19). Le poids est donc calculé à l'aide d'un vecteur de texture propre à chaque nœud.

$$\omega_{ij} = \exp\left(-\alpha \|f_i - f_j\|^2\right) \quad (5.19)$$

où α est un facteur de pondération. La description de la texture permet notamment d'intégrer des informations supplémentaires sur l'environnement local de chaque voxel. Ceci favorise une séparation des nœuds basée sur l'homogénéité de la région, ce qui s'avère être un critère plus significatif dans le contexte des images *Cone Beam CT*. Enfin, il est possible d'ajuster le descripteur de texture pour qu'il englobe plus ou moins d'information. La longueur du rayon r influera sur la portée qu'aura le descripteur. Une valeur trop petite aura pour effet de circonscire l'information dans un environnement très local, ce qui reviendrait à utiliser le descripteur basé sur les gradients (éq. 5.19). À l'inverse, un rayon trop long aura tendance à synthétiser une quantité trop importante d'information, ce qui amènera une perte de la représentativité de l'environnement local.

Ces ajustements permettent d'intégrer l'algorithme de segmentation par marche aléatoire dans notre schéma de segmentation automatique. Le masque engendré par la résolution de l'équation 5.16 s'avère être une représentation approximative de la dent cible (fig. 5.9-B), mais qui

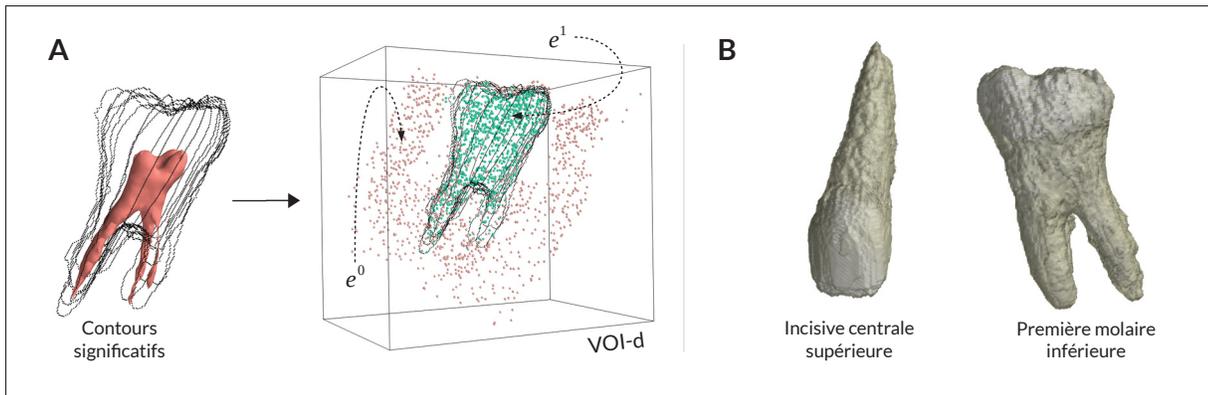


Figure 5.9 Sélection automatique des étiquettes à l'aide des contours significatifs. (A) Les contours significatifs et la fonction de distance signée permettent d'échantillonner des points de l'espace 3D qui appartiennent à la zone interne de la dent (e^1) et d'autres qui appartiennent à la zone externe (e^0). Ces étiquettes sont utiles pour amorcer la segmentation par marche aléatoire. (B) Rendu volumique de deux masques issus de la segmentation par marche aléatoire.

contient ses principales caractéristiques. Certains détails peuvent parfois être manquant, par exemple, dans les zones de hautes courbures (couronnes, terminaisons radiculaires, etc.). Dans le but de raffiner davantage la solution, un algorithme de déformation de surfaces basé sur l'optimisation Laplacienne est présenté dans la section suivante.

5.2.4 Déformation de surface par optimisation laplacienne

Le masque obtenu à l'étape précédente correspond bien à la forme de la dent. Il s'agit d'une représentation assez proche de la solution finale, mais qui requiert une étape supplémentaire de raffinement. L'algorithme de segmentation par marche aléatoire fournit une forme globale de la dent en fonction des germes initiaux. Par contre, certaines zones peuvent encore présenter des défauts de segmentation. Par exemple, les extrémités apicales sont des zones très minces par rapport au reste de la dent, et sont décrites par une moins grande quantité de germes. Cette réalité peut avoir un impact sur la résolution du système linéaire creux et amputer une partie de cette extrémité radiculaire. À l'instar, les zones de hautes courbures, comme les cuspides, présentent un niveau de détail fin et peuvent être sensibles à une sur- ou sous-segmentation, avec une délimitation purement basée sur la marche aléatoire. L'objectif de cette dernière étape

est donc d'éliminer ces zones d'erreurs potentielles, en utilisant une déformation surfacique localisée.

L'algorithme choisi est basé sur une optimisation Laplacienne du maillage afin de guider la déformation. Cette implémentation est inspirée de celle de Chartrand *et al.* (2016) qui appliquait cet algorithme au problème de segmentation du foie. Les grandes lignes de la déformation par optimisation Laplacienne sont reprises dans cette section.

L'algorithme utilise un maillage $M = (V, E)$, composé de sommets $v_i \in V$ et d'arêtes $e_{ij} \in E$, pour représenter la surface de la dent. Cette représentation est obtenue par l'algorithme *Marching Cubes* à partir du masque de la dent obtenu dans l'étape précédente. L'optimisation laplacienne est un processus itératif qui a pour objectif d'apparier chacun des sommets du maillage à une caractéristique t_i de l'image selon un échantillonnage normal à la surface. Cette étape vise à ajuster la position des sommets en fonction de l'anatomie dentaire du patient. Un indice de confiance λ_i est attribué à chaque déplacement, qui lui, dépend du déplacement des sommets environnants. On appelle cette étape l'appariement des sommets. Ensuite, un schéma d'optimisation basée sur la représentation laplacienne du maillage (Nealen *et al.* (2006)) permet de calculer le déplacement optimal de chacun des sommets, tout en conservant une surface lisse. Cette deuxième grande étape est le coeur de la méthode de déformation et se nomme l'optimisation laplacienne. Ce processus est mené pour un nombre fixe d'itérations, et renvoie un modèle optimisé et personnalisé à l'anatomie du patient.

5.2.4.1 Appariement des sommets aux caractéristiques de l'image

L'étape d'appariement des sommets permet l'identification d'une caractéristique qui peut potentiellement représenter la frontière externe de la dent. Cette caractéristique est dérivée de l'information contenue dans l'image. Une analyse des profils normaux à la surface permet d'identifier sa position au sein de l'image. Typiquement, des profils normaux $P_i(s)$ sont interpolés pour chaque sommet v_i du maillage. Le profil est paramétré par $s \in [-\frac{L}{2}, \frac{L}{2}]$ afin d'obtenir

un échantillonnage interne et externe à la surface. La longueur totale du profil dans le volume 3D adopte une valeur L , et l'échantillonnage est effectué sur un pas τ .

Afin de s'assurer du succès de l'identification de la frontière externe de la dent, il est important de normaliser les valeurs interpolées d'intensités de manière à obtenir des distributions uniformes pour chaque profil. Dans l'implémentation originale de Chartrand *et al.* (2016), une fonction de transfert Gaussienne décrite par une moyenne μ_0 et un écart-type σ_0 était utilisée pour la normalisation des profils. Ces valeurs étaient obtenues de manière interactive, i.e. par la sélection d'une région d'intérêt dans le volume 3D. Dans un optique d'automatisation, nous proposons une nouvelle approche qui s'appuie sur un échantillonnage normal à la surface pour construire la fonction de transfert. Nous utilisons des profils très courts (~1,5 mm, ou 10 voxels pour une résolution de 150 microns) que nous interpolons vers l'intérieur de la surface. Cet échantillonnage permet de construire une distribution de probabilité des intensités à la frontière approximative de la dent englobant les différentes valeurs qui sont représentées (émail, dentine). Un filtre numérique de Savitzky-Golay permet de lisser la distribution des intensités, et l'application de cette fonction de transfert sur les intensités des profils $P_i(s)$ engendre une normalisation automatique. Nous adoptons la notation $P_i^n(s)$ pour décrire un profil normalisé.

Afin d'identifier la position de la frontière externe de la dent sur chacun des profils, nous utilisons une fonction de coût basée sur la somme des différences absolues avec une fonction de transfert Heaviside. La recherche du minimum sur ce profil de similarité permet d'identifier le saut d'intensité le plus important (éq. 5.20).

$$S_i(s) = \sum_{j=-\theta}^{\theta} |P_i^n(s+j) - H(j)| \quad (5.20)$$

où S_i représente le profil de similarité de chaque profil normalisé, θ la demi-longueur de la fenêtre de convolution et $H(\cdot)$ la fonction Heaviside. La position t_i de la caractéristique est obtenue en identifiant le minimum du profil de similarité S_i . Également, un score de confiance est attribué à cette nouvelle position. Il équivaut à $\lambda_i = 2\theta - \min(S_i(s))$, où 2θ correspond à la valeur maximale que peut emprunter le profil $S_i(s)$.

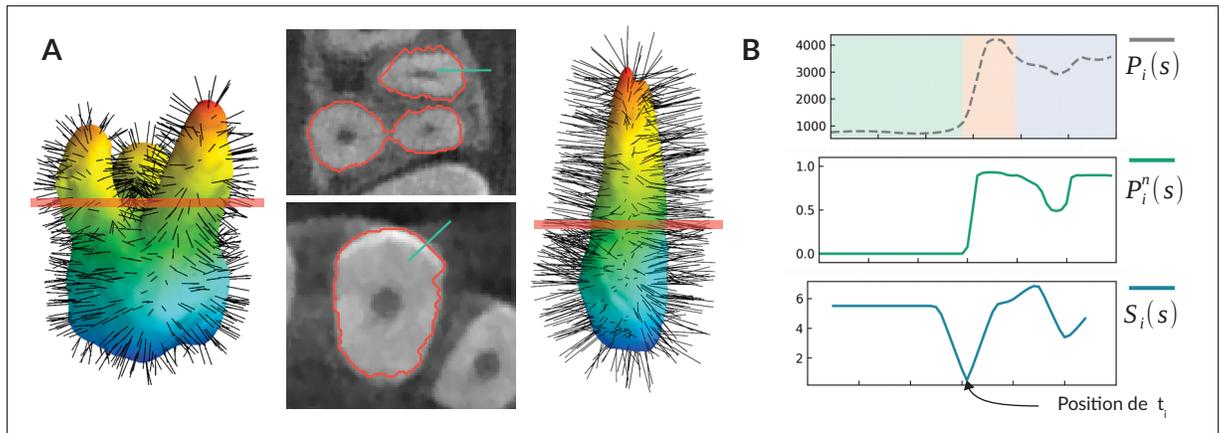


Figure 5.10 Processus d'appariement des sommets à une cible t_i de l'image lors de la déformation par optimisation laplacienne. (A) Des profils normaux à la surface sont échantillonnés à l'aide des intensités du volume 3D. (B) Les intensités du profil (haut, $P_i(s)$) sont normalisées à l'aide d'une fonction de distribution des intensités (milieu, $P_i^n(s)$). Le calcul de la somme des différences absolues permet d'identifier le point qui présente le plus haut saut d'intensités (bas, $S_i(s)$).

Suivant un processus itératif, la surface progresse vers la frontière externe de la dent en se basant sur la position identifiée des points caractéristiques. Afin de proposer une segmentation plus fine, la longueur des profils normaux est réduite à chaque itération. Cela permet de procéder à une déformation de plus en plus localisée et de s'affranchir de l'apport de points caractéristiques aberrants.

5.2.4.2 Optimisation laplacienne de la surface

Chaque sommet est apparié à une position t_i avec un score de confiance λ_i . Bien que la position du point caractéristique représente une frontière, il est jugé improbable que tous les sommets soient appariés à une position optimale. En effet, il faut s'assurer que les déplacements soient faits de manière à conserver la cohérence de la surface, ainsi que son aspect lisse. De ce fait, un schéma d'optimisation se basant sur le calcul du Laplacien du maillage est mis en place pour assurer cette cohérence. L'optimisation laplacienne d'un maillage est d'abord introduite par Nealen *et al.* (2006), où il présente une méthodologie capable de déformer localement ou de lisser globalement un maillage en se basant sur des contraintes locales laplaciennes. Ces

contraintes imposent une conservation locale de la courbure, ce qui assure la préservation d'une apparence globale lisse. Dans sa proposition, Nealen *et al.* (2006) trouve la nouvelle position V' des sommets V en minimisant l'erreur quadratique et en imposant une courbure locale nulle (éq. 5.21).

$$\min \left[\alpha \sum_{i=1}^n \omega_i^2 (t_i - v_i)^2 + \|LV'\|^2 \right] \quad (5.21)$$

où α est une constante de pondération, ω_i un poids qui pondère le carré de la distance $(t_i - v_i)$ et L la matrice décrivant le Laplacien du maillage. Le paramètre α qui pondère le premier terme trouve sa pertinence en proposant un équilibre entre la conformité de l'appariement et le caractère lisse ou régulier du maillage. Cet hyper-paramètre est donc responsable de l'attraction globale de la surface. Le deuxième terme combine la nouvelle position des sommets et la matrice laplacienne construite en appliquant l'opérateur discret Laplacien sur le maillage M . Chaque sommet $v_i \in V$ est représenté par les coordonnées différentielles (éq. 5.22) de son voisinage direct.

$$\delta_i = \sum_{\{i,j\} \in E} a_{ij} (v_j - v_i) = \left[\sum_{\{i,j\} \in E} a_{ij} v_j \right] - v_i \quad (5.22)$$

où $\sum_{\{i,j\} \in E} a_{ij} = 1$

Les coordonnées δ_i sont des vecteurs qui admettent des longueurs proportionnelles à la courbure locale du maillage. Ils pointent en direction du centre du voisinage immédiat de chaque sommet (voisinage de type «premier-anneau»). En ce sens, plus la valeur de cette coordonnée est élevée, plus forte sera la caractéristique représentée (i.e. un sommet de haute courbure). Une valeur nulle indique que le sommet est inscrit dans une géométrie plane avec ses voisins (fig. 5.11-A). Le poids a_{ij} est choisi de manière à représenter l'influence des arêtes incidentes à chaque sommet. Un peu à la manière du degré du graphe pondéré introduit dans la section 5.2.3, la somme des poids incidents à un sommet doit adopter une valeur unitaire. Il existe plusieurs façons de définir les poids a_{ij} , mais dans un souci de simplicité, nous adoptons la définition uniforme du poids. Cette formulation (éq. 5.23) est particulièrement adaptée à notre problème, puisque nous considérons que la surface du maillage M , obtenue à partir du masque

approximatif de la dent, est somme toute régulière (ou exempte de d'aspérités).

$$a_{ij} = \frac{b_{ij}}{\sum_{\{i,k\} \in E} b_{ij}} \quad (5.23)$$

où $b_{ij} = 1$ pour toutes les arêtes. Ainsi, à titre indicatif, un sommet avec cinq arêtes incidentes verra un poids de $\frac{1}{5}$ être attribué à chacune de ses connexions. La matrice laplacienne qui décrit le maillage est ainsi définie (éq. 5.24).

$$L_{ij} = \begin{cases} -1 & \text{si } i = j, \\ a_{ij} & \text{si } (i, j) \in E, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.24)$$

En ce sens, les coordonnées $\{x, y, z\}$ du Laplacien peuvent être calculées indépendamment à l'aide de la position des sommets V_d pour $d \in \{x, y, z\}$. La représentation matricielle des poids différentiels s'écrit $\Delta_d = LV_d$, où $\Delta_d = [\delta_{1d}, \delta_{2d}, \dots, \delta_{nd}]$.

La minimisation de l'équation 5.22 engendre un système linéaire surdéterminé de la forme $AV'_d = b$. La résolution de l'équation 5.25, ci-dessous, se fait de manière indépendante pour V'_x , V'_y et V'_z .

$$\begin{bmatrix} L \\ W_p \end{bmatrix} V' = \begin{bmatrix} 0 \\ W_p T \end{bmatrix} \quad (5.25)$$

où W_p est la matrice qui regroupe les pondérations w_i et T la matrice qui regroupe les positions cibles t_i . Ce schéma d'optimisation permet de guider la déformation du maillage conformément aux positions des caractéristiques cibles, tout en conservant la régularité de la surface via la formulation du Laplacien du maillage.

La résolution du système d'équations met en lumière l'influence de la matrice de poids W_p qui fait état de l'importance accordée à chaque déplacement dans le schéma d'optimisation. Cette matrice détermine avec quelle force un sommet sera attiré vers sa position cible, sous l'influence du critère de confiance λ_i . De manière générale, un sommet avec un score de confiance élevé doit être en mesure de se déplacer correctement à sa position optimale t_i , alors qu'un dé-

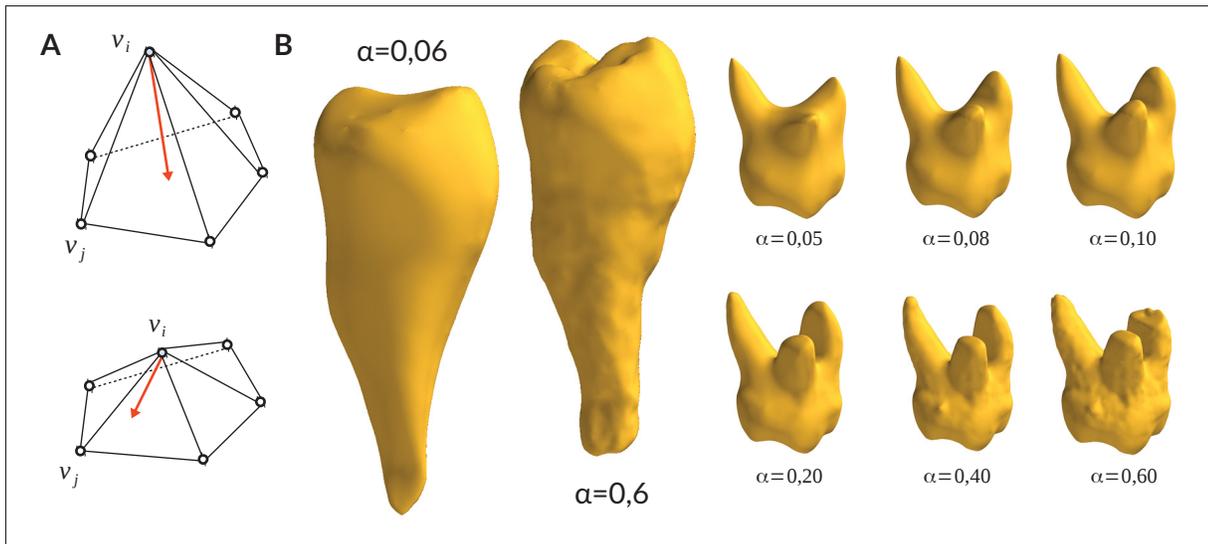


Figure 5.11 Déformation de surfaces par optimisation laplacienne. (A) La matrice laplacienne permet de décrire le maillage en fonction de la courbure locale. Dans ce cas, le point v_i du schéma du haut aurait une valeur δ_i plus élevée que pour le schéma du bas. La flèche décrit la direction et la norme du vecteur δ_i . (B) L'influence du facteur de pondération α se manifeste dans le niveau de détail du maillage final.

placement avec un score de confiance faible doit plutôt être influencé fortement par ses voisins. Ainsi, dans le deuxième cas de figure, le sommet avec un poids faible suivra un déplacement qui favorisera plutôt la régularité du maillage.

Afin de construire cette matrice, les indices de confiance λ_i font d'abord l'objet d'une normalisation avec une fonction de transfert gaussienne. Cette dernière est décrite par le déplacement absolu moyen de tous les sommets μ et par son écart-type σ , soit $G_{\mu,\sigma}(\cdot)$. Ainsi, les poids normalisés équivalent à $\lambda_i^n = \lambda_i \cdot G_{\mu,\sigma}(\|t_i - v_i\|)$. La matrice de poids (éq. 5.26) est ensuite pondérée avec le facteur d'attraction global α afin d'accorder plus ou moins d'importance à l'indice de confiance.

$$W_p = \alpha \frac{\lambda^n \cdot I}{\|\lambda^n\|} \quad (5.26)$$

où I est la matrice identité.

À chaque itération, le maillage est attiré vers les caractéristiques identifiées, sous l'influence des poids de la matrice W_p , et en conservant un aspect lisse. Tel que mentionné plus haut, la

taille du profil de recherche est graduellement diminuée à chaque itération pour contraindre le domaine de recherche. Aussi, le facteur d'attraction global est augmenté afin de rendre la déformation moins rigide. La diminution de la longueur du profil et la permissivité accrue des déplacements proposent un schéma de déformation de plus en plus localisé, afin de modéliser des détails toujours plus fins. Le modèle surfacique engendré par ce processus de déformation représente la surface externe de la dent. Évidemment, ce processus demande un ajustement optimal des hyper-paramètres, notamment la longueur des profils à chaque itération et la valeur du facteur d'attraction global. L'effet de ces deux variables est étudié dans la discussion de ce chapitre.

5.3 Résultats

La méthode de segmentation présentée dans les sections précédentes a fait l'objet d'une implémentation dans les mêmes conditions de développement qui ont été décrites dans la section 4.4. Les résultats de validation de l'algorithme met à profit toutes les métriques présentées dans le tableau 2.1, à l'exception de la distance de Mahalanobis. Les segmentations de référence décrites dans la section 4.3 servent à nouveau d'étalon-or pour la comparaison avec le résultat de l'algorithme automatique.

Tel que mentionné au début de ce chapitre, les VOI-d ainsi que le modèle de la pulpe font office de données d'entrée à l'algorithme de segmentation. Ces deux contraintes sur le domaine de segmentation permettent de récolter des informations significatives sur la dent cible pour ainsi proposer une segmentation approximative par l'algorithme de marche aléatoire. La qualité de cette première segmentation est d'abord évaluée en s'intéressant à l'influence que les hyper-paramètres peuvent avoir sur les résultats.

Le seul paramètre important de l'étape de re-formation multiplanaire est le nombre de plans k qui sont échantillonnés autour de la pulpe. Toutefois, une quantité insuffisante de plans affectera les étapes subséquentes puisque ce nombre de plans détermine le nombre de contours significatifs qui sont calculés autour de la dent. Nous avons remarqué, de manière empirique,

que les dents ayant une morphologie cylindrique (incisives, canines et quelques prémolaires) nécessitent une moins grande quantité de plans k que les dents à morphologies complexes (principalement les molaires). Bien entendu, cela s'explique par la présence des racines de la dent ; si le pas angulaire de l'échantillonnage des plans est trop élevé, il y a un risque qu'une racine soit entièrement ou partiellement manquante sur les plans significatifs. Cette absence complexifie le processus de segmentation des contours significatifs par l'algorithme de propagation de front, et peut se traduire par l'absence de ladite racine dans le modèle approximatif de la dent. Afin d'éviter cette éventualité, le paramètre a été fixé à $k = 35$ de manière empirique puisqu'il s'agit d'une quantité suffisante pour tous les types dentaires.

L'algorithme de propagation de front, responsable de trouver la frontière externe de la dent, présente quelques hyper-paramètres qui lui dictent son comportement. Parmi ceux-ci, nous retrouvons λ qui donne plus ou moins de flexibilité au front, ν qui contrôle la direction de la diffusion du front, et τ qui décrit le pas de résolution de la descente du gradient. Le paramètre σ n'est responsable que du pré-traitement de l'image par une Gaussienne, et admet une valeur fixe pour tous les cas, soit $\sigma = 0,3$. Cette valeur est déterminée empiriquement, de manière à obtenir un lissage gaussien qui n'incommode pas l'intégrité des structures représentées. Le paramètre μ , qui régule ϕ afin qu'elle adopte la forme voulue (fonction distance signée), est fortement corrélée avec le pas de résolution de l'équation aux dérivées partielles. En effet, puisque μ est un terme régulateur, il doit adopter une valeur conséquente avec le pas de résolution. Chunming Li *et al.* (2005) conseillent de respecter le ratio $\mu\tau < \frac{1}{4}$ pour assurer la stabilité de l'EDP. Nous fixons donc la valeur de μ de manière dynamique par rapport au pas de résolution, soit $\mu = \frac{0,2}{\tau}$. Le seul paramètre libre restant est le nombre d'itérations i qui sont nécessaires pour faire avancer le front jusqu'à la frontière externe. Ce paramètre est lié au pas de résolution de l'EDP : un petit pas de résolution nécessitera un plus grand nombre d'itérations pour faire avancer le front. Dans un optique d'optimisation du temps de calcul, la stratégie privilégiée est d'adopter un pas de résolution élevé, afin de faire converger le contour en un nombre minimal d'itérations.

L'algorithme de segmentation par marche aléatoire utilise n_0 germes internes et n_1 germes externes obtenus via la définition des contours significatifs et un descripteur de texture pour résoudre un système linéaire creux. Le descripteur adopte deux paramètres : le rayon d'influence r et la quantité de nœuds n_p sondés à l'intérieur de ce rayon pour construire le vecteur de caractéristiques. Ces deux paramètres sont fixés, de manière empirique, à $r = 2\text{ mm}$ et $n_p = 20$. En ce qui concerne le nombre de germes n_0 et n_1 , nous leur attribuons une valeur dynamique. Cette dernière est principalement dictée par le nombre de points qui se trouvent à l'intérieur ou à l'extérieur du contour significatif. Un ratio de 80% des points de chaque catégorie est retenu.

Afin de connaître l'influence des hyper-paramètres qui dictent l'évolution du front sur les plans significatifs, plusieurs configurations des paramètres λ , ν et τ ont été utilisées pour simuler diverses segmentations. Le modèle approximatif de la dent est ensuite comparé avec la segmentation de référence grâce aux métriques de performance. La figure 5.12 illustre l'évolution des métriques ASD, DICE et RVD pour différentes configurations paramétriques. Cette évolution est présentée pour chaque type dentaire. Les points de chacune des courbes représentent la moyenne de la distribution sur toute la base de données de validation en fonction du type dentaire.

La deuxième couche algorithmique de la méthode, soit la déformation de surface par optimisation laplacienne, admet également quelques hyper-paramètres. Il s'agit de la plage de longueurs L des profils normaux, et de la plage de facteurs d'attraction global α . Afin d'étudier l'influence de ces deux intervalles sur la performance de la méthode de segmentation, l'évolution des métriques de performance a été évaluée pour différents plages de longueurs L et de facteurs α . Les jeux de paramètres ont été sélectionnés pour couvrir une étendue plausible de valeurs. En ce qui concerne la longueur des profils, les valeurs limitrophes sont déterminées par la dimension approximative des dents. Les valeurs limitrophes de l'intervalle des facteurs d'attraction sont plutôt déterminées en fonction de la résolution du maillage (i.e. la distance qui existe entre chacun des points en moyenne). En outre, les profils ont été échantillonnés pour des longueurs initiales de 9, 6 ou 3 mm, et les facteurs d'attraction pour des valeurs finales de 0,2, 0,4 et 0,6. La longueur finale des profils ainsi que le critère d'attractivité initial demeuraient invariables

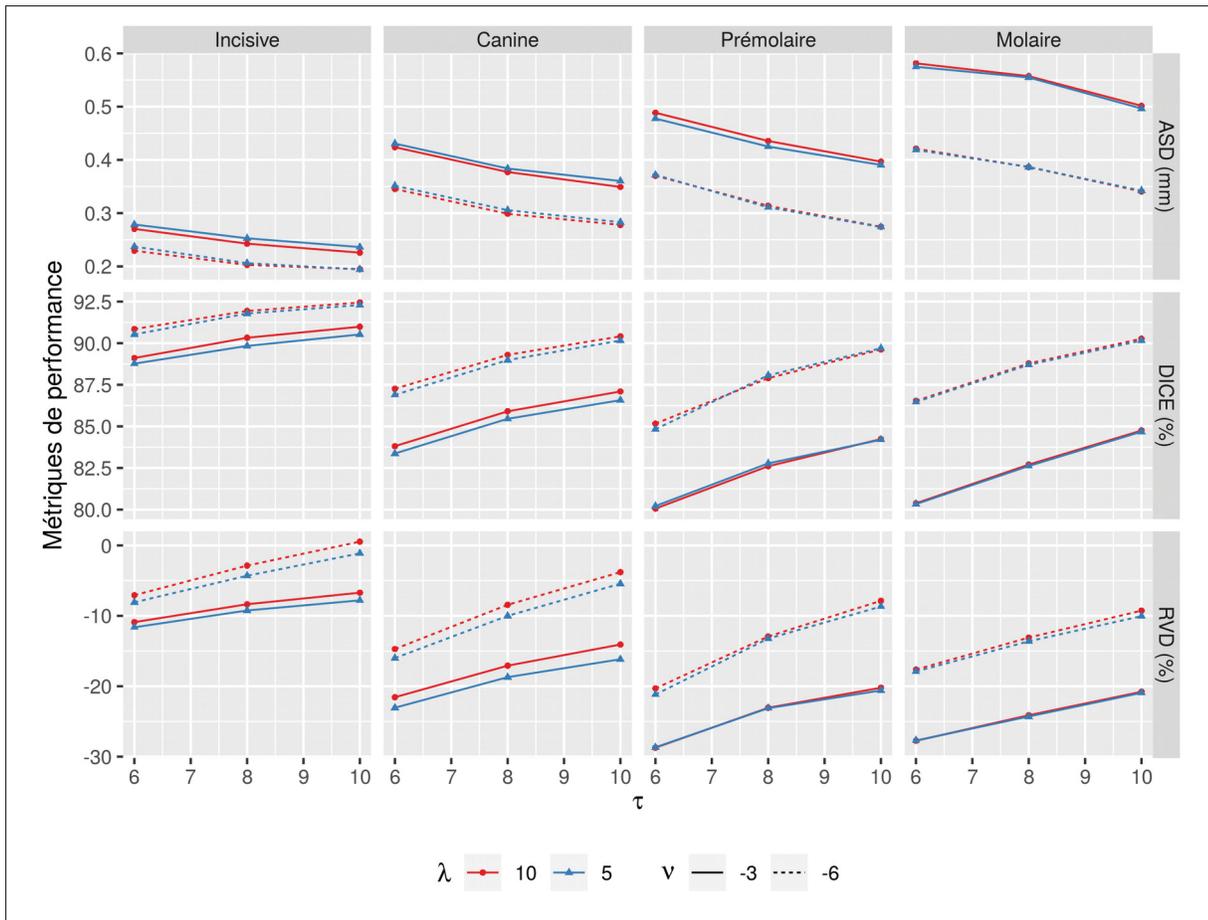


Figure 5.12 Influence des hyper-paramètres λ , ν et τ de la méthode de calcul des contours significatifs sur la moyenne de trois métriques de performance (ASD, DICE, RVD) en fonction du type dentaire.

pour tous les jeux de données (i.e. 1 mm et 0,05, respectivement). Les valeurs intermédiaires de L et de α sont déterminées par interpolation linéaire entre la valeur initiale et finale pour chaque itération. La figure 5.13 rapporte l'évolution des métriques ASD, DICE et RVD pour chaque jeu de paramètre, et ce, en fonction du nombre d'itérations complétées et du type dentaire. À noter que le modèle approximatif pour cette simulation a été créé en utilisant les paramètres $\lambda = 5$, $\nu = -6,0$ et $\tau = 10,0$.

Un autre aspect important de cette méthode est sa capacité à améliorer les résultats de la segmentation via l'algorithme de déformation de surface par optimisation laplacienne. Il convient toutefois de quantifier l'apport de cette étape à la performance de la segmentation. En d'autres

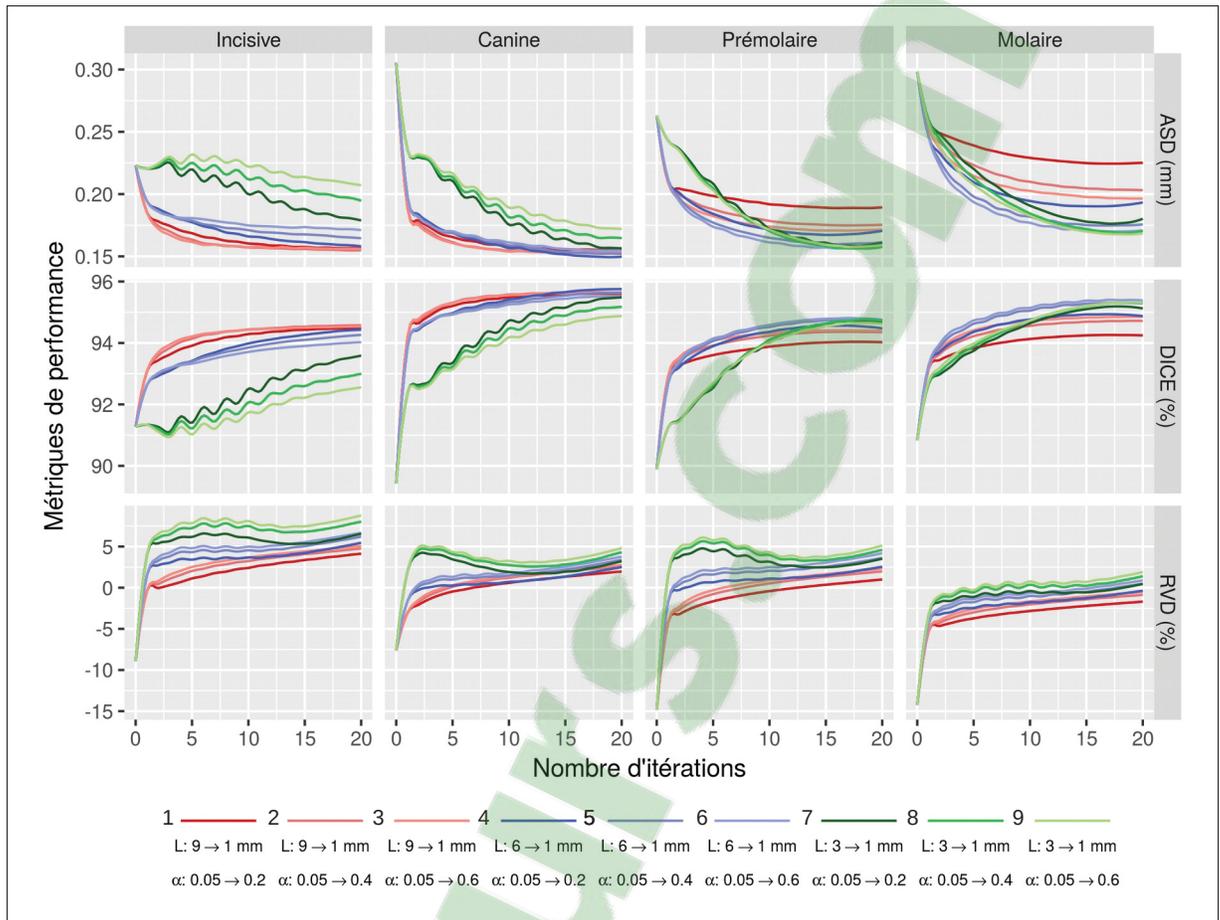


Figure 5.13 Évolution de la moyenne des métriques ASD, DICE et RVD à chaque itération du processus de déformation de surface par optimisation laplacienne pour différents jeux de paramètres par type dentaire.

mots, dans quelle mesure la déformation par optimisation laplacienne permet-elle d'améliorer les résultats de la segmentation? Nous posons donc comme hypothèse globale que cette étape supplémentaire permet d'améliorer les métriques de performance, et nous soumettons les distributions de métriques à un test des rangs signés de Wilcoxon. Ce test statistique non-paramétrique permet de vérifier si deux populations proviennent ou non de la même distribution, sachant que les observations sont appariées. Dans notre cas, les populations à l'étude sont les métriques de performance évaluées sur le modèle approximatif (segmentation par marche aléatoire) et les métriques de performance évaluées sur le modèle final (segmentation par marche aléatoire suivie de la déformation par optimisation laplacienne). À noter que

le test statistique est mené de manière indépendante pour chaque métrique de performance et pour chaque type dentaire. L'hypothèse nulle H_0 stipule qu'il n'existe pas de différence sur la moyenne de la distribution des métriques entre le modèle approximatif (moyenne : μ_{approx}) et le modèle final (moyenne : μ_{final}). Nous formulons l'hypothèse alternative pour qu'elle soit unilatérale, et dans la direction attendue de l'évolution de la métrique en question. Par exemple, il est attendu que la moyenne (μ) de l'indice de chevauchement de Dice soit plus élevée après la déformation de surface, ce qui donne l'hypothèse alternative $H_1 : \mu_{approx} < \mu_{final}$. Le tableau 5.1 rapporte le taux d'évolution de chacune des métriques après la déformation de surface par rapport à la segmentation par marche aléatoire seulement. Ce même tableau illustre les résultats du test statistique de Wilcoxon, en indiquant la valeur-p du test. Une représentation graphique de la distribution avant et après l'application de l'algorithme de déformation de surface est disponible sous forme de boîte à moustaches pour les métriques DICE, ASD, MSD et RVD (fig. 5.14). La métrique de chevauchement de Jaccard (JAC) et la métrique de distance surfacique moyenne-symétrique au carrée (RMSD) sont omises, puisqu'elles suivent respectivement la tendance des métriques DICE et ASD.

Un autre aspect important à vérifier est la représentativité des résultats obtenus pour chaque type dentaire, par rapport à chaque dent qui compose ledit type dentaire. Par exemple, est-ce que nous pouvons généraliser la moyenne des métriques obtenues sur les incisives à tous les types d'incisives (11, 12, 21 ou 22)? Pour tenter d'y répondre, nous sélectionnons la dent qui est la plus représentée pour chaque type dentaire, et comparons la moyenne de cette sous-distribution au reste de la distribution. À l'aide du tableau 4.1 de la section 4.3, nous déterminons que les dents les plus représentées sont les incisives centrales supérieures droites (11) pour les incisives (14 cas contre 22 au total), les canines supérieures gauches (23) pour les canines (12 cas contre 18 au total), les premières prémolaires supérieures droites (14) pour les prémolaires (11 cas contre 22 au total) et les premières molaires supérieures droites (16) pour les molaires (16 cas contre 26 au total). La figure 5.15 présente les différences qui existent au sein des moyennes pour les dents les plus représentées par rapport au reste des dents de la

Tableau 5.1 Mesures des effets de l'algorithme de déformation de surface par optimisation laplacienne sur les métriques de performance : taux d'évolution sur la moyenne et résultats du test des rangs signés de Wilcoxon.

	Incisive	Canine	Prémolaire	Molaire
Taux d'évolution sur la moyenne (%)				
Métriques				
DICE (%)	4,20	5,25	5,55	4,91
JAC (%)	7,93	10,00	10,48	9,36
RVD* (%)	-53,64	-77,38	-74,93	-86,75
ASD (mm)	-38,26	-43,50	-39,89	-41,08
RMSD (mm)	-41,50	-37,35	-32,48	-30,38
MSD (mm)	-17,35	-25,92	-31,65	-30,86
Résultats du test statistique (valeur-p)				
$H_1 : \mu_{approx} < \mu_{final}$ DICE, JAC	< 0,01	< 0,01	< 0,01	< 0,01
$H_1 : \mu_{approx} > \mu_{final}$ ASD, RMSD, RVD*	< 0,01	< 0,01	< 0,01	< 0,01
MSD	0,02645	< 0,01	< 0,01	< 0,01

* Les valeurs absolues des distributions sont prises en compte pour cette métrique.
 μ_{approx} : moyenne de la distribution de la métrique après la segmentation par marche aléatoire
 μ_{final} : moyenne de la distribution de la métrique après la déformation par optimisation laplacienne

base de données. Cette comparaison est effectuée de manière indépendante pour chaque type dentaire.

Enfin, dans le tableau 5.2, la moyenne, l'écart-type et les extrema sont rapportés pour toutes les métriques en fonction du type dentaire. Ces résultats sont obtenus avec le jeu d'hyperparamètres suivant : $\lambda = 5$, $\nu = -6,0$ et $\tau = 10,0$, $L \in [6,0; 1,0]$ mm, $\alpha \in [0,05; 0,40]$ et $i = 20$. La figure 5.16 présente les segmentations des dents supérieures d'un cas de la base de données. L'évolution du modèle surfacique durant le processus de déformation par optimisation laplacienne est également illustrée en figure 5.17 pour quelques cas.

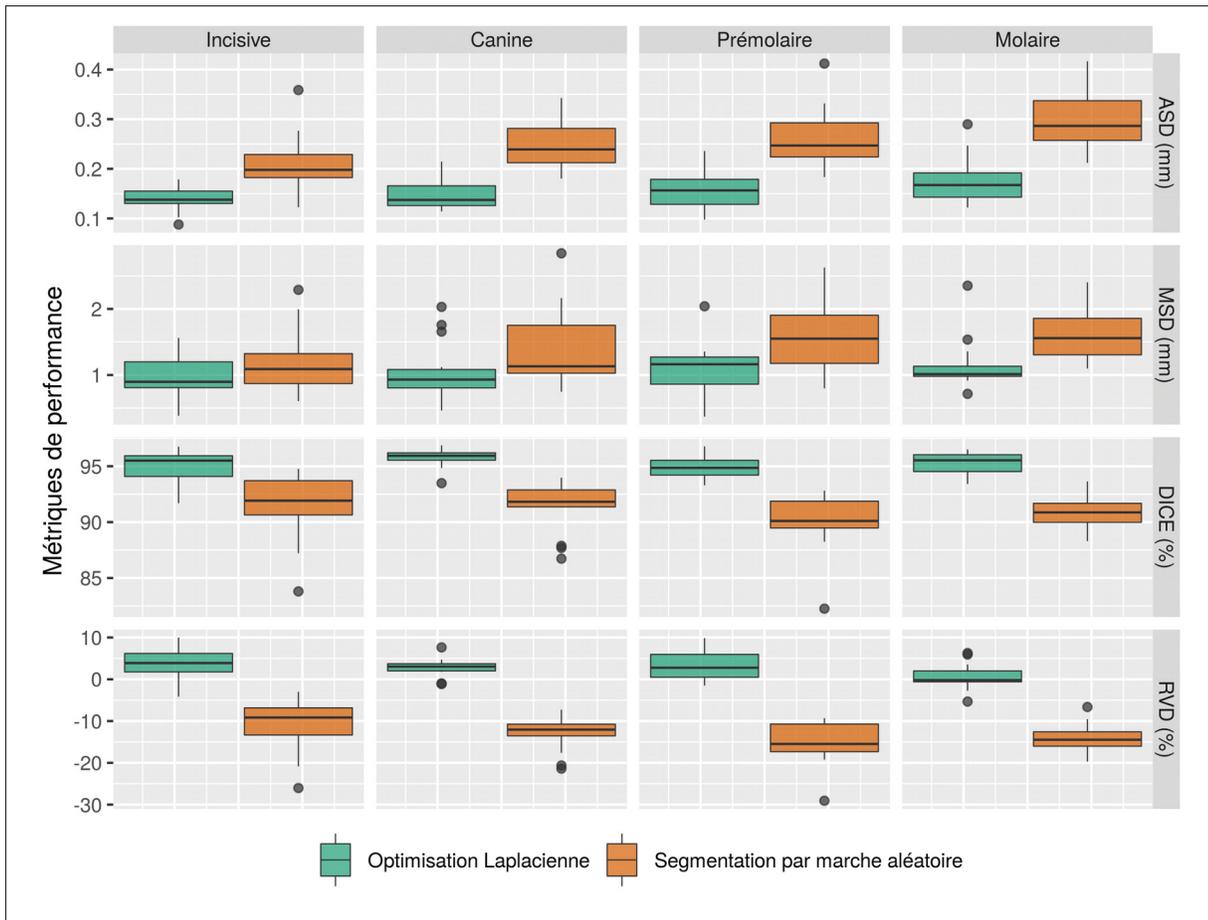


Figure 5.14 Distributions des métriques de performance ASD, MSD, DICE et RVD sur le modèle approximatif de la dent (orange) et sur le modèle final de la dent (vert).

5.4 Discussion

À la lumière des résultats présentés dans la section précédente, le premier sujet à aborder est l'influence des hyper-paramètres de la méthode de segmentation sur les métriques de performance. D'abord, la figure 5.12 montre qu'un réglage judicieux des hyper-paramètres de la méthode de recherche des contours significatifs a une influence sur la vraisemblance du modèle approximatif de la dent. Ce réglage est d'autant plus important, puisque ce premier modèle dictera en partie la qualité de la segmentation finale. En effet, un modèle approximatif qui ne représente pas toutes les caractéristiques de la dent cible (e.g. absence d'une ou de plusieurs racines, amputation partielle de la couronne, présence d'une protubérance issue du débordement

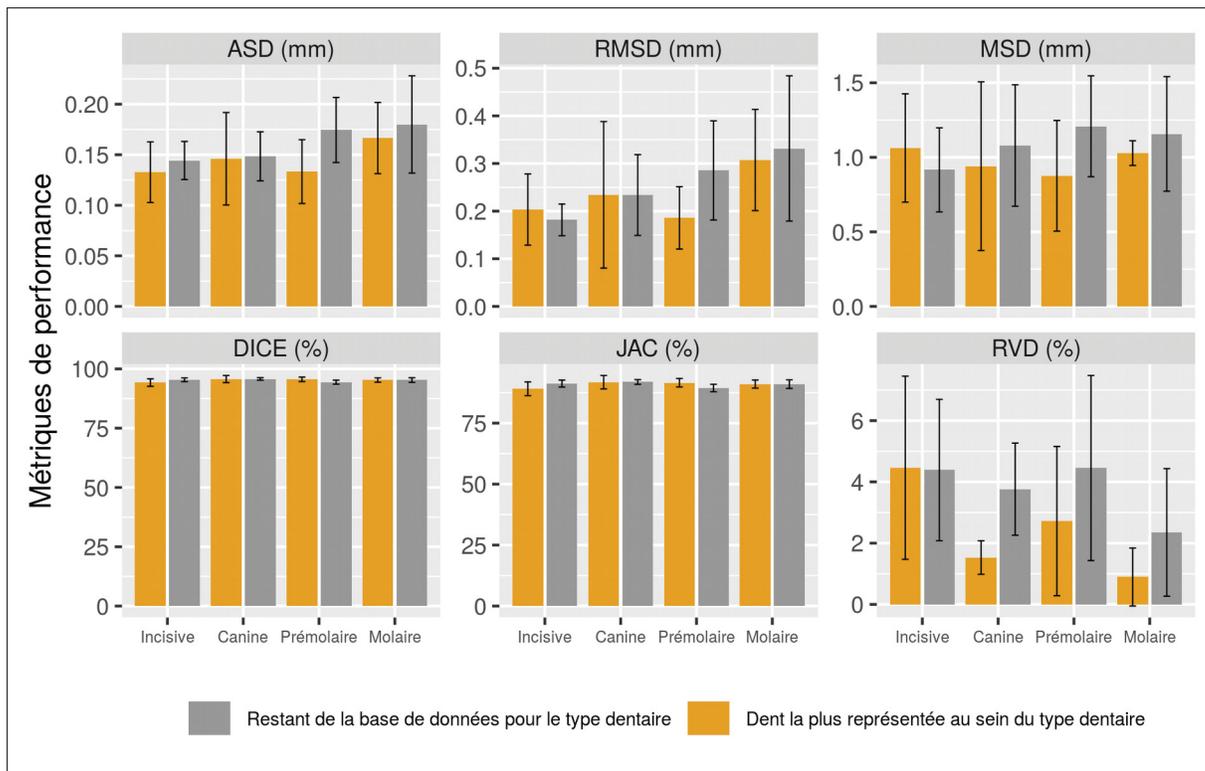


Figure 5.15 Comparaison des moyennes et écarts-types des métriques de performance pour les dents surreprésentées dans la base de données pour chaque type dentaire. Les dents surreprésentées sont les incisives 11 (14/22 dents), les canines 23 (12/18 dents), les prémolaires 14 (11/22 dents) et les molaires 16 (16/26 dents).

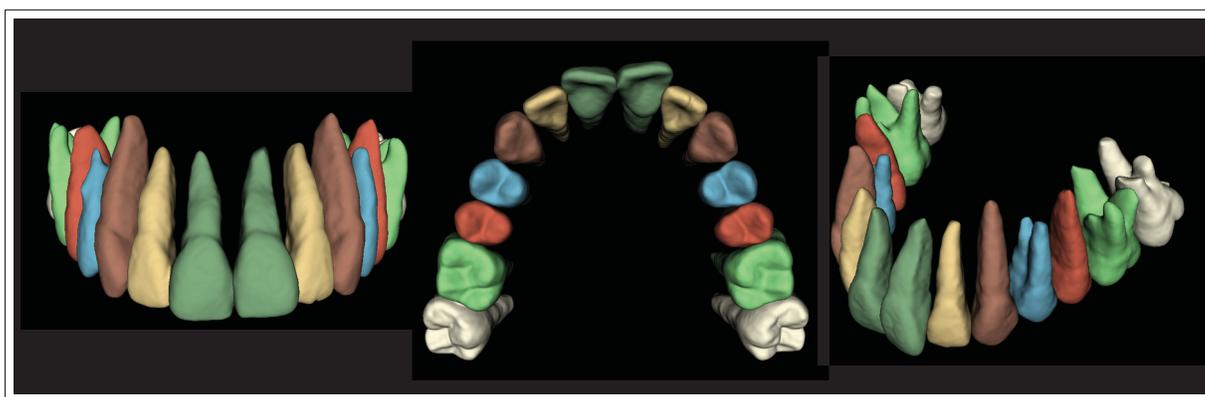


Figure 5.16 Modèles géométriques individuels des dents de l'arcade supérieure pour un cas de la base de données.

Tableau 5.2 Moyennes, écart-types et extremums de la distribution des métriques de performance par type dentaire.

Métriques	Type dentaire				
	Incisive	Canine	Prémolaire	Molaire	Moyenne
DICE (%)					
Moyenne	94,98	95,75	94,90	95,29	95,20
Écart-type	1,25	0,83	1,06	0,94	1,07
Minimum	91,69	93,49	93,29	93,42	91,69
Maximum	96,76	96,87	96,78	96,51	96,87
JAC (%)					
Moyenne	90,46	91,87	90,31	91,02	90,86
Écart-type	2,25	1,51	1,92	1,70	1,94
Minimum	84,66	87,77	87,43	87,65	84,66
Maximum	93,72	93,92	93,76	93,25	93,92
RVD (%)					
Moyenne	3,81	2,89	3,35	0,50	2,57
Écart-type	3,39	2,14	3,33	2,66	3,21
Minimum	-4,15	-1,14	-1,51	-5,33	-5,33
Maximum	10,00	7,63	9,86	6,29	10,00
ASD (mm)					
Moyenne	0,14	0,15	0,16	0,18	0,16
Écart-type	0,02	0,03	0,04	0,04	0,04
Minimum	0,09	0,11	0,10	0,12	0,09
Maximum	0,14	0,21	0,24	0,29	0,29
RMSD (mm)					
Moyenne	0,19	0,23	0,24	0,32	0,25
Écart-type	0,05	0,10	0,10	0,14	0,11
Minimum	0,12	0,14	0,12	0,17	0,12
Maximum	0,33	0,46	0,52	0,70	0,70
MSD (mm)					
Moyenne	0,97	1,04	1,07	1,12	1,05
Écart-type	0,31	0,44	0,38	0,32	0,36
Minimum	0,38	0,46	0,37	0,71	0,37
Maximum	1,56	2,03	2,04	2,35	2,35

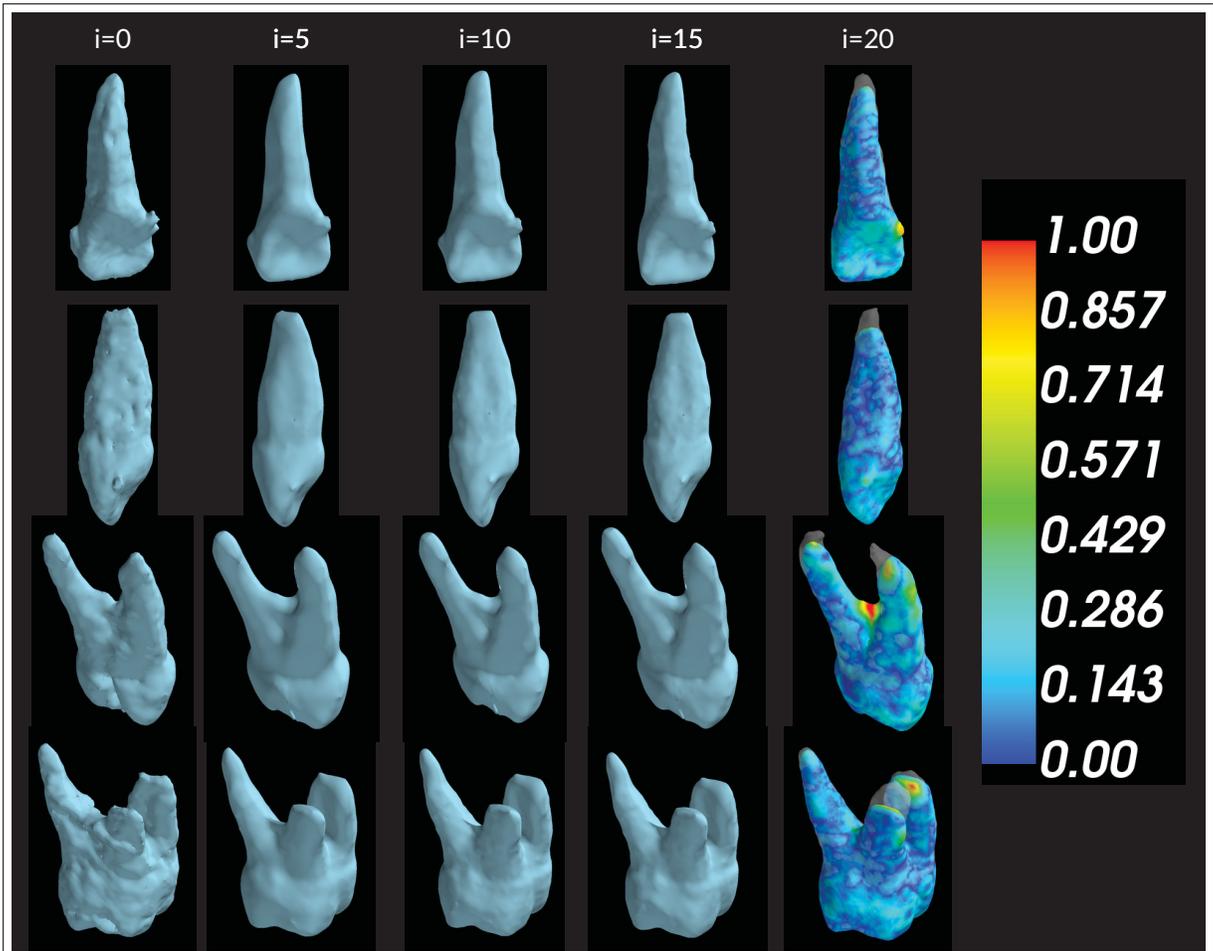


Figure 5.17 Évolution du modèle 3D de la surface externe de la dent pendant la déformation par optimisation laplacienne. Chaque colonne représente le résultat à l'itération i , et chaque rangée est un cas de la base de données (rangée 1 : incisive 11, rangée 2 : canine 23, rangée 3 : prémolaire 14, rangée 4 : molaire 16). La texture plaquée sur les modèles à l'itération $i = 20$ représente l'erreur point-à-point à chaque sommet du modèle. L'échelle à droite est graduée en millimètre.

dans l'os alvéolaire ou dans une couronne adjacente) nécessitera des ajustements importants lors de la déformation de surface. En effet, plus le défaut est visible et considérable sur le modèle approximatif, moins la méthode de déformation de surface sera en mesure de le corriger.

De manière générale, le pas de résolution τ de l'EDP semble engendrer de meilleurs résultats, en moyenne, lorsque ses valeurs sont élevées (pas de résolution de 10). Cela s'explique par le nombre fixe d'itérations qui a été utilisé pour ces simulations. Il aurait été techniquement

possible d'obtenir des résultats semblables en augmentant le nombre d'itérations, et donc en diminuant le pas de résolution. Toutefois, afin d'éviter des temps de calcul trop importants, il est préférable de sélectionner un pas de résolution raisonnablement élevé pour ainsi atteindre la frontière externe de la dent avec un nombre minimal d'itérations. Il faut toutefois choisir une ratio τ /nombre d'itérations qui garantit la stabilité et la convergence de la méthode de résolution de l'EDP. Une valeur trop élevée du pas de résolution (pas illustrée dans la figure **5.12**) aurait fait diverger la résolution de l'équation aux dérivées partielles, et aurait engendré le débordement du contour dans les zones adjacentes de la dent. Un autre point à mentionner est l'obtention de résultats systématiquement supérieurs pour les simulations adoptant un paramètre $\nu = -6$ (ligne pointillée). Ce paramètre régit la force avec laquelle le contour prend de l'expansion dans l'image. C'est la présence du bruit dans les images *Cone Beam CT* qui explique la nécessité d'utiliser un hyper-paramètre ν à valeur élevée. La non-hétérogénéité de la texture des différents tissus de l'image entraîne des zones de freins à l'expansion du contour. Ces images nécessitent donc l'application d'une force d'expansion élevée. Le dernier hyper-paramètre, soit λ qui régit la flexibilité du front d'expansion, ne semble pas avoir un effet marqué sur la performance de l'algorithme. L'effet de ce paramètre se remarque davantage pour les incisives et les canines. Effectivement, une plus grande permissivité au niveau de la courbure du front permet de mieux segmenter des zones à hautes courbures, comme le bord incisif des couronnes par exemple. On remarque deux tendances concernant la performance de l'algorithme par rapport au type de la dent cible. Premièrement, les métriques de performance semblent indiquer que cette méthode engendre de meilleurs résultats pour les incisives. Les résultats pour les canines, les prémolaires et les molaires semblent décroître, dans cet ordre. On peut expliquer ce phénomène par la complexité morphologique plus importante des dents postérieures par rapport aux dents antérieures. La configuration complexe des racines d'une molaire, par exemple, est plus difficile à représenter pour l'algorithme de recherche des contours significatifs que l'unique racine d'une incisive. Les racines dites complexes seront d'autant plus difficiles à représenter par la propagation du contour si leur canal radiculaire n'est pas présent sur le modèle issu de la détection de la pulpe. En effet, tel que démontré dans la section **4.5**, les configurations canalaire complexes des molaires et des prémolaires sont plus

difficilement détectables que la pulpe cylindrique des incisives ou des canines. Dans l'éventualité où un canal radiculaire est absent, la méthode de propagation est instanciée avec un *a priori* beaucoup moins fort, et le front risque de se propager moins naturellement dans la racine touchée. Cela se répercute inmanquablement dans la fiabilité du modèle approximatif par rapport à la référence. Deuxièmement, on remarque de manière générale que l'algorithme a tendance à sous-segmenter, car la métrique de différence volumique relative prend des valeurs négatives pour tous les types dentaires. La valeur idéale de cette métrique doit se trouver à 0 %. Deux conclusions peuvent en être tirées. La première est que nous avons peu de débordement sur les structures adjacentes. En effet, l'indice de Dice indique qu'il existe un fort chevauchement entre la segmentation de référence et le modèle approximatif de la dent. La différence négative de volume entre les deux masques est donc attribuable à l'absence de certaines zones de la dent. L'autre conclusion est relative à la distance moyenne point-à-point (ASD) des frontières de la segmentation automatique et de la segmentation de référence. Cette distance moyenne est relativement faible pour l'ensemble de la base de données. Cela indique que la différence de volume négative est attribuable à une faible différence globalement distribuée sur la surface entière de la dent. En effet, des zones de débordement auraient engendré une distance moyenne point-à-point globalement plus élevée. En somme, l'étude des hyper-paramètres qui régissent la production du modèle approximatif de la dent nous indique que ce dernier représente bien la dent cible dans son ensemble, et que les erreurs engendrés par cette méthode sont globalement distribuées sur toute la surface de la dent.

Dans le but de corriger ces erreurs, la méthode de déformation de surface par optimisation laplacienne utilise le modèle approximatif de la dent comme point de départ, puis ramène progressivement ses zones distantes à la frontière externe de la dent. La figure **5.13** présente l'évolution de trois métriques de performance en fonction de plusieurs combinaisons des deux hyper-paramètres de la méthode, soient la longueur L des profils normaux à la surface et le facteur d'attraction global α . À première vue, il est possible d'observer que le méthode de déformation de surface améliore les métriques de performance au fil des itérations. À l'itération $i = 0$, les métriques sont calculées sur le modèle d'entrée de la méthode, soit le modèle approxi-

matif obtenu avec la méthode de segmentation par marche aléatoire. Au fur et à mesure, après la complétion de chaque itération, des déformations de plus en plus localisées permettent de se rapprocher de la forme désirée. Cette tendance est observée pour tous les jeux de paramètres. Cela indique que la dent cible aura tendance à converger vers la segmentation de référence. Évidemment, le niveau de concordance est plus ou moins élevé en fonction du jeu de paramètre choisi. À cet égard, il est possible d'apprécier l'effet de la longueur initiale L des profils de recherche sur la performance de la segmentation. On remarque que les profils les plus longs (fig. 5.13, courbes 1-3) ont tendance à converger plus rapidement vers la segmentation de référence, ce qui appuie l'hypothèse voulant que la méthode de segmentation par marche aléatoire engendre une sous-segmentation globale de la forme. En ce qui concerne le facteur d'attraction global, pour une longueur donnée, les différentes configurations du paramètre α engendre des courbes aux allures semblables pour tous les types dentaires. Cela indique que la longueur initiale des profils de recherche serait plus déterminante sur le résultat de la segmentation que le facteur d'attraction global. Il est important de mentionner que les jeux de paramètres optimaux semblent être différents pour les dents antérieures et les dents postérieures. Alors que des profils plus courts ($L = 3$ ou 6 mm) et un facteur d'attraction global permissif ($\alpha = 0,6$) semblent avantager les molaires et les prémolaires (fig. 5.13, courbes 6-7 et 8-9), on observe plutôt des résultats optimaux pour les incisives et les canines avec des profils longs ($L = 6$ ou 9 mm , fig. 5.13, courbes 1-3). Les courbes d'erreur relative de volume, quant à elles, évoluent progressivement des négatifs vers les positifs. Cette tendance suggère que le modèle surfacique parvient à modéliser les caractéristiques fines qui étaient absentes du modèle approximatif de la dent. De manière générale, nous observons un gain en performance suite à l'application de l'algorithme de déformation de surface par optimisation laplacienne. Bien que le jeu d'hyperparamètres optimal semble être dépendant du type dentaire, il n'en demeure pas moins qu'une longueur initiale fixe de 6 mm et un facteur d'attraction global assez permissif ($\alpha = 0,4$ ou $0,6$) engendre des résultats satisfaisants pour toutes les catégories (fig. 5.13, courbes 5-6).

Ce gain en performance fait d'ailleurs l'objet d'une étude statistique qui vise à déterminer si l'ajout d'un algorithme de déformation de surface a un effet significatif sur l'évolution des mé-

triques de validation. Le jeu de paramètres $L : 6 \rightarrow 1 \text{ mm}$ et $\alpha : 0,05 \rightarrow 0,4$ a été retenu (fig. **5.13, courbe 5**), puisqu'il engendre des résultats globalement optimisés pour tous les types dentaires. Le tableau **5.1** présente d'abord le taux d'évolution de la moyenne de la distribution des métriques de performance. Le sens d'évolution de la moyenne est conforme à ce qui est attendu pour toutes les métriques, soit une baisse pour les métriques de distance et une hausse pour les métriques de chevauchement et de volume. L'ordre de grandeur de cette évolution est également constante pour chaque métrique en fonction du type dentaire. Le même tableau présente également les résultats du test des rangs signés de Wilcoxon pour toutes les métriques en fonction du type dentaire. Avec un probabilité α de 1 %, l'hypothèse nulle est rejetée pour la plupart des métriques (les cas où le résultat est $< 0,01$ indique une valeur-p inférieure d'au moins un ordre de grandeur par rapport à la probabilité α). Le seul cas où l'hypothèse nulle est retenue correspond à celui de la métrique de distance maximale point-à-point pour les incisives. Ce résultat suggère que l'algorithme de déformation de surface n'aurait aucun effet significatif sur la distance la plus éloignée qui existe entre le modèle surfacique de la dent et de la référence. Donc, la déviation la plus importante qui est observée sur le modèle approximatif serait aussi observée dans le modèle surfacique déformé. Cette distance est souvent présente aux extrémités radiculaires des incisives, ou bien aux points de contact entre les couronnes (fig. **5.17**, rangée 1). Dans le premier cas, il s'agit d'un problème récurrent chez tous les types dentaires : la distinction entre l'os alvéolaire et la racine aux apex est ambiguë dans la plupart des examens. Dans le deuxième cas, il s'agit plutôt d'une particularité des incisives, puisque ce sont les dents qui ont la plus grande surface de contact avec leurs voisines (cf. longs bords incisifs). Cela favorise le débordement de la surface dans les couronnes adjacentes. Il s'agirait donc d'une situation qui est difficilement prise en charge par l'algorithme de déformation de surface : il pourra diminuer les conséquences de ce débordement, mais ne l'éliminera pas complètement. Dans un même ordre d'idée, l'amputation partielle d'une partie de l'apex sur le modèle approximatif engendrera un comportement semblable. La déformation pourra améliorer la situation, mais elle ne sera pas en mesure de corriger la situation si la zone manquante est trop volumineuse par rapport à sa capacité à déformer la surface. En somme, ces deux types de déviation ne semblent pas être prises en charge par l'algorithme de déformation de surface, ce

qui explique le rejet de l'hypothèse nulle quant à l'évolution de la métrique MSD pour les incisives. Pour les fins de l'analyse, nous devons mentionner que la valeur-p de ce test demeure tout de même peu élevée ($\sim 0,03$). Une probabilité α de 5 % aurait engendré le rejet de l'hypothèse nulle pour ce test également.

La figure **5.14** propose une représentation graphique de la distribution des métriques ASD, MSD, DICE et RVD avant et après l'application de l'algorithme de déformation de surface. D'emblée, on observe que cette dernière engendrerait une baisse (ou une hausse pour l'indice de Dice) de la médiane par rapport à la segmentation par marche aléatoire seule. Cela viendrait confirmer qu'il existe bel et bien une différence au niveau des distributions, et que celle-ci concorde avec le sens de l'hypothèse alternative. Le seul exemple où la médiane demeure sensiblement constante est la métrique MSD calculée sur les incisives. Ceci confirme, encore une fois, les résultats du test statistique. On remarque que l'application de l'algorithme de déformation de surface aurait pour effet de diminuer l'étendue de la distribution, tel qu'illustré par les courtes boîtes à moustaches de la figure **5.14** (boîtes vertes). Cela suggère que la déformation permet de rattraper les erreurs commises par la segmentation par marche aléatoire. Les sources d'erreurs de la segmentation par marche aléatoire (zones manquantes, débordement, sous-segmentation globale etc.) contribuent à l'obtention d'une distribution étendue. La déformation de la surface permettrait de s'affranchir globalement de ces erreurs, et de proposer des segmentations finales qui concordent mieux avec leur référence respective, et ce, avec une qualité similaire pour toute la base de données. Un autre aspect important est la capacité de la méthode à éliminer, ou du moins diminuer, l'effet des valeurs aberrantes de la distribution (fig. **5.14**, points gris). Par exemple, les distributions des incisives pour les quatre métriques présentent des valeurs aberrantes pour les boîtes représentant la performance de la segmentation par marche aléatoire. Celles-ci semblent provenir d'une sur-segmentation (i.e. débordement dans une couronne adjacente) puisqu'elles représentent des métriques de distances plus élevées que le reste de la distribution, ainsi qu'un chevauchement moins élevé et un volume relatif plus élevé. Les boîtes à moustaches qui représentent les distributions après la déformation de surface démontrent que la méthode est en mesure d'éliminer ou du moins de diminuer l'effet

de ces valeurs aberrantes. Cela suggère qu'elle permet non seulement de modéliser des détails fins qui auraient été omis durant la production du modèle approximatif, mais aussi, de rectifier des erreurs de sur- ou de sous-segmentation qui affecteraient grandement la concordance avec la référence. L'ensemble de ces observations permet d'affirmer que l'étape de déformation de surface par optimisation laplacienne permet d'améliorer significativement la concordance entre la segmentation automatique et la segmentation de référence.

La base de données est composée de plusieurs dents du même sous-type, et certains d'entre elles sont surreprésentées au sein d'un type dentaire. C'est le cas des incisives centrales supérieures droites (11), des canines supérieures gauches (23), des premières prémolaires supérieures droites (14) et des premières molaires supérieures droites (16). La figure 5.15 sépare la distribution totale de chaque type dentaire de manière à illustrer les statistiques sur le sous-type dentaire le plus représenté (bandes jaunes) et sur le reste de la base de données (bandes grises). Cette analyse permet de voir l'effet de la surreprésentation de certaines dents dans la base de données sur la distribution des métriques de validation. Puisque les morphologies varient au sein même d'un type dentaire, la présence d'une grande quantité d'un seul sous-type pourrait entraîner un biais sur l'ensemble des résultats. D'après la figure 5.15, les métriques de distance ont, de manière générale, des valeurs légèrement plus basses pour la sous-distribution contenant uniquement les dents surreprésentées. Les métriques de chevauchement, quant à elles, demeurent sensiblement intouchées. La différence de volume relative exhibe différents comportements : les deux sous-distributions des incisives sont semblables, et la sous-distribution des dents surreprésentées tend davantage vers 0 % pour les autres types dentaires. Nous pouvons apporter deux explications à ces observations. La première étant qu'il existerait une différence au niveau de la concordance avec la référence au sein même d'un type dentaire. Cela expliquerait les résultats obtenus pour les métriques de distance, et suggérerait que les analyses devraient s'effectuer non pas sur les quatre types dentaires, mais sur les seize sous-types dentaires qui existent dans la dentition humaine. Ultimement, il serait logique de procéder ainsi, puisqu'en effet, la morphologie d'une première molaire inférieure diffère de celle d'une deuxième molaire inférieure, par exemple. Cela dit, la base de données créée dans le cadre de

ce travail ne permet pas de proposer une analyse statistique en ce sens, puisque nous avons des quantités inégales de références pour chacun de ces seize sous-types. Cette observation mène à la deuxième explication qui suggère que la différence observée peut être attribuable à l'inégalité qui existe au sein des dents de chaque type dentaire. Les dents surreprésentées constituent 63 %, 66 %, 50 % et 61 % de tous les cas pour les incisives, les canines, les prémolaires et les molaires, respectivement. Les différences observées pourraient donc provenir de cette inégalité. Il apparaît impossible de conclure sur la généralisation de la base de données à chaque sous-type dentaire. Toutefois, la mise en place d'une base de données avec une représentativité comparable pour chaque sous-type pourrait potentiellement fournir une meilleure explication et une analyse plus poussée du comportement de l'algorithme de segmentation.

La figure **5.17** nous renseigne sur des causes d'erreurs fréquentes pour chaque type dentaire de la base de données. On observe principalement sur les canines et les incisives des tronçatures au niveau de l'apex. Ce phénomène est attribuable aux faibles différences de contraste qui existent entre l'os alvéolaire et la racine de la dent à ce niveau. Les deux couches algorithmiques principales ne sont pas toujours en mesure de modéliser ces zones puisqu'elles ne manifestent aucune frontière nette. Ce phénomène s'observe aussi pour les prémolaires et les molaires, principalement en raison de la configuration complexe des racines de ces deux types. La figure illustre également un comportement récurrent au niveau des prémolaires et des molaires, soit la sur-segmentation dans l'espace compris entre les racines de la dent (fig. **5.17**, rangée 3). Dans ce cas-ci, c'est plutôt la courbure importante de la frontière de la dent qui est responsable de cette erreur. Ni la propagation du front sur les contours significatifs, ni la déformation de la surface n'acceptent des zones de courbure trop importantes. L'idée est toujours de conserver la régularité du contour ou de la surface, car il est primordial d'éviter les débordements irréguliers dans les zones adjacentes. Ce type d'erreurs n'est donc pas géré par les différentes couches algorithmiques, et on assiste alors à une propagation de cette zone de sur-segmentation jusqu'au modèle final de la dent. La figure **5.17** montre les dents d'un arcade supérieure selon différents angles de vue. La segmentation coronaire fournit une quantité de détails importants, si on la compare avec certaines racines, i.e. celles des molaires. En effet,

l'interface os-émail offre des sauts d'intensités plus marqués, ce qui favorise la modélisation de détails fins lors de l'étape de déformation.

Des conclusions peuvent être émises relativement à la qualité des segmentations de référence. Comme discuté dans la section **4.3.2**, l'utilisation des segmentations de référence d'un seul expert gêne les résultats de l'analyse. La disponibilité de références de plusieurs experts, et la répétition des segmentations de référence de chacun d'entre-eux pourrait permettre de quantifier la qualité de la référence produite. Ce genre de données permettrait l'utilisation d'un cadre de validation, tel que STAPLE (Warfield *et al.* (2004)). L'avantage de procéder ainsi réside dans le niveau de confiance qui est accordé à la base de données de validation. Dans le travail actuel, n'ayant que les segmentations d'un seul expert, nous considérons que les déviations de l'algorithme de segmentation automatique par rapport à la référence sont automatiquement fautives. Or, ces déviations peuvent provenir de la référence directement, d'où l'importance d'introduire des références de sources variées dans le processus de validation. Bien que l'expert mandaté a sans doute produit des références fiables, il faudrait adopter une méthode plus éprouvée pour être en mesure de conclure sur cette question : est-ce que les déviations observées proviennent réellement de la segmentation automatique ou proviennent-elles plutôt de la référence ?

Comparaison avec la littérature

Les métriques utilisées pour calculer la concordance entre une segmentation automatique et une segmentation de référence dans cette étude sont largement répandues dans la littérature. Qu'à cela ne tienne, certains auteurs décident d'utiliser d'autres méthodes quantitatives pour mener leur validation, ou bien ils ne font que présenter des résultats qualitatifs. Une comparaison avec ces travaux demeure donc hasardeuse.

Dans une tentative de comparaison avec les méthodes contemporaines, quelques études ont été retenues selon trois critères de sélection : (1) l'utilisation d'au moins une métrique présentée dans ce travail, (2) la séparation des résultats par type dentaire et (3) la disponibilité des résultats numériques (et non une lecture approximative à partir d'un graphique). À noter que

quelques auteurs utilisent la valeur absolue de la différence volumique entre l'objet et la référence (VD). Ainsi, l'indice RVD est transformé avec la correspondance $VD = |RVD| \times r^3 \times |V|$, où r correspond à la résolution de l'examen *CBCT* en mm (voir tableau 2.1 pour les détails sur l'indice RVD). La figure 5.18 présente une comparaison graphique entre les résultats de la méthode proposée dans cet ouvrage et ceux de Gan *et al.* (2015), de Xia *et al.* (2017) et de Gan *et al.* (2018).

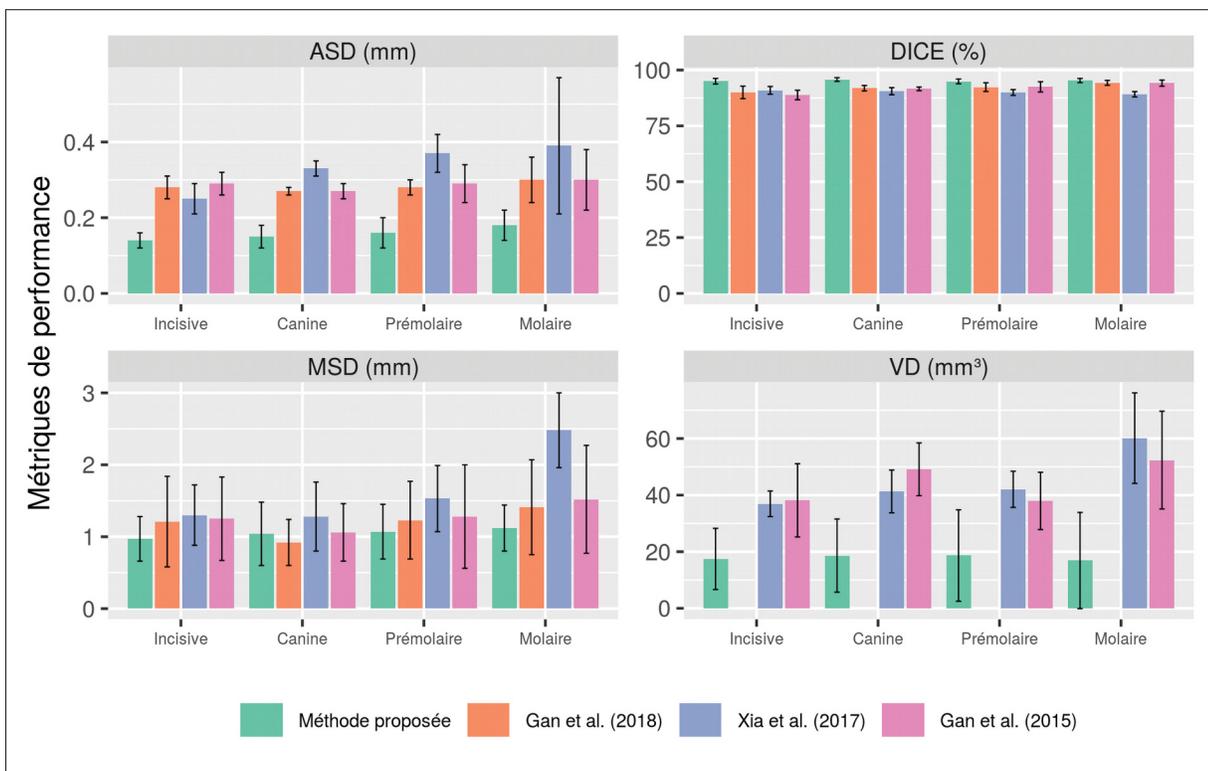


Figure 5.18 Comparaison de la méthode de segmentation proposée avec des méthodes contemporaines issues de la littérature.

À la lumière de la figure 5.18, on remarque que la distance moyenne surfacique, avec la méthode proposée, est nettement inférieure pour tous les types dentaires. L'indice chevauchement de Dice admet également des résultats supérieurs, dans une moindre mesure que la métrique ASD. L'erreur maximale point-à-point se compare à celles obtenues par les méthodes contemporaines. Enfin, on remarque que la différence volumique est bien moins élevée pour la méthode proposée. Toutefois, puisque cette mesure est absolue (non signée) et non relative au

volume de référence, il est difficile de conclure sur la tendance à sur ou à sous-segmenter des algorithmes présentés dans la littérature.

En pratique, il est délicat de tirer de conclusions quant à la performance de la méthode proposée par rapport aux résultats d'autres études. En effet, malgré une constance dans l'utilisation des métriques de validation, les conditions de test et de production des références n'étaient sans doute pas les mêmes. De plus, les bases de données utilisées dans ces travaux diffèrent de celle qui a été mise en place ici. Il conviendrait de proposer une comparaison objective en reproduisant les mêmes conditions de test avec les mêmes données et les mêmes segmentations de référence. Cette façon de faire n'a évidemment pas pu être mise en pratique dans ce travail, faute d'accès à l'implémentation des algorithmes de la littérature. Quoiqu'il en soit, la méthode développée ici semble non seulement donner des résultats comparables à ceux de la littérature mais est en plus complètement automatisée.

5.5 Conclusion

Ce chapitre a pour objectif de décrire et valider une méthode de segmentation automatique pour les dents en imagerie *Cone Beam CT*. Celle-ci utilise des volumes d'intérêts dentaires ainsi qu'un masque approximatif de la pulpe afin de détecter automatiquement les contours significatifs d'une dent cible. Ces derniers sont utilisés pour initialiser un algorithme de segmentation par marche aléatoire qui fournit un modèle approximatif de la dent. Une stratégie de déformation de surface par optimisation laplacienne permet de corriger les défauts de segmentation et de modéliser des détails fins. La performance de l'algorithme a été évalué à l'aide de métriques qui permettent de comparer une segmentation automatique à une référence. La comparaison avec la référence pour tous les cas de la base de données admet un indice de chevauchement volumétrique (DICE) de $95,20 \pm 1,07 \%$, une distance surfacique moyenne-symétrique (ASD) de $0,16 \pm 0,04$ mm et une différence relative volumique (RVD) de $2,57 \pm 3,21 \%$.

La principale limitation de la méthode réside dans l'accumulation des erreurs de sur- ou de sous-segmentation au fil des différentes étapes de l'algorithme. En effet, l'absence de certaines

zones de la dent (e.g. les extrémités radiculaires) ou la présence de zones appartenant à d'autres structures (e.g. l'os alvéolaire) sur le modèle approximatif ont des conséquences sur le modèle final. Bien que la méthode de déformation de surface soit appropriée pour rattraper les petits écarts surfaciques du modèle approximatif, il semblerait qu'elle n'est pas en mesure de gérer les plus grands. Il faudrait donc peaufiner les étapes de production du modèle approximatif, afin de garantir une meilleure représentativité des caractéristiques de la dent cible. Or, malgré cette limitation que nous avons observée dans cette étude, les résultats quantitatifs démontrent tout de même que la plupart des cas sont gérés de façon correcte et cohérente par les deux couches algorithmiques de la solution.

À la lumière des résultats obtenus dans cette étude, nous concluons que la méthode proposée fournit un cadre approprié pour la segmentation automatique des dents en imagerie *CBCT*.

CHAPITRE 6

CONCLUSION, CONTRIBUTIONS ET RECOMMANDATIONS

La synthèse des différentes parties de ce document propose une méthode entièrement automatique de segmentation des dents en imagerie 3D *Cone Beam CT*. Les objectifs principaux établis en amont consistaient à mettre en place une méthode automatique de segmentation, tout en évitant l'utilisation de modèles génériques pour appuyer la recherche de frontières. La méthode proposée cherchait d'avantage à introduire des contraintes anatomiques dans le processus de segmentation afin de produire des résultats anatomiquement plausibles. Un autre requis était de valider la performance de cette méthode en comparant ses résultats à une base de données composée de segmentations de référence produites par un expert.

6.1 Contributions

La méthodologie mise de l'avant dans ce document répond bien aux critères préétablis. La méthode de simplification du volume 3D présentée au chapitre 4 permet de restreindre le domaine image de chacune des dents, et rend possible la segmentation simultanée et multi-objets dans un même examen *CBCT*. La génération de ces volumes d'intérêts, guidée par la recherche de plans situés dans les espaces interproximaux, jette les bases de la méthode de segmentation. En effet, ce "pré-traitement" de l'image 3D est nécessaire dans une optique d'automatisation. Il s'agit ici d'une contribution importante du travail. La littérature scientifique sur la segmentation des dents n'est pas étrangère à l'utilisation de sous-volumes dentaires comme point d'entrée à une méthode de segmentation. Toutefois, la plupart des travaux préconisent une sélection manuelle des ces sous-volumes, ce qui engendre une quantité non négligeable d'interventions manuelles par l'utilisateur. Notre approche propose donc une solution qui ne nécessite aucune interaction.

Une autre contribution significative de ce travail est l'utilisation de contraintes anatomiques au sein du processus de segmentation. Celles-ci se manifestent dans l'utilisation du masque de la pulpe pour l'échantillonnage de plans significatifs et dans l'algorithme de propagation de front

à partir de ce même masque. Contrairement aux autres travaux qui utilisent la pulpe dans le processus de segmentation (Chantrel (2016), Zou *et al.* (2017)), notre approche montre que la pulpe ne constitue pas un modèle *a priori* toujours fiable. Dans notre cas, elle permet plutôt de fournir des informations de localisation et d'orientation sur la dent cible au sein de l'image *CBCT*. L'utilisation prudente de la forme de la pulpe permet, entre autres, d'éviter la production de résultats anatomiquement impossibles. Un exemple probant de cette contribution est la capacité à détecter les racines des dents qui ne présentent pas de canaux radiculaires. Accorder une confiance trop importante à la forme de la pulpe aurait, dans ce cas précis, engendré une erreur de segmentation importante.

Bien que la segmentation par marche aléatoire ait déjà été utilisée dans la littérature portant sur la segmentation des dents (Pei *et al.* (2016)), notre implémentation se distingue par son caractère purement automatique. En effet, le cadre de segmentation présenté dans ce travail ne nécessite aucune interaction de l'utilisateur, puisque la sélection des germes est guidée par le calcul des contours significatifs de la dent. L'introduction d'un poids basé sur la texture pour la construction du graphe permet également d'adapter cette méthode aux images parfois bruitées de la modalité *Cone Beam CT*. En ce qui concerne la méthode de déformation de surface par optimisation laplacienne, la contribution de ce travail se situe principalement dans la mise en place d'une stratégie de normalisation *in situ* des profils d'intensités. Celle-ci préconise l'échantillonnage d'une distribution d'intensités à l'intérieur de la surface de la dent, afin de fournir une fonction de transfert qui modélise les différentes intensités au sein de l'objet, i.e. émail et dentine. Cette contribution permet d'étendre l'application de la déformation de surface par optimisation laplacienne aux organes composés de tissus distincts.

La méthodologie de segmentation introduite dans ce travail permet donc de produire une modélisation adéquate et robuste des dents. Les algorithmes développés ont l'avantage d'être complètement automatiques, et de s'appuyer sur des contraintes anatomiques pour guider la segmentation. Cette façon de faire contraste avec les autres travaux de la littérature, qui s'appuient généralement sur des contraintes introduites par l'utilisateur ou sur l'utilisation de modèles génériques de la dentition.

6.2 Recommandations, limitations et travaux futurs

Les tenants et aboutissants de ce projet de recherche permettent d'émettre des recommandations quant aux directions que pourraient prendre les futurs travaux dans le domaine de la segmentation des dents, et plus précisément en ce qui concerne les algorithmes basés sur l'introduction de contraintes anatomiques. Évidemment, des pistes d'améliorations relatives aux limitations de cette étude doivent aussi être énoncées.

- **Généralisabilité de la méthode de simplification du volume 3D**

La méthode de simplification du volume 3D s'appuie sur la séparation des arcades dentaires pour procéder à la recherche des plans interproximaux sur chacune d'entre elles. L'implémentation actuelle de l'algorithme ne permet la séparation des arcades que pour les examens réalisés en bouche légèrement ouverte (i.e. avec un certain degré de désengrènement). Les acquisitions réalisées en inter-cuspidation ne sont, pour l'instant, pas gérées par l'algorithme. Il serait pertinent d'étendre le champ d'application de cet algorithme à ces situations. En orthodontie par exemple, les malocclusions pourront ainsi être plus facilement appréhendées à partir d'acquisitions réalisées en bouche fermée. Des évolutions de l'algorithme actuel sont donc à prévoir. Une avenue intéressante serait de procéder au déroulement simultané des deux arcades dentaires et de gérer la séparation de ces dernières dans l'espace déroulé.

- **Modélisation de la pulpe dentaire**

Tel que discuté dans le chapitre 4, l'algorithme de détection de la pulpe ne garantit pas un modèle précis et fiable de la forme de cette structure. La détection est basée sur des méthodes de morphologie mathématique qui ne cherchent pas à délimiter l'objet sur la base de ses frontières. Toutefois, une modélisation fidèle de la pulpe pourrait trouver son utilité dans le domaine de l'endodontie. De plus, un meilleur modèle pourrait améliorer substantiellement l'étape de recherche des contours significatifs de la dent. Il serait donc important d'ajouter une couche algorithmique qui permettrait de produire une segmentation précise de la pulpe dentaire. Celle-ci pourrait exploiter le modèle détecté par l'algorithme actuel afin de guider la segmentation.

- **Représentativité du modèle approximatif**

Le chapitre 5 a permis de mettre la lumière sur une limitation importante de la méthode. L'absence de zones significatives de la dent sur le modèle approximatif, telles que les extrémités radiculaires, est difficile à corriger, ce qui cause une accumulation d'erreurs de segmentation. Le même raisonnement s'applique lorsqu'un débordement sur l'os alvéolaire ou sur une couronne adjacente est observé. Il serait donc important d'éviter l'accumulation de ce type d'erreurs durant le processus de segmentation. L'étape la plus susceptible d'engendrer ce type d'erreur est la propagation du front sur les contours significatifs. En effet, cette dernière amorce la segmentation par marche aléatoire en lui indiquant automatiquement la position de germes susceptibles d'appartenir ou non à la dent. Il faudrait réviser cette partie de l'algorithme, afin de la rendre plus robuste aux problèmes de sous- ou de sur-segmentation.

- **Stratégie de co-segmentation des dents adjacentes**

Afin de pallier au problème de sur-segmentation, comme le débordement dans les structures adjacentes, il serait pertinent de proposer une stratégie de co-segmentation pour les dents contiguës. Actuellement, chaque segmentation est menée de manière indépendante, dans le sous-volume qui correspond à la dent cible. Néanmoins, cette stratégie ne permet pas de limiter la quantité d'étiquettes qui peuvent être attribuées à un voxel. Par exemple, si la dent 1 déborde dans la dent 2, il pourrait être pertinent d'indiquer au processus de segmentation de la dent 1 que les voxels convoités appartiennent à un autre organe. La co-segmentation, ou la segmentation simultanée pourrait être une solution à ce problème. Il pourrait aussi être envisageable de co-segmenter la mâchoire qui supporte les dents (maxillaire ou mandibule) de manière concurrente, afin de limiter le débordement dans l'os alvéolaire.

- **Représentativité de la base de données de segmentation de référence**

La base de données des segmentations de référence mise en place dans cette étude doit faire l'objet d'une validation exhaustive. Malgré l'étude de répétabilité réalisée dans le cadre de ce travail, il n'est pas possible d'affirmer que les données de référence qui ont été produites sont répétables et reproductibles d'un point de vue statistique. Les implications de cette limitation sont importantes, puisque la référence est considérée comme une réalité terrain,

et que les résultats de cette étude en dépendent majoritairement. De plus, la surreprésentation de sous-types dentaires au sein de la base de données apparaît comme source de biais dans la méthodologie de validation. Des travaux doivent être entrepris afin d'améliorer la représentativité de tous les sous-types dentaires au sein de la base de données. Malheureusement, la portée de ce projet de recherche était limitée, et une base de données d'une telle ampleur n'a pas pu être mise en place. Les travaux futurs gagneraient donc à se pencher sur la production d'une base de données fiable et représentative afin de proposer les résultats les plus objectifs possibles.

- **Intégration des algorithmes dans une plateforme de visualisation**

Les algorithmes développés dans le cadre de ce projet gagneraient à être intégrés dans une plateforme de visualisation stable, tel que 3D Slicer. Ce travail permettrait de faciliter la gestion et la visualisation des données médicales, tout en donnant accès à une foule d'outils d'analyse déjà disponibles sur cette plateforme.

6.3 Communication scientifique des résultats

Ce travail a fait l'objet d'une présentation orale dans le cadre du *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering* qui a été tenu du 3 au 8 juin 2018 à Prague La présentation faisait partie de la division *Image Processing* de cette conférence.

Un article de conférence accompagne cette présentation (disponible en annexe) :

- Harrison J., Chantrel S., Schmittbuhl M., de Guise J.A. (2019) Segmentation and 3D-Modelling of Single-Rooted Teeth from CBCT Data : An Automatic Strategy Based on Dental Pulp Segmentation and Surface Deformation. In : Lhotska L., Sukupova L., Lacković I., Ibbott G. (eds) *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2018. IFMBE Proceedings*, vol 68/1. Springer, Singapore

ANNEXE I

ARTICLE DE CONFÉRENCE

L'article de conférence suivant a fait l'objet d'une présentation dans le cadre du *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering* à Pragues le 4 juin 2018.



Segmentation and 3D-Modelling of Single-Rooted Teeth from CBCT Data: An Automatic Strategy Based on Dental Pulp Segmentation and Surface Deformation

Jerome Harrison, Steeve Chantrel, Matthieu Schmittbuhl, and Jacques A. de Guise

Abstract

Individual three-dimensional (3D) models of the teeth obtained from Cone Beam Computed Tomography (CBCT) images are needed in orthodontics and maxillofacial surgery for treatment planning and simulation purposes. Such models can be obtained with the help of segmentation algorithms. In order to comply with clinical needs, the segmentation process should not rely on human intervention, while providing reliable patient-specific models. In this research, a fully automatic segmentation method based on surface deformation of in situ reconstructed models of dental pulps is proposed. A volume partitioning step defines separating planes between each tooth on both superior and inferior dental arches. A pulp segmentation strategy followed by a hierarchical surface deformation scheme, allows surface evolution until the tooth boundary is reached. Accuracy of the method is assessed by comparison of 26 single-rooted teeth randomly selected in 9 Cone Beam CT scans with ground truths obtained from manual segmentation. Experimental results show a Dice Similarity Coefficient of $92.19 \pm 2.31\%$, a Jaccard Similarity Coefficient of $85.59 \pm 3.89\%$, an Hausdorff distance of 1.54 ± 0.52 mm, and an average symmetric surface distance of 0.24 ± 0.05 mm.

Keywords

In situ prior • Tooth segmentation • Dental CBCT

1 Introduction

Cone Beam Computed Tomography (CBCT) is a widely used imaging approach in dentomaxillofacial radiology. The success of this modality relies on the production of images of higher spatial resolution while greatly reducing exposure to radiation when compared to medical CT scan [1]. CBCT is thus not only of clinical importance for diagnosis but it facilitates image guided surgery and treatment planning [2]. Individual three-dimensional (3D) models of the teeth obtained from CBCT images could be valuable tools for accurate treatment planning in maxillofacial surgery and orthodontics [3]. Tooth segmentation is an essential step in reconstructing a 3D model but it remains a challenge mainly due to the complex morphology of teeth, the similar intensity of the alveolar bone compared to the dental tissue, and the lack of contrast accuracy of CBCT images [4]. Consequently, borders between touching structures such as adjacent crowns or root and contiguous alveolar bone are often indistinguishable.

Many methods have been proposed in the literature for tooth segmentation. Most of them are active-contour based, and employ level-sets with different custom-made priors and constraints [5–7]. These methods rely on slice-by-slice contour propagation, which is prone to error accumulation. In recent years, other methods have integrated additional 3D models in order to perform a more reliable segmentation. For example, in [8–10], optical scans of dental casts were used for crown segmentation, and merged with 3D models of corresponding roots obtained by segmentation on CT scans. The above works rely on previously collected data that can exacerbate clinical workflow or data processing. Moreover, prior-shape model driven segmentation approaches often lack generalizability and require large databases in order to capture variability.

In this research, a fully automatic strategy for single-rooted tooth segmentation is introduced. The main contribution of this work lies in two aspects: first, a surface

J. Harrison (✉) · J. A. de Guise
École de Technologie Supérieure, Montréal, QC, Canada
e-mail: jerome.harrison.1@ens.etsmtl.ca

J. Harrison · S. Chantrel · M. Schmittbuhl · J. A. de Guise
Imaging and Orthopaedics Research Laboratory, CHUM Research Center, Montréal, QC, Canada

M. Schmittbuhl
Faculté de Médecine Dentaire, Université de Montréal, Montréal, QC, Canada

deformation algorithm, constrained by the shape of dental pulp models reconstructed in situ, is applied to CBCT images for three-dimensional segmentation; second, a volume partitioning strategy is proposed to achieve a rough delineation of single tooth sub-volumes, while restraining surface evolution around dental contact zones. Segmentation accuracy and efficiency are assessed by quantitative comparison with manually delineated ground truths.

2 Methods

The segmentation workflow takes advantage of heuristics derived from knowledge of tooth anatomy. While touching teeth remain a challenging segmentation task, their respective dental pulp can be straightforwardly obtained. On CBCT images, they appear as darker structures enclosed in brighter shells (dentine or enamel). As reported in [11], this inner shape is morphologically similar to the outer tooth structure, while encompassing information such as orientation and localization. Thus, in this study, dental pulps are used as pre-personalized models, and help supervise three-dimensional segmentation. A volume partitioning step, which defines single tooth sub-volumes inside the original DICOM space, is used as means to avoid over-segmentation at crown level. Both steps are described in the following sections.

2.1 Volume Partitioning

Dental arches separation. A first partition step aims to isolate inferior and superior dental arches. In the scope of this study, it is assumed that CBCT acquisitions were performed with patients' teeth in an open bite position. Therefore, maxillary and mandible teeth do not overlap in any slice.

An empirically determined global threshold is applied on a sagittal Maximal Intensity Projection (MIP) of the original DICOM stack in order to separate crown intensities of lower and upper jawbones. A blob detector applies a different label

to both regions, and the spatial position of these labels is used to train a k nearest neighbour classifier (see Fig. 1a). The classification algorithm is applied to every point of the region of interest, providing a boundary that can be generalized to the entire three-dimensional volume.

Teeth separation planes. A second partition step, applied separately on both arches, is designed to find a set of planes that best describe the boundary between each tooth.

The same empirically determined global threshold is used on an axial MIP, in order to obtain crown intensities from which the shape of both arches are approximated. A second order polynomial curve is interpolated from a sub-sample of these data points. Positions along the curves are encoded as $i \in (0, \dots, N_i)$.

Candidate planes are placed along the curve at a uniform distribution rate. An intensity and gradient-based [12] cost function C_{plane} , that determines optimal positions for each plane, is introduced in Eq. 1. To assess the likelihood of correct positioning, plane configurations are simulated by rotating each candidate plane along the x-axis and y-axis, respectively represented by rotation angles ϕ_1 and ϕ_2 .

$$C_{plane}(P_{i,\phi_1,\phi_2}) = \alpha \frac{1}{N_p} \sum_{n=0}^{N_p} I(\vec{p}_u) + \beta \sum_{n=0}^{N_p} I(\vec{p}_u) \left| \frac{\nabla I(\vec{p}_u)}{|I(\vec{p}_u)|} \times \vec{n} \right| \quad (1)$$

where P_{i,ϕ_1,ϕ_2} is a solution plane, \vec{n} is the plane's normal vector, \vec{p}_u , $u \in (0, \dots, N_p)$, is a sample point located on the plane's surface, $I(\vec{p}_u)$ and $\nabla I(\vec{p}_u)$ are the respective grayscale and gradient value interpolated at the sample point. Weighting coefficients α and β are applied to both terms. The cost function is evaluated for each combination of (i, ϕ_1, ϕ_2) .

The minimal cost value at every position i along the central arch curve is stored as $C_{plane}(P'_i)$. Local minima i_{loc} are identified on the latter curve to reveal potential location of teeth boundaries (Eq. 2). Indeed, these locations have a

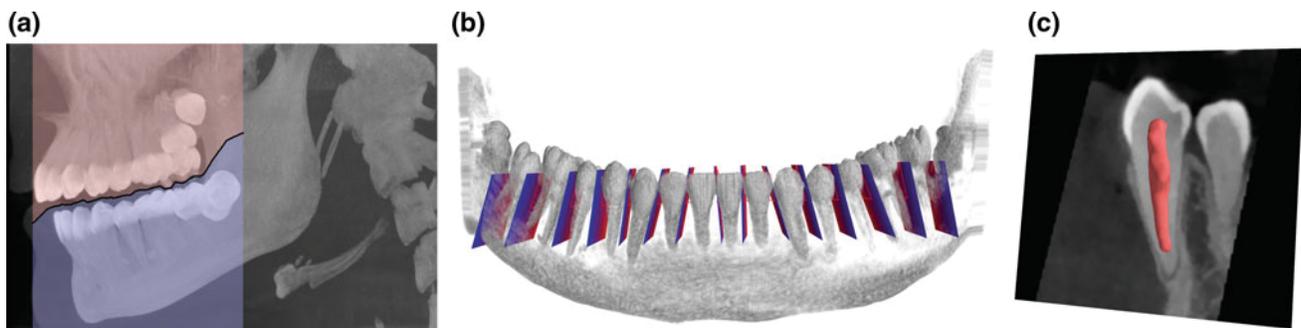


Fig. 1 Volume partition steps. **a** Superior and inferior dental arches are separated by a boundary line obtained from a k -nn classification algorithm. **b** A directed graph-based strategy finds a set of separating

planes that best describe the boundary between each tooth. Mandible has been unrolled around its arch central curve for display purposes. **c** Dental pulp segmentation is carried out on single tooth sub-volumes

152

significantly lower cost than their neighbours, which indicates that they are very unlikely to be cutting through high-density bony structures.

$$\{i_{loc}\} \subseteq i \quad \text{s.t.} \quad C_{plane}(P'_j) \quad \forall \quad P'_j \in D_{i_{loc}} \quad (2)$$

where $D_{i_{loc}}$ represents the local neighbourhood of i_{loc} .

In order to avoid identification of false boundaries (e.g. local minima representing a cutting plane that goes through low density dental pulps), each potential local minima is represented by a node \mathcal{N} in a directed graph $G = (\mathcal{N}, \Sigma)$. Possible combinations of local minimas are connected by a set of edges Σ , which are then weighted by their associated plane cost. Connections are determined by a distance rule: two consecutive local minima (i.e. planes) must have a relative distance d that lie within a fixed interval $d \in [d_{min}, d_{max}]$ which is derived from manual measurements. A legal combination of local minima, thus a legal combination of planes, would link P'_0 to P'_{N_i} , and provide the lowest cost. A shortest path algorithm is applied on the graph and provides the optimal set of local minima (see Fig. 1b):

$$\{P'_{i_{loc}}\} = \underset{k=0}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=0}^M C_{plane}(P'_{i_{loc}}) \quad \text{s.t.} \quad (P'_{i_{loc}}, P'_{i_{loc}+1}) \in \Sigma \quad (3)$$

where M denotes the number of identified planes (typically 15 for a complete dentition). Single-tooth sub-volumes can be extracted by limiting the information contained in the CBCT sequence to the voxels lying between two consecutive separating planes.

2.2 Three-Dimensional Segmentation

Dental pulp segmentation. On CBCT images, dental pulps appear as dark cavities enclosed in brighter shells. This phenomenon is employed to automatically isolate dental pulp [11] and proceed to surface reconstruction. The strategy

is based on morphological image reconstruction which consists of sequential morphological dilation operations on a marker F , based on information included in a mask G . This operation is notated $R_G(F)$. As dental pulps resemble holes in the image, a hole-filling algorithm H is used on each slice of the sub-volumes [11].

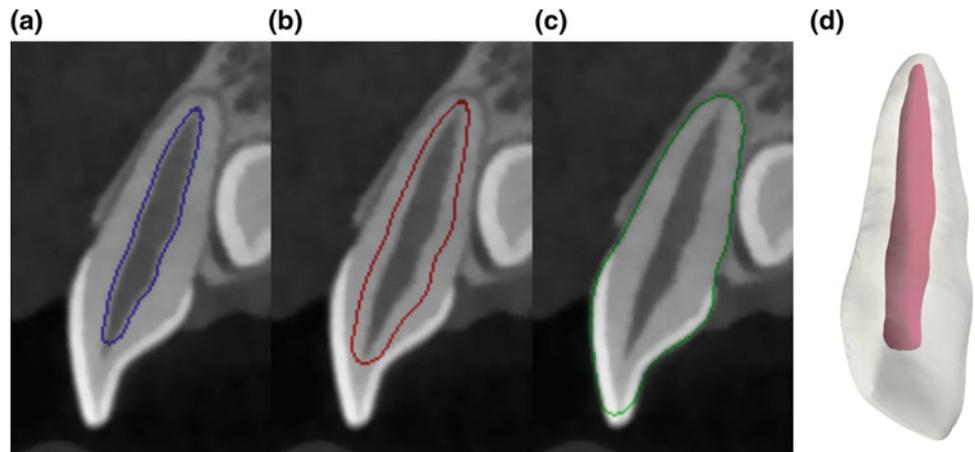
$$I^F = H(I) = [R_{I^c}(F)]^c \quad (4)$$

where I is the slice and I^c the complement of image I . The marker F consists of an image with pixel values set to 0, except for those on the border which are set to $1 - I$. This operation creates an image I^F on which zones of low-intensity pixels enclosed inside zones of high-intensity pixels, such as dental pulp, appear as filled. A simple voxel-wise subtraction of I^F with the original slice I produces an image of the dental pulp alone. A three dimensional application of this algorithm provides a set of voxels that represent the shape of dental pulp (see Fig. 1c).

Hierarchical surface deformation. In this step, a mesh representation of each pulp is iteratively deformed with a Hierarchical Surface Deformation (HSD) algorithm [13]. In this scheme, vertices of the input mesh are moved toward a target boundary, which is identified through an intensity profile search. The search is initially conducted in large areas outside the mesh, and is gradually reduced at each iteration. Large search areas increase the risk of false boundary identification. Thus, HSD carries out a rigid-to-flexible process: first iterations are constrained by the general shape of the input mesh, while last iterations allow local deformations to fit teeth boundaries. The HSD process stops after a given number of iterations N^{iter} . The output mesh of the last iteration provides the final tooth segmentation (see Fig. 2). The following computation steps are carried out iteratively:

A. Vertex matching. Every vertex v_i of the input mesh is matched to the position of a potential characteristic of interest g_i around the surface. Intensity profiles $P(u, v)$ are

Fig. 2 HSD process. From an in situ reconstructed surface model of the dental pulp (a), HSD performs iterative local deformation (b) until the surface matches the boundary of the teeth (c). A 3D surface of the teeth is then obtained (d)



interpolated along the normal \vec{n}_v of each vertex through a mapping function M :

$$P(u, v) = \Omega(M_x, M_y, M_z) \\ = \Omega(n_{v_x} \cdot u^T + v_x, n_{v_y} \cdot u^T + v_y, n_{v_z} \cdot u^T + v_z) \quad (5)$$

where $u = [-L^{iter}, \dots, L^{iter}]$ is the profile length at the current iteration, and Ω a linear interpolation method. Parameter L^{iter} is gradually decreased at each iteration to allow coarse-to-fine deformation. In the initial implementation, [13] centers the profile at vertex location. For this specific purpose, profiles are defined from the surface outward for the first iteration, and are moved toward a centered position to ensure that the surface is evolving toward the outer tooth boundary. A gradient and Gaussian-based cost function determines the position of g_i along the profile.

B. Weighted average displacement. Each vertex is matched to a set of neighbours S_i , according to a distance parameter R^{iter} . This parameter decreases at every iteration to allow rigid-to-flexible deformation. Neighbouring vertices contribute to the calculation of the final displacement of each vertex:

$$v'_i = v_i + \frac{\sum_{v_k \in S_i} \omega_k (g_i - v_i)}{\sum_{v_k \in S_i} \omega_k} \quad \text{with} \quad \omega_k = \frac{R^{iter} - d(v_i, v_k)}{R^{iter}} \quad (6)$$

where $d(v_i, v_k)$ is the distance between vertex v_i and v_k .

Even though deformation is constrained by the shape of the input mesh, over-segmentation can still take place where adjacent crowns touch. This issue is addressed ad hoc by penalizing the set of points of an intensity profile that cross a separation plane. Such points are considered as invalid for gradient search. This eliminates the risk of a vertex being moved on the other side of a separation plane. The invalid points must satisfy the following criteria to be excluded:

$$a'_{i_{loc}} \cdot M_x + b'_{i_{loc}} \cdot M_y + c'_{i_{loc}} \cdot M_z - d'_{i_{loc}} > 0 \quad (7)$$

where $a'_{i_{loc}}$, $b'_{i_{loc}}$, $c'_{i_{loc}}$ and $d'_{i_{loc}}$ are the constants of adjacent plane $P'_{i_{loc}}$. The algorithm described above is applied on every dental pulp model independently, providing a surface representation of each tooth.

3 Results and Discussion

Following the approval of CHUM Research Center Ethics board, the segmentation method was evaluated using nine Cone Beam CT exams. Acquisitions were done with a Newtom 5G or a Newtom VGI unit (Newtom, Verona Italy) in high resolution scan mode with a field of view of either 8×8 or 12×8 cm. Images are represented on a voxel grid of sizes $512\text{-}820 \times 512\text{-}820 \times 498\text{-}656$ with a resolution of $0.125\text{-}0.150 \times 0.125\text{-}0.150 \times 0.125\text{-}0.150$ mm. The following parameters were used for surface deformation: $iter = 20$, $L^{iter} \in [25, \dots, 5]$ and $R^{iter} \in [40, \dots, 10]$.

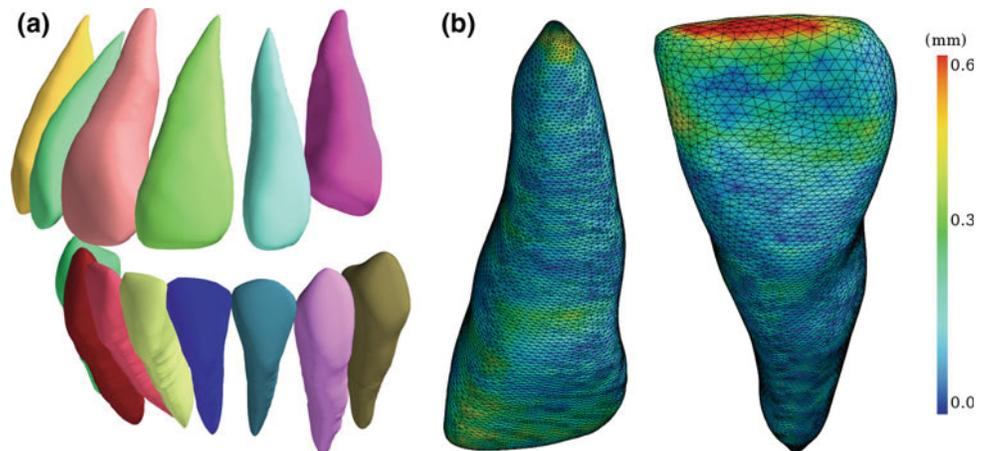
The validation database consists of 26 teeth randomly selected through the available Cone Beam CT scans. Only single-rooted teeth (11 incisors, 9 canines and 6 premolars) were observed in the scope of this study. Ground truths were manually produced by one observer and compared with the automatic segmentation. The accuracy of the segmentation was evaluated with four metrics, described in [14]: Dice Similarity Coefficient (DSC), Jaccard Similarity Coefficient (JSC), Hausdorff distance (Haus) and Average Symetric Distance (ASD). Table 1 presents experimental results on the validation database. A surface reconstruction of single-rooted teeth of one dataset is shown in Fig. 3a. An error map of the upper right central incisor of the same CBCT exam is included in Fig. 3b.

Results show that the method is able to provide the general tooth shape from its dental pulp. The constraints imposed by this in situ reconstructed prior model limit improbable deformation or segmentation overflow to nearby structures. As a case in point, Fig. 2c demonstrates that surface evolution is able to accurately match tooth boundary even in the presence of a touching erupting tooth and alveolar bone. In most cases, largest segmentation errors are located either at the root tip (apex) or at incisal edges and cusp locations. In the first scenario, the boundary information is too poor because the apex is represented by only a few pixels that share similar intensities with the neighbouring alveolar bone. For the second case, it can be noted that cusp boundaries are generally further away from the initial dental pulp model than any other structure in the tooth. Hence, in first iterations, when the search profile length is

Table 1 Measures of automatic segmentation performance

Type of teeth	DSC (%)	JSC (%)	Haus (mm)	ASD (mm)
Incisor	91.73 ± 2.09	84.79 ± 3.55	1.70 ± 0.53	0.24 ± 0.06
Canine	92.21 ± 2.59	85.64 ± 4.24	1.53 ± 0.53	0.25 ± 0.04
Premolar	93.63 ± 2.30	88.08 ± 4.06	1.09 ± 0.23	0.20 ± 0.03
Average	92.19 ± 2.31	85.59 ± 3.89	1.54 ± 0.52	0.24 ± 0.05

Fig. 3 Surface reconstruction of single-rooted teeth (a) and symmetric distance error mapping over the surface of the upper right central incisor (b)



large enough to capture cusps boundaries, only rigid deformations are allowed due to the large distance parameter R^{iter} . This initial constraint limits surface evolution toward distant parts of the tooth such as the cusps. An additional surface deformation could be carried out with the 3D models obtained from this research as inputs, in order to capture detailed features such as the two mentioned above.

4 Conclusion

In this work, a fully automatic tooth segmentation method from Cone Beam CT images was introduced. Experimental results have shown the efficiency and precision of the method on a database of 26 single-rooted teeth. Future steps include generalization of the algorithm on teeth with multiple roots.

Acknowledgements This work was supported in part by the Natural Sciences and Research Council of Canada and by Useful Progress Canada Inc. under the Collaborative Research and Development program.

Conflict of Interest The authors declare that they have no conflict of interest.

References

- Liang, X., Lambrechts, I., Sun, Y., Denis, K., Hassan, B., Li, L., Pauwels, R., Jacobs, R.: A comparative evaluation of Cone beam computed tomography (CBCT) and multi-slice CT (MSCT). Part II: On 3D model accuracy. *European Journal of Radiology* 75(2), 270–274 (2010)
- Rios, H.F., Borgnakke, W.S., Benavides, E.: The Use of Cone-Beam Computed Tomography in Management of Patients Requiring Dental Implants: An American Academy of Periodontology Best Evidence Review. *Journal of Periodontology* 88(10), 946–959 (2017)
- Lee, R.J., Weissheimer, A., Pham, J., Go, L., De Menezes, L.M., Redmond, W.R., Loos, J.F., Sameshima, G.T., Tong, H.: Three-dimensional monitoring of root movement during orthodontic treatment. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics* 147(1), 132–142 (2015)
- Pauwels, R., Jacobs, R., Singer, S.R., Mupparapu, M.: CBCT-based bone quality assessment: Are Hounsfield units applicable? *Dentomaxillofacial Radiology* 44(1) (2015)
- Gao, H., Chae, O.: Individual tooth segmentation from CT images using level set method with shape and intensity prior. *Pattern Recognition* 43(7), 2406–2417 (2010)
- Gan, Y., Xia, Z., Xiong, J., Zhao, Q., Hu, Y., Zhang, J.: Toward accurate tooth segmentation from computed tomography images using a hybrid level set model. *Medical physics* 42(1), 14 (2015)
- Xia, Z., Gan, Y., Chang, L., Xiong, J., Zhao, Q.: Individual tooth segmentation from CT images scanned with contacts of maxillary and mandible teeth. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 138, 1–12 (2017)
- Yau, H.t., Yang, T.j., Chen, Y.c.: Tooth model reconstruction based upon data fusion for orthodontic treatment simulation. *Computers in Biology and Medicine* 48, 8–16 (2014)
- Jung, W., Park, S., Shin, H.: Combining volumetric dental CT and optical scan data for teeth modeling. *CAD Computer Aided Design* 67–68, 24–37 (2015)
- Barone, S., Paoli, A., Razonale, A.V.: Creation of 3D multi-body orthodontic models by using independent imaging sensors. *Sensors (Switzerland)* 13(2), 2033–2050 (2013)
- Chantrel, S.: Segmentation des structures céphaliques à topologie complexe. Ph.D. thesis (2016)
- Kim, G., Lee, J., Seo, J., Lee, W., Shin, Y.G., Kim, B.: Automatic teeth axes calculation for well-aligned teeth using cost profile analysis along teeth center arch. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59(4), 1145–1154 (2012)
- Chav, R., Cresson, T., Chartrand, G., Kauffmann, C., Soulez, G., Guise, J.A.: Kidney Segmentation from a Single Prior Shape in MRI. *Biomedical Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium on*. IEEE pp. 818–821 (2014)
- Taha, A.A., Hanbury, A.: Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool. *BMC Medical Imaging* (2015)

BIBLIOGRAPHIE

- Adams, R. & Bischof, L. (1994). Seeded Region Growing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(6), 641–647. doi : 10.1109/34.295913.
- Adolphs, N., Liu, W., Keeve, E. & Hoffmeister, B. (2017). Craniomaxillofacial surgery planning based on 3D models derived from Cone-Beam CT data. 9088(April). doi : 10.3109/10929088.2013.796002.
- Barone, S., Paoli, A. & Razionale, A. V. (2016). CT segmentation of dental shapes by anatomy-driven reformation imaging and B-spline modelling. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, 32(6), e02747. doi : 10.1002/cnm.2747.
- Barone, S., Paoli, A. & Razionale, A. V. (2013). Creation of 3D multi-body orthodontic models by using independent imaging sensors. *Sensors (Switzerland)*, 13(2), 2033–2050. doi : 10.3390/s130202033.
- Barone, S., Paoli, A. & Razionale, A. V. (2015). Geometrical modeling of complete dental shapes by using panoramic X-ray, digital mouth data and anatomical templates. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 43, 112–121. doi : 10.1016/j.compmedimag.2015.01.005.
- Caselles, V., Kimmel, R. & Sapiro, G. (1997). Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 10(10), 1467–1475. doi : 10.1109/83.951533.
- Chantrel, S. (2016). *Segmentation des structures céphaliques à topologie complexe*. (Thèse de doctorat).
- Chartand, G. (2017). *Segmentation 3D du foie*. (Thèse de doctorat).
- Chartrand, G., Cresson, T., Chav, R., Gotra, A., Tang, A. & de Guise, J. A. (2016). Liver Segmentation on CT and MR Using Laplacian Mesh Optimization. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 9294(c), 1–1. doi : 10.1109/TBME.2016.2631139.
- Chav, R., Cresson, T., Chartrand, G., Kauffmann, C., Soulez, G. & Guise, J. A. (2014). Kidney Segmentation from a Single Prior Shape in MRI. *Biomedical Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium on. IEEE*, 818–821.
- Chen, C. W., Luo, J. & Parker, K. J. (1998). Image segmentation via adaptive K-mean clustering and knowledge-based morphological operations with biomedical applications. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(12), 1673–1683. doi : 10.1109/83.730379.
- Chen, S., Tong, H. & Cattani, C. (2012). Markov Models for Image Labeling. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012. doi : 10.1155/2012/814356.
- Cheng, Y. (1995). Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(8), 790–799. doi : 10.1109/34.400568.

- Chunming Li, Chenyang Xu, Changfeng Gui & Fox, M. D. (2005). Level Set Evolution without Re-Initialization : A New Variational Formulation. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 1, 430–436. doi : 10.1109/CVPR.2005.213.
- Cootes, T. F. & Taylor, C. J. (1992). Active Shape Models - 'smart snakes'. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 1992*, 28.1—28.10. doi : 10.5244/C.6.28.
- Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H. & Graham, J. (1995). Active shape models - their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1), 38–59. doi : 10.1006/cviu.1995.1004.
- Dijkstra, E. W. (1966). A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Vision Res*, 6(3), 171–184. doi : 10.1007/BF01386390.
- Duy, N. T. (2012). *Automatic segmentation for dental operation planning*. (Thèse de doctorat).
- Duy, N. T., Lamecker, H., Kainmueller, D. & Zachow, S. (2012). Automatic detection and classification of teeth in CT data. *Medical image computing and computer-assisted intervention : MICCAI ... International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 15(Pt 1), 609–616. doi : 10.1007/978-3-642-33415-3_75.
- Evain, T., Ripoche, X., Atif, J. & Bloch, I. (2017). Semi-Automatic Teeth Segmentation in Cone-Beam Computed Tomography by Graph-Cut with Statistical Shape Priors. 2, 1197–1200.
- Falgout, R. D. (2006). *An introduction to algebraic multigrid*. Computing in Science and Engineering. doi : 10.1109/MCSE.2006.105.
- Feldkamp, L. A., Davis, L. C. & Kress, J. W. (1984). Practical cone-beam algorithm. *Journal of the Optical Society of America A*. doi : 10.1364/JOSAA.1.000612.
- Ford, L. R. & Fulkerson, D. R. (1956). Maximal flow through a network. *Canadian Journal of Mathematics*, 70(1), 399–404. doi : 10.1016/0006-2952(80)90054-4.
- Gan, Y., Xia, Z., Xiong, J., Zhao, Q., Hu, Y. & Zhang, J. (2015). Toward accurate tooth segmentation from computed tomography images using a hybrid level set model. *Medical physics*, 42(1), 14. doi : 10.1118/1.4901521.
- Gan, Y., Xia, Z., Xiong, J., Zhou, X., Li, G. & Zhao, Q. (2017). Angled Tooth Segmentation from Computerized Tomography Images. 3413–3416.
- Gan, Y., Xia, Z., Xiong, J., Li, G. & Zhao, Q. (2018). Tooth and Alveolar Bone Segmentation From Dental Computed Tomography Images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22(1), 196–204. doi : 10.1109/JBHI.2017.2709406.

- Gao, H. & Chae, O. (2008a). Automatic tooth region separation for dental CT images. *Proceedings - 3rd International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology, ICCIT 2008*, 1, 897–901. doi : 10.1109/ICCIT.2008.342.
- Gao, H. & Chae, O. (2008b). Touching tooth segmentation from CT image sequences using coupled level set method. *5th International Conference on Visual Information Engineering (VIE 2008)*, 382–387. doi : 10.1049/cp:20080343.
- Gao, H. & Chae, O. (2010). Individual tooth segmentation from CT images using level set method with shape and intensity prior. *Pattern Recognition*, 43(7), 2406–2417. doi : 10.1016/j.patcog.2010.01.010.
- Grady, L. (2006). Random walks for image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(11), 1768–1783. doi : 10.1109/TPAMI.2006.233.
- Hatamleh, M., Turner, C., Bhamrah, G., Mack, G. & Osher, J. (2016). Improved virtual planning for bimaxillary orthognathic surgery. *Journal of Craniofacial Surgery*, 27(6), e568—e573.
- Heijmans, H. J. A. M., Roerdink, J. B. T. M. & International Symposium on Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing (4th : 1998 : Amsterdam, N. (1998). *Mathematical morphology and its applications to image and signal processing*. Repéré à <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=295130>.
- Heimann, T. & Meinzer, H. P. (2009). Statistical shape models for 3D medical image segmentation : A review. *Medical Image Analysis*, 13(4), 543–563. doi : 10.1016/j.media.2009.05.004.
- Heimann, T., Van Ginneken, B., Styner, M. A., Arzhaeva, Y., Aurich, V., Bauer, C., Beck, A., Becker, C., Beichel, R., Bekes, G., Bello, F., Binnig, G., Bischof, H., Bornik, A., Cashman, P. M. M., Chi, Y., Córdova, A., Dawant, B. M., Fidrich, M., Furst, J. D., Furukawa, D., Grenacher, L., Hornegger, J., Kainmüller, D., Kitney, R. I., Kobatake, H., Lamecker, H., Lange, T., Lee, J., Lennon, B., Li, R., Li, S., Meinzer, H. P., Németh, G., Raicu, D. S., Rau, A. M., Van Rikxoort, E. M., Rousson, M., Ruskó, L., Saddi, K. A., Schmidt, G., Seghers, D., Shimizu, A., Slagmolen, P., Sorantin, E., Soza, G., Susomboon, R., Waite, J. M., Wimmer, A. & Wolf, I. (2009). Comparison and evaluation of methods for liver segmentation from CT datasets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28(8), 1251–1265. doi : 10.1109/TMI.2009.2013851.
- Iglesias, J. E. & Sabuncu, M. R. (2015). Multi-atlas segmentation of biomedical images : A survey. *Medical Image Analysis*, 24(1), 205–219. doi : 10.1016/j.media.2015.06.012.
- Itwm, F. (2007). Survey of 3d image segmentation methods. 123(123).
- Ji, D. X., Ong, S. H. & Foong, K. W. C. (2014). A level-set based approach for anterior teeth segmentation in cone beam computed tomography images. *Computers in Biology and Medicine*, 50, 116–128. doi : 10.1016/j.compbiomed.2014.04.006.

- Johnson, H., McCormick, M. & Ibáñez, L. (2015). *The ITK Software Guide*. doi : 10.1002/9781119330934-1517.
- Jung, W., Park, S. & Shin, H. (2015). Combining volumetric dental CT and optical scan data for teeth modeling. *CAD Computer Aided Design*, 67-68, 24–37.
- Kang, H. C., Choi, C., Shin, J., Lee, J. & Shin, Y. G. (2015). Fast and Accurate Semiautomatic Segmentation of Individual Teeth from Dental CT Images. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2015. doi : 10.1155/2015/810796.
- Kass, M., Witkin, a. & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4), 321–331. doi : 10.1007/BF00133570.
- Kim, G., Lee, J., Seo, J., Lee, W., Shin, Y. G. & Kim, B. (2012). Automatic teeth axes calculation for well-aligned teeth using cost profile analysis along teeth center arch. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(4), 1145–1154. doi : 10.1109/TBME.2012.2185825.
- Klein, S. & Staring, M. (2011). elastix : The Manual. *October*, 2011(6), 1–42. Repéré à <http://www.dante.de/tex-archive/systems/e-tex/v2/doc/etex%7B%7Dman.pdf><http://www.dante.de/tex-archive/systems/e-tex/v2/doc/etex%7B%7Dman.pdf>.
- Kundel, H. L. & Polansky, M. (2003). Measurement of Observer Agreement. *Radiology*, 228(2), 303–308. doi : 10.1148/radiol.2282011860.
- Lam, E. W. N., Sc, M. & Ph, D. (2011). Considerations for the Use of Ionizing Radiation in Dentistry. *Dispatch*, 25(3), 30–31.
- Laurent, P. (2017). *Plateforme d'évaluation multi-critères pour les algorithmes de traitement d'images médicales*. (Thèse de doctorat).
- Lorensen, W. E. & Cline, H. E. (1987). Marching cubes : A high resolution 3D surface construction algorithm. *Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '87*, 21(4), 163–169. doi : 10.1145/37402.37422.
- Luo, T., Shi, C., Zhao, X., Zhao, Y. & Xu, J. (2016). Automatic synthesis of panoramic radiographs from dental cone beam computed tomography data. *PLoS ONE*, 11(6), 1–21. doi : 10.1371/journal.pone.0156976.
- Nagarajappa, A., Dwivedi, N. & Tiwari, R. (2015). Artifacts : The downturn of CBCT image. *Journal of International Society of Preventive and Community Dentistry*, 5(6), 440. doi : 10.4103/2231-0762.170523.
- Nealen, A., Igarashi, T., Sorkine, O. & Alexa, M. (2006). Laplacian mesh optimization. *Siggraph*, 381. doi : 10.1145/1174429.1174494.

- Oliveira, F. P. M. & Tavares, J. M. R. S. (2014). *Medical image registration : A review*. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. Taylor & Francis. doi : 10.1080/10255842.2012.670855.
- Osher, S. J. (1988). Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed. *Computational Physics*, 79(1), 1–5. doi : 10.1007/s13398-014-0173-7.2.
- Otsu, N. (1973). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *Czasopismo stomatologiczne*, 26(8), 855–860. doi : 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62–66. doi : 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- Pauwels, R., Araki, K., Siewerdsen, J. H. & Thongvigitmanee, S. S. (2015a). *Technical aspects of dental CBCT : State of the art*. Dentomaxillofacial Radiology. doi : 10.1259/dmfr.20140224.
- Pauwels, R., Jacobs, R., Singer, S. R. & Mupparapu, M. (2015b). CBCT-based bone quality assessment : Are Hounsfield units applicable? *Dentomaxillofacial Radiology*, 44(1). doi : 10.1259/dmfr.20140238.
- Pei, Y., Ai, X., Zha, H., Xu, T. & Ma, G. (2016). 3D exemplar-based random walks for tooth segmentation from cone-beam computed tomography images. *Medical physics*, 43(9), 5040. doi : 10.1118/1.4960364.
- Peng, B., Zhang, L. & Zhang, D. (2013). A survey of graph theoretical approaches to image segmentation. *Pattern Recognition*, 46(3), 1020–1038. doi : 10.1016/j.patcog.2012.09.015.
- Price, K. (1986). Anything you can do, I can do better (No you can't)... *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 36(2-3), 387–391. doi : 10.1016/0734-189X(86)90083-6.
- Rios, H. F., Borgnakke, W. S., Benavides, E., Best, P., Rios, H. F., Borgnakke, W. S. & Benavides, E. (2017). The Use of Cone-Beam Computed Tomography in Management of Patients Requiring Dental Implants : An American Academy of Periodontology Best Evidence Review. *Journal of Periodontology*, 88(10), 946–959. doi : 10.1902/jop.2017.160548.
- Roerdink, J. & Meijster, a. (2000). The Watershed Transform : Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies. *Fundamenta Informaticae*, 41(1-2), 187–228. doi : 10.3233/FI-2000-411207.
- Sa-Ing, V., Wangkaom, K. & Thongvigitmanee, S. S. (2013). Automatic dental arch detection and panoramic image synthesis from CT images. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*.

- IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, 2013, 6099–6102. doi : 10.1109/EMBC.2013.6610944.
- Scarfe, W. C., Azevedo, B., Toghyani, S. & Farman, A. G. (2017). Cone Beam Computed Tomographic imaging in orthodontics. *Australian Dental Journal*, 62, 33–50. doi : 10.1111/adj.12479.
- Schuenke, M., Schulte, E. & Schumacher, U. (2007). Atlas of anatomy-Head and neuroanatomy. Dans *Thieme*,. doi : 10.1109/TEMC.2015.2501899.
- Szeliski, R. (2010). Computer Vision : Algorithms and Applications. *Computer*, 5, 832. doi : 10.1007/978-1-84882-935-0.
- Taha, A. A. & Hanbury, A. (2015). Metrics for evaluating 3D medical image segmentation : analysis , selection , and tool. *BMC Medical Imaging*. doi : 10.1186/s12880-015-0068-x.
- Tohnaq, S., Mehnert, A., Crozier, S. & Mahoney, M. (2006). Synthesizing panoramic radiographs by unwrapping dental CT data. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, 3329–3332. doi : 10.1109/IEMBS.2006.260348.
- Vincent, L. (1993). Morphological Gray scale Reconstruction in Image Analysis : Applications and Efficient Algorithms. 2(2).
- Warfield, S. K., Zou, K. H. & Wells, W. M. (2004). Simultaneous Truth and Performance Level Estimation (STAPLE) : An Algorithm for the Validation of Image Segmentation. 23(7), 903–921.
- White and Pharoah. (2013). *Oral Radiology, Principles and Interpretations, 7th Edition*. doi : 10.1017/CBO9781107415324.004.
- Wikipédia. (2018a). Dental notation - Wikipédia l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 13 octobre 2018], Repéré à https://en.wikipedia.org/wiki/Dental_notation.
- Wikipédia. (2018b). Méthode des surfaces de niveau - Wikipédia l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 10 décembre 2018], Repéré à https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_des_surfaces_de_niveau.
- Xia, Z., Gan, Y., Xiong, J., Zhao, Q. & Chen, J. (2016). Crown segmentation from computed tomography images with metal artifacts. *IEEE Signal Processing Letters*, 23(5), 678–682. doi : 10.1109/LSP.2016.2545702.
- Xia, Z., Gan, Y., Chang, L., Xiong, J. & Zhao, Q. (2017). Individual tooth segmentation from CT images scanned with contacts of maxillary and mandible teeth. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 138, 1–12. doi : 10.1016/j.cmpb.2016.10.002.

- Yau, H.-t., Yang, T.-j. & Chen, Y.-c. (2014). Tooth model reconstruction based upon data fusion for orthodontic treatment simulation. *Computers in Biology and Medicine*, 48, 8–16. doi : 10.1016/j.combiomed.2014.02.001.
- Zhang, X., Chen, X., Liu, Y., Han, B., Zhuang, T. & Zuo, W. (2016). An Effective Approach of Teeth Segmentation within the 3D Cone Beam Computed Tomography Image Based on Deformable Surface Model. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- Zou, Z., Luo, S.-d., Pan, J.-s., Liu, S.-j. & Liao, S.-h. (2017). A Semi-automatic Segmentation for Tooth on Cone Beam CT Volume Following the Anatomic Guidance. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 8(4), 774–783.