

Optimisation de la qualité des images et visualisation des tissus
mous en tomodensitométrie à faisceau conique

par

Aude CASTONGUAY-HENRI

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MEMOIRE EN GÉNIE
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 16 AVRIL 2019

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

© Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Jacques A. De Guise, Directeur de Mémoire
Laboratoire d'imagerie et d'orthopédie, École de Technologie Supérieure de Montréal

M. Matthieu Schmittbuhl, Co-directeur
Faculté de médecine dentaire, Université de Montréal

Mme. Natalia Nuño, Présidente du Jury
Département de génie de la production automatisée, École de Technologie Supérieure de
Montréal

M. Hugo Bouchard, Examineur Externe
Département de physique, Université de Montréal

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 19 MARS 2019

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Merci tout d'abord à mes directeurs, Jacques et Matthieu, pour votre encadrement durant ma maîtrise. Merci de m'avoir fait confiance et de m'avoir donné l'opportunité de m'investir dans de nombreux projets parallèles.

Un grand merci à Dmitri pour tes conseils, ta patience et ta volonté indéfectible de m'aider. Merci Thierry pour ton écoute et tes conseils plus que précieux, merci Caroline pour ton dévouement, merci Marie pour les efforts incroyables que tu fais pour aider les étudiants, merci Gerald pour ton efficacité sans faille, merci Nicola pour tes conseils et ton aide. Merci à tous les chercheurs, employés et étudiants du LIO pour leur soutien et leur engagement.

Merci à l'équipe du CAÉC 2017, merci à l'équipe du CAÉC 2018, merci à l'équipe des réunions du LIO 2017, et à celle de 2018 pour avoir pris le relais. Merci aux superviseurs du microprogramme d'innovation en chirurgie, merci au comité d'organisation du congrès de la SICOT. Merci à l'équipe CBCT et à ses œuvres d'art. Merci à l'oiseau qui m'a suivie dans beaucoup trop de projets.

Merci Papa et Maman. Merci de m'accepter, de me conseiller, de m'encourager et de me prêter toujours plus de livres. Merci Élie de ne plus avoir 10 ans. Merci Mamie d'être aussi fière de tes petits-enfants. Merci à mes tantes et mes petits monstres aussi !

Et maintenant la cerise sur le gâteau. Merci à tous ces gens qui m'ont accompagnée de façon presque quotidienne, à un moment où à un autre, depuis septembre 2016. Avec vous j'ai appris une leçon qu'une simple maîtrise ne m'aurait jamais accordée : *Don't. Ever. Split. The. Party.* Sauf pour un déménagement.

Merci d'appuyer sur *reset* plutôt que *power*. Thank you for being a better PhD student than a border officer. Merci d'être allé en prison avec moi. Thank you for the stroll, the love, the müsli and the boxplot. Merci d'avoir su être une excellente prof de français (j'allais quand même pas dire merci pour FlapStat). Merci d'aimer Imagine Dragons et de t'occuper de Tchuck mieux que quiconque. Merci de m'avoir rappelé l'existence d'Excel. Merci pour ta patience,

ton encadrement et pythonX. Merci pour les heures de Pokemon cachés dans la cour. Thank you for making me love berenjenas. Merci pour les bananes plantains et la friture. Merci, j'ai un *process* pour les remerciements maintenant. Thank you for being a weirdo and for Kevin. Merci d'être arrivé au Canada... Presque. Merci pour la censure. Merci pour le projet ninja sous gravillon. Merci pour le reblochon le plus violent de l'histoire. Merci de faire cracher des enfants. Merci de m'avoir demandé comment était ma vie amoureuse. Thank you for being such diligent swimmer. Merci pour le burger au poisson de la Banquise. Merci d'avoir bravé les chevreuils. Merci de survivre annuellement à la grippe. Merci d'avoir *presque* toujours raison.

Vous êtes des gens extraordinaires, et vous n'êtes pas obligés de lire ce qui suit.

Optimisation de la qualité des images et visualisation des tissus mous en tomодensitométrie à faisceau conique

Aude CASTONGUAY-HENRI

RÉSUMÉ

La tomographie à faisceau conique (CBCT) est une méthode d'imagerie 3D ayant une meilleure résolution spatiale et exposant le patient à de plus faibles doses de radiation que le tomодensitomètre (CT pour *Computed Tomography*) conventionnel. Le spectre énergétique du faisceau de rayons X et la géométrie de son détecteur la rendent toutefois sujette à un biais spatialement dépendant qui limite sa capacité à faire de l'imagerie quantitative. La très grande majorité des logiciels de reconstruction utilise des algorithmes basés sur la rétroprojection filtrée, s'appuyant sur des corrections rudimentaires dépendantes de la physique du problème. Ces propriétés ont un impact direct sur la résolution en contraste des images reconstruites, et donc sur la visualisation des tissus mous et la capacité à les distinguer les uns des autres.

Le but de ce projet est d'améliorer la résolution en contraste et de réduire la présence d'artéfacts sur les images CBCT. Pour ce faire, nous implémentons une méthode de reconstruction itérative polychromatique. Cela permettra non seulement l'intégration d'information a priori sur le système lors de la reconstruction, mais également l'élimination des artéfacts générés par le durcissement de faisceau. Nous prenons ainsi en considération le spectre de rayons-X émis par la source, la dépendance énergétique du coefficient d'atténuation des tissus et matériaux sélectionnés, ainsi que la géométrie du système à faisceau conique.

La méthode est basée sur une adaptation d'IMPACT (Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT) qui définit le coefficient d'atténuation comme étant une combinaison linéaire de l'effet photoélectrique et de l'effet Compton, pondéré en fonction de l'énergie des photons et du tissu. L'algorithme implémenté est testé sur des fantômes synthétiques et expérimentaux, ainsi que sur des données cliniques.

Les résultats démontrent une réduction des artéfacts de durcissement de faisceau comme le *cupping*, une amélioration du contraste au niveau des tissus mous, ainsi qu'un fort potentiel à la reconstruction quantitative en CBCT. Implémenté en clinique, ce projet devrait contribuer à améliorer la visualisation des tissus mous et donc ouvrir des perspectives particulièrement intéressantes en imagerie diagnostique par *Cone Beam CT*.

Mots-clés: Cone-Beam CT, reconstruction itérative, imagerie des tissus mous

Image Quality Optimization and Soft Tissue Visualization in Cone-Beam CT Imaging

Aude CASTONGUAY-HENRI

ABSTRACT

Cone-Beam computed tomography (CBCT) imaging provides better spatial resolution and exposes the patient to lower radiation doses than conventional CT-scanning, but is also subject to spatially-dependent bias due to the beam energy spectrum. This results in a very limited capacity for quantitative imaging. Routine reconstruction softwares use algorithms based on filtered backprojection, relying on rudimentary corrections with respect to the physics of the problem. These properties have a direct impact on contrast resolution and soft tissue visualization.

The goal of this project is to improve contrast resolution and reduce the presence of artifacts on CBCT images. In order to do this, we implement a polychromatic iterative method, which allows the integration of *a priori* information of the system as well as the avertion of the artifacts caused by the beam hardening phenomenon and monoenergetic approximations at reconstruction. We therefore take into account the X-ray spectrum emitted by the source, the energy-dependent attenuation coefficients of selected tissues and materials, and the geometry of a cone-beam system.

Our method is based on an adaptation of IMPACT (Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT) which defines the attenuation coefficient as a linear combination of photoelectric effect and Compton effect, pondered in order to consider photon energy and the type of tissue. The implemented algorithm is tested on both synthetic and experimental phantoms, as well as clinical data.

The results show a reduction of beam-hardening artifacts such as cupping, an improved contrast in soft tissues and successful quantitative reconstruction. In clinics, this project will lead to better soft tissue imaging and therefore to greater diagnostic efficiency and accuracy.

Keywords: Cone-Beam CT, iterative reconstruction, soft tissue imaging

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 TOMOGRAPHIE VOLUMIQUE À FAISCEAU CONIQUE	3
1.1 Vers l'utilisation de la géométrie conique	3
1.1.1 Histoire de la tomodensitométrie	3
1.1.2 Principes généraux de la tomodensitométrie	4
1.1.3 Particularités de la géométrie conique	5
1.2 Modèles mathématiques et physiques de la tomodensitométrie	7
1.2.1 Concepts mathématiques importants	7
1.2.1.1 Transformée de Radon	8
1.2.1.2 Transformée de Fourier	8
1.2.1.3 Théorème de la tranche centrale	9
1.2.2 Modèle physique de l'atténuation	9
1.2.3 Algorithme de reconstruction	12
1.3 Artéfacts	13
1.3.1 Artéfacts généraux	13
1.3.2 Diffusé	14
1.3.3 Durcissement de faisceau	15
1.4 Avantages et désavantages cliniques du CBCT	17
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	21
2.1 Fonctions associées aux méthodes de reconstruction itératives	21
2.1.1 Modèle d'atténuation	21
2.1.1.1 Unités de Hounsfield	21
2.1.1.2 Modèle d'Alvarez-Macovski	22
2.1.2 Tracé de rayon	23
2.1.2.1 Tracé de rayon de Siddon	24
2.1.3 Régularisation	25
2.1.3.1 Variation totale	25
2.1.3.2 Maximum de vraisemblance	26
2.2 Méthodes de reconstruction itératives	27
2.2.1 Méthodes statistiques	28
2.2.1.1 Méthode <i>Ordered-Subset Convex (OSC)</i>	29
2.2.2 Méthodes basées sur des modèles polychromatiques	30
2.2.2.1 Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT (IMPACT)	32
2.3 Méthodes de correction d'artéfacts	34
2.3.1 Diffusé	34
2.3.2 Durcissement de faisceau	35
2.4 Synthèse	36

CHAPITRE 3	PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES	37
3.1	Problématique	37
3.2	Objectifs	37
3.3	Hypothèses	38
CHAPITRE 4	MÉTHODOLOGIE	39
4.1	Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CBCT	39
4.2	Modifications apportées	41
4.2.1	Adaptation à la géométrie conique avec détecteur à panneau plat	41
4.2.2	Modèle d'acquisition	42
4.2.2.1	<i>Half-fan</i>	43
4.2.2.2	Spectre	44
4.2.3	Courbe de calibration	45
4.2.4	Intégration des sous-ensembles ordonnés	46
4.3	Ajustement et validation de la méthode	48
4.3.1	Données d'ajustement et de validation	48
4.3.1.1	Cylindre d'eau	49
4.3.1.2	Fantôme avec marche	50
4.3.1.3	Fantôme de calibration <i>Gammex</i>	50
4.3.1.4	Reconstructions cliniques	52
4.3.2	<i>NewTom 5G</i>	52
4.3.3	Algorithmes de comparaison	53
4.3.4	Métriques de validation	54
CHAPITRE 5	RÉSULTATS ET DISCUSSION	57
5.1	Cylindre d'eau	57
5.1.1	Résultats	57
5.1.2	Discussion	59
5.2	Fantôme avec marche	61
5.2.1	Résultats	61
5.2.2	Discussion	62
5.3	Conclusion sur le cylindre d'eau et le fantôme avec marche	64
5.4	Fantôme de calibration <i>Gammex</i>	64
5.4.1	Résultats	64
5.4.2	Courbes de calibration	65
5.4.3	Discussion	67
5.5	Reconstructions cliniques	68
5.5.1	Résultats	68
5.5.2	Discussion	73
5.6	Conclusion sur le fantôme de calibration et les images cliniques	74
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		77
ANNEXE I		81

BIBLIOGRAPHIE 87

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Résumé des avantages cliniques de chaque géométrie 19
Tableau 2.1	Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances. Les données sont extrapolées de la base de données XCOM (Berger <i>et al.</i> , 2010) 24
Tableau 4.1	Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV utilisés par De Man <i>et al.</i> (2001) pour différentes substances 45
Tableau 4.2	Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances. 46
Tableau 4.3	Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances. 46
Tableau 4.4	Protocoles d'acquisition des sinogrammes CBCT réels et taille des pixels sur les reconstructions. 49
Tableau 5.1	Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstructions du cylindre d'eau..... 58
Tableau 5.2	Paramètre de courbure sur le plateau des reconstructions du cylindre d'eau..... 58
Tableau 5.3	Coefficients d'atténuation à énergie effective et erreurs pour les reconstruction du fantôme avec marche 62
Tableau 5.4	Coefficients d'atténuation effectif et erreurs pour les reconstructions du fantôme de calibration..... 66
Tableau 5.5	Coefficients d'atténuation reconstruits par IMPACT+ à l'aide de trois courbes de calibration différentes 66
Tableau 5.6	Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstruction du spécimen canin 69
Tableau 5.7	Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstruction des données patient traduites en cm^{-1} 71

Tableau 5.8	CNR entre les tissus adipeux et le masséter selon les différentes reconstructions.....	72
Tableau 5.9	Contraste entre les tissus adipeux et le masséter selon les différentes reconstructions	72

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 1.1	Schéma d'acquisition pour le CT <i>fan beam</i> Tirée de Goldman (2007)	5
Figure 1.2	Sinogramme de CT <i>fan-beam</i> simulé pour un fantôme Shepp-Logan, générés à l'aide des fonctions <i>phantom</i> et <i>ifanbeam</i> de <i>MATLAB</i> [®]	5
Figure 1.3	Différences entre l'acquisition en CT <i>fan beam</i> et en CBCT Tirée de <i>Area-Info.net</i> (2018)	6
Figure 1.4	Différences de forme entre le spectre à 100 kV d'un tube CT <i>Somflash</i> et le spectre à 110 kV du CBCT 5G [™] de <i>NewTom</i> (Vérone, Italie) Spectre CT gracieuseté du département de radio-oncologie du CHUM Spectre CBCT généré grâce à l'application SRS-78	7
Figure 1.5	Illustration du théorème de la tranche centrale de Fourier. La projection de l'objet $f(x,y)$ à un angle θ s'obtient grâce à la transformée de Radon. En y appliquant une transformée de Fourier 1D, une courbe dont les valeurs correspondent à celles sur l'intersection entre la transformée de Fourier 2D de $f(x,y)$, et une droite d'angle θ passant par l'origine est obtenue. L'espace de Fourier se remplit en utilisant une gamme de θ répartis entre 0deg et 360deg	10
Figure 1.6	Exemple de reconstruction par rétroprojection, sans filtre (haut) et avec filtre (bas) pour 2, 4, 8, 16 et 32 projections Tirée de <i>ImPACT Scan</i> (2005)	12
Figure 1.7	Exemples d' <i>aliasing</i> , d'anneaux et d'artéfact de mouvement Tirées de Schulze (2011)	15
Figure 1.8	Impact de la géométrie du détecteur sur la présence de diffusé sur l'image Tirée de Scarfe (2008)	16
Figure 1.9	Exemple d'artéfacts métalliques provoqués par le durcissement de faisceau. Ce type d'artéfact est très présent en imagerie dento-maxillofaciale	18
Figure 2.1	Schéma de fonctionnement de base d'une méthode itérative	28

Figure 2.2	Courbe utilisée par De Man pour déterminer la valeur des coefficients $\phi(\mu)$ et $\theta(\mu)$. L'image de droite montre l'agrandissement de la section en pointillé sur l'image de gauche	32
Figure 4.1	Organigramme de l'algorithme IMPACT+. Les contours rouges indiquent une étape modifiée ou ajoutée pour s'adapter à la géométrie conique	40
Figure 4.2	Schéma géométrique pour l'adaptation à la géométrie conique	42
Figure 4.3	Différences entre les géométries <i>full-fan</i> (à gauche) et <i>half-fan</i> (à droite) Tirée de Scarfe (2009)	43
Figure 4.4	(a) Spectre généré à l'aide du logiciel SRS-78 pour les acquisitions CBCT. (b) Spectre CBCT réduit à 20 énergies	44
Figure 4.5	Division des projections avant de les répartir par sous-ensemble. Les lignes de même couleur indiquent les angles d'acquisition des projections faisant partie d'un même sous-ensemble. La division du cercle en tiers permet de s'assurer que les projections seront réparties de façon uniforme	48
Figure 4.6	Matériaux et régions d'intérêts du fantôme de calibration <i>Gammex</i>	51
Figure 4.7	CBCT 5G TM de <i>NewTom</i> (Vérone, Italie)	53
Figure 5.1	Images reconstruites par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ pour le cylindre d'eau (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 3]$)	57
Figure 5.2	Profils de la tranche centrale des cylindres d'eau reconstruits par les trois différentes méthodes. La ligne pointillée bleue correspond à $\mu_{Eff,eau}$	58
Figure 5.3	Distribution des coefficients d'atténuation reconstruits à 70 keV dans le cylindre d'eau. La ligne pointillée représente la valeur théorique du coefficient d'atténuation de l'eau à 70 keV	59
Figure 5.4	Distribution des coefficients d'atténuation effectifs dans le cylindre d'eau. La ligne pointillée représente la valeur théorique du coefficient d'atténuation effectif de l'eau	60
Figure 5.5	Reconstructions par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ du fantôme avec marche réel, avec PTFE et du fantôme simulé avec os (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 3]$)	61

Figure 5.6	Profil d'intensité sur les pixels de la tranche centrale pour le fantôme avec marche numérique	63
Figure 5.7	Profil d'intensité sur les pixels de la tranche centrale pour le fantôme avec marche réel	63
Figure 5.8	Reconstructions du fantôme de calibration <i>Gammex</i> par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 8]$ pour le haut et de $\mu = [0, 0; 0, 3]$ pour le bas)	65
Figure 5.9	Reconstructions de la tête canine par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ avec des fenêtrage de $\mu = [0; 0, 8]$ (haut) et de $\mu = [0; 0, 3]$ (bas)	68
Figure 5.10	Profils horizontaux passant par la boîte crânienne du spécimen canin pour FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+	69
Figure 5.11	Reconstructions du patient par CT, NNT et IMPACT+. Le fenêtrage est identifié au-dessus de chaque image	70
Figure 5.12	Profils horizontaux passant par les molaires pour les reconstructions CT, NNT et IMPACT+	72

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ART	<i>Algebraic Reconstruction Technique</i>
ETS	École de Technologie Supérieure
CT	<i>Computerized Tomography</i>
CBCT	<i>Cone-Beam Computerized Tomography</i>
GPU	<i>Graphics Processing Unit</i>
NIST	<i>National Institute of Standards and Technology</i>
IMPACT	<i>Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT</i>
OSC	<i>Ordered-Subset Convex</i>
FDK	Feldkamp-Davis-Kress
PTFE	Polytetrafluoroethylene

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

E	Énergie en keV
HU	Unités Hounsfield
I	Intensité normalisée
keV	Kiloélectronvolts
Sv	Sievert
y	Projection
Z	Numéro atomique
μ	Coefficient d'atténuation
θ	Coefficient Compton
ϕ	Coefficient photoélectrique

INTRODUCTION

La tomographie volumique à faisceau conique (ou CBCT pour *Cone Beam Computed Tomography*) est récemment devenue une technologie clé en imagerie médicale, particulièrement en imagerie dento-maxillofaciale, ORL et ostéo-articulaire des extrémités. Cette modalité d'imagerie présente une résolution spatiale plus élevée que celle du CT-scan, tout en délivrant des niveaux de doses largement inférieurs que celui-ci. Malgré les avantages du CBCT, l'imagerie dentaire reste très sensible aux artéfacts de durcissement de faisceau, particulièrement avec les méthodes de reconstruction présentement utilisées. Ces artéfacts sont en grande partie dûs à la densité des structures osseuses périphériques et aux nombreuses restaurations métalliques dentaires. Au delà du durcissement de faisceau, la conicité du faisceau suscite davantage de biais de très basse fréquence causé par le rayonnement diffusé. La combinaison de ces deux problématiques tend à limiter les possibilités de reconstruction et de visualisation des tissus mous en imagerie CBCT. Pour cette raison, cette modalité est principalement utilisée pour l'imagerie des tissus durs.

Les méthodes de reconstruction présentement utilisées en clinique se basent sur la rétroprojection filtrée (Feldkamp *et al.*, 1984). Cela leur confère une très grande rapidité, mais nécessite l'utilisation de plusieurs approximations dommageables pour la qualité des images, telle que l'approximation d'un faisceau monochromatique. Avec la puissance des ordinateurs et des cartes graphiques modernes, nous pouvons aujourd'hui envisager l'implémentation d'algorithmes plus lourds en temps de calcul, et ainsi potentiellement améliorer la qualité des images et donc du diagnostic, tout en réduisant la dose au patient.

Les méthodes itératives semblent particulièrement prometteuses dans ce contexte étant donné qu'elles permettent l'intégration d'information a priori sur le système ainsi que la correction de nombreux types d'artéfacts différents grâce à la modélisation des phénomènes physiques sous-jacents (Scarfe & Farman, 2008). Les algorithmes qui ont été développés jusqu'à présent ne

sont toutefois pas toujours adaptés à la géométrie conique, ou encore se concentrent davantage sur les artéfacts de diffusé afin de réduire le biais dans les images.

Notre objectif est donc d'implémenter une méthode de reconstruction qui améliorera la résolution en contraste et permettra la visualisation des tissus mous en imagerie CBCT, et ouvrira ainsi des perspectives particulièrement intéressantes en imagerie diagnostic tout en contribuant encore à réduire la dose au patient.

Le présent mémoire se divise en six chapitres. Dans le premier chapitre, nous présenterons la tomodensitométrie et les particularités du CBCT par rapport à celle-ci. Nous définirons également les algorithmes et fonctions présentement utilisés en clinique pour la reconstruction. Au deuxième chapitre, nous présenterons une revue de la littérature sur les différentes méthodes de reconstruction itératives et de correction d'artéfacts, ainsi que sur les fonctions et paramètres en lien avec ces dernières. Le troisième chapitre sera consacré à l'identification des objectifs et hypothèses qui nous ont menés à la méthodologie présentée au chapitre quatre, où nous expliciterons notre méthode, de même que les outils de validation utilisés lors de son évaluation. Enfin, les chapitres cinq et six seront respectivement consacrés à la présentation puis à la discussion des résultats obtenus grâce à la méthode. Le mémoire se terminera avec une conclusion générale et une liste de recommandations pour les travaux futurs.

CHAPITRE 1

TOMOGRAPHIE VOLUMIQUE À FAISCEAU CONIQUE

1.1 Vers l'utilisation de la géométrie conique

Avant de discuter des particularités de la géométrie conique, il faut comprendre d'où vient la tomodensitométrie et quelles sont les caractéristiques qui la distinguent des autres méthodes d'imagerie médicale.

1.1.1 Histoire de la tomodensitométrie

La tomodensitométrie assistée par ordinateur (ou CT de l'anglais *computerized tomography*) a été développée en parallèle par Hounsfield et Cormack dans les années 1970, ce qui leur valu le prix Nobel de médecine en 1979. Le principe vise à mesurer la transmission des rayons X à travers les différents organes du corps humain, puis d'utiliser ces mesures, appelées **projections**, pour former une image donnant une information sur la densité des tissus traversés et leur organisation spatiale. Ce processus est appelé communément la **reconstruction** et se base sur le principe mathématique développé par Radon en 1917, qui sera discuté à la section 1.2.1.1.

L'espace imagé est reconstruit à l'intérieur d'un volume défini dont l'unité volumique est le voxel. L'intensité de chaque voxel est déterminée par la valeur de la densité et le numéro atomique du matériau présent à cet endroit. Une fois le volume complété, des logiciels de visualisation d'images médicales traitent le volume CT comme étant une série d'images 2D espacées de la profondeur d'un voxel. Cela permet de parcourir les volumes CT tranche par tranche selon le plan frontal, sagittal ou axial. Le radiologue parcourra ainsi chacune des tranches afin d'offrir un diagnostic complet à son patient. Il est parfois également possible de visualiser un plan à angle quelconque dans le volume, auquel cas la valeur des pixels affichés est interpolée à partir de celles des voxels traversés.

La tomographie assistée par ordinateur est l'une des méthodes d'imagerie 3D les plus utilisées, particulièrement pour sa polyvalence. Bien que la radiographie 2D soit plus abordable et donc plus accessible, la tomographie permet d'obtenir davantage d'information sur les structures imagées, leur densité et leur emplacement. Elle est donc très utilisée en radio-diagnostic ainsi que pour la planification thérapeutique, notamment en radio-oncologie. Pour ces raisons, elle se distingue de l'échographie, qui a un champ de vue limité et dont la qualité de l'image dépend fortement de l'expertise de l'opérateur. Elle se distingue également de l'IRM qui est une méthode de choix pour la visualisation des tissus mous, mais dont le coût reste très élevé, et le temps d'acquisition des images relativement long. Le CT est cependant une technologie basée sur l'utilisation de radiations ionisantes et nécessite donc des mesures de radioprotection spécifiques.

1.1.2 Principes généraux de la tomographie assistée par ordinateur

Les CT-scans multibarrettes modernes utilisent généralement un faisceau de rayons X en éventail et un détecteur courbé composé d'une rangée d'éléments de détection. La source et le détecteur effectuent des rotations autour du patient tout en faisant l'acquisition de centaines de projections pour chacune des images. Le nombre exact de projections dépend du protocole et de la machine, mais peut atteindre plus d'un millier de projections par rotation. Durant l'acquisition, le patient, placé sur une table motorisée, se déplace progressivement selon l'axe de rotation de la source et du détecteur, permettant ainsi d'obtenir des projections sur l'ensemble du volume à imager. Le détecteur est constitué d'une série de barrettes de détection, d'où l'appellation « multibarrettes ». La figure 1.1 présente le schéma d'acquisition classique en tomographie assistée par ordinateur.

L'ensemble des projections acquises est appelé **sinogramme**, et aura la forme d'une image 2D pour des projections 1D (tel qu'illustré à la figure 1.2), et d'une série d'images 2D pour des projections 2D, dont nous discuterons à la section 1.1.3. Les valeurs présentes dans le sinogramme d'un CT multibarrettes représentent l'énergie totale ayant atteint l'élément de détection correspondant.

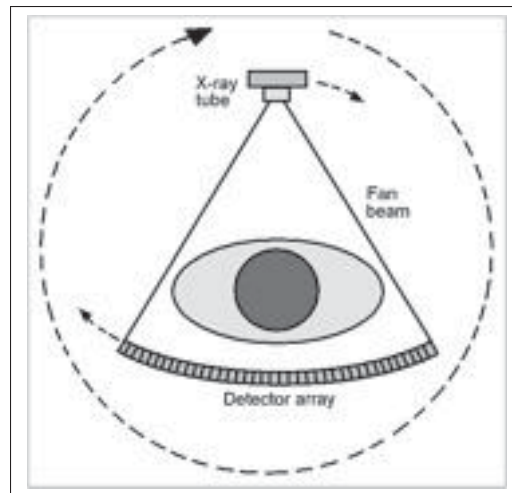


Figure 1.1 Schéma d'acquisition
pour le CT *fan beam*
Tirée de Goldman (2007)

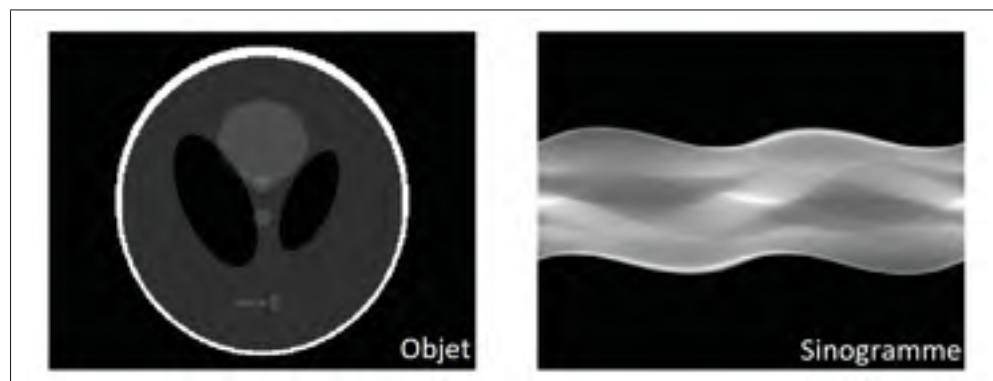


Figure 1.2 Sinogramme de CT *fan-beam* simulé pour un fantôme Shepp-Logan, générés à l'aide des fonctions *phantom* et *ifanbeam* de *MATLAB*[®]

1.1.3 Particularités de la géométrie conique

Bien que moins onéreux que l'IRM, le CT reste un appareil coûteux nécessitant plusieurs pièces motorisées et exigeant des procédures précises de calibrage pour chacune de celles-ci. Une façon de simplifier l'approche est d'utiliser une table fixe pour le patient, ce qui mène à plusieurs modifications au niveau de la source, du détecteur, et du protocole d'acquisition. Ainsi, pour pouvoir imager un volume complet en une seule acquisition, un faisceau conique et

un détecteur plan et rectangulaire, peuvent être utilisés et ne feront alors qu'une seule rotation complète autour du patient. La taille inférieure de détecteur et la vitesse de rotation réduite du CBCT réduisent énormément les coûts de production de l'appareil comparativement au CT multibarette. D'autre part, en CBCT, c'est le nombre de photons au détecteur est mesuré plutôt que leur énergie. Ce sont les caractéristiques principales du *Cone-Beam CT* (CBCT), dont le nom fait référence à la géométrie du faisceau, et qui seront discutées à la section 1.4.

Grâce au détecteur rectangulaire, ce sont des projections bidimensionnelles qui sont acquises pour reconstruire une image. Ainsi, les voxels d'une image CBCT seront généralement isométriques, alors que ceux des images CT le sont rarement en raison d'un protocole d'acquisition basé sur un échantillonnage en direction axiale plus faible.

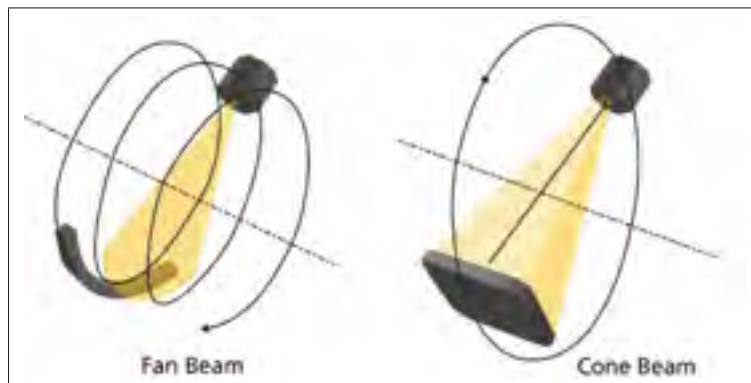


Figure 1.3 Différences entre l'acquisition en CT *fan beam* et en CBCT
Tirée de *Area-Info.net* (2018)

La source de rayons X utilisée en CBCT génère également un spectre plus large que celui du CT vers les plus faibles énergies. L'énergie maximale du spectre est quant à elle variable pour les CT et s'ajuste avant chaque acquisition. La figure 1.4 compare un spectre de CT à un spectre de CBCT. Nous verrons plus tard que la compréhension de la forme du spectre est essentielle aux méthodes de reconstruction polychromatiques, telle que celle proposée dans ce mémoire.

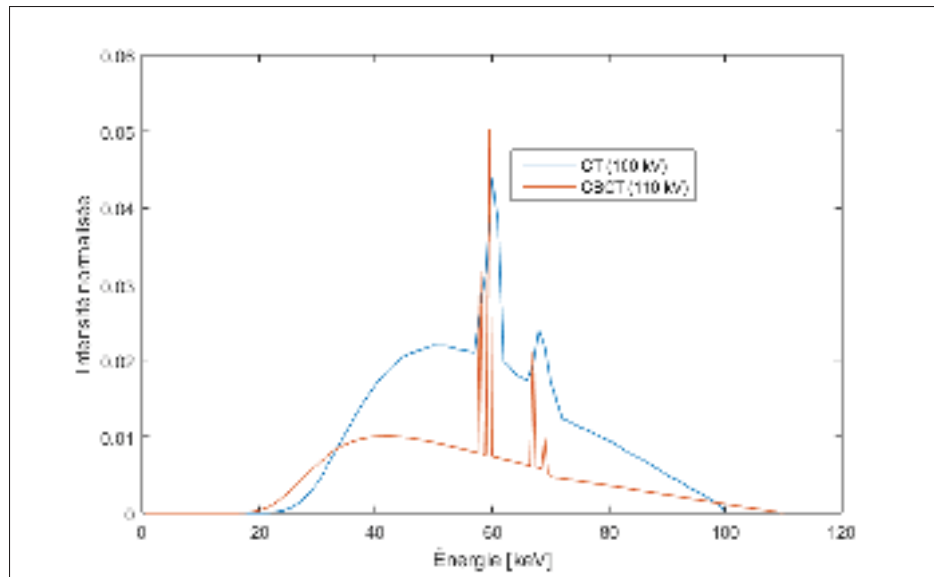


Figure 1.4 Différences de forme entre le spectre à 100 kV d'un tube CT *Somflash* et le spectre à 110 kV du CBCT 5GTM de *NewTom* (Vérone, Italie)

Spectre CT gracieuseté du département de radio-oncologie du CHUM
Spectre CBCT généré grâce à l'application SRS-78

1.2 Modèles mathématiques et physiques de la tomodensitométrie

En plus de l'équipement et des protocoles d'acquisitions utilisés, la tomodensitométrie dépend de la puissance de calcul des ordinateurs pour arriver à présenter au personnel médical des images volumiques correspondant aux structures anatomiques du patient examiné. Avant de développer les algorithmes complexes qui nous permettront de passer des données brutes aux images reconstruites, il est important de s'intéresser aux modèles mathématiques et physiques de la tomodensitométrie. Ces derniers servent à définir la façon dont les nombreux phénomènes en jeu seront traités numériquement.

1.2.1 Concepts mathématiques importants

Le principe mathématique permettant la rétroprojection, que nous définirons à la section 1.2.3, se base sur le théorème de la tranche centrale de Fourier. Deux outils mathématiques sont essentiels à sa compréhension : la transformée de Radon et la transformée de Fourier.

1.2.1.1 Transformée de Radon

Lors de l'acquisition d'une projection, le signal reçu au détecteur dépend directement de la répartition de densités dans l'objet traversé. La transformée de Radon \mathcal{R} permet justement de calculer la densité totale d'une fonction $f(x,y)$, définie sur un espace \mathbb{R}^2 , sur une trajectoire rectiligne d'angle θ et passant à une distance t de l'origine, pour $t \in [0, \infty[$ et $\theta \in [0, 2\pi]$. Le paramètre s permet de se déplacer sur la droite. La figure 1.5 présente un exemple de transformée de Radon, et l'équation mathématique la définissant est la suivante :

$$\mathcal{R}\{f(x,y)\}(t, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t \cdot \cos\theta - s \cdot \sin\theta, t \cdot \sin\theta + s \cdot \cos\theta) ds \quad (1.1)$$

Il s'agit globalement de calculer l'intégrale sur une ligne prédéfinie, ce qui correspond à la densité totale sur l'intersection entre l'objet et la droite. En répétant l'opération pour plusieurs angles différents, la forme et la répartition de densité de l'objet peuvent être estimées.

Une solution directe au problème serait de déterminer la transformée de Radon inverse, qui mènerait en théorie à la fonction $f(x,y)$. Cela n'est toutefois vrai qu'en respectant les deux hypothèses posées par Radon, qui sont que le faisceau est à la fois monochromatique et parallèle. Ces hypothèses ne pouvant être vérifiées en pratique, plusieurs répartitions de densités pourraient mener à la même transformée de Radon. Sans solution unique, il n'est pas possible de calculer directement la transformée inverse et il faudra donc intégrer d'autres outils pour faire de la reconstruction.

1.2.1.2 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier \mathcal{F} est un outil mathématique essentiel dans de nombreux domaines, notamment en traitement de signal. Elle permet de décomposer une fonction spatiale en un ensemble de fréquence la composant, ce qui en fait un outil essentiel au filtrage. Sa forme la plus simple est la transformée de Fourier 1D de la fonction $f(x)$, appelée $F(u)$.

$$\mathcal{F}\{f(x)\} = F(u) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-i2\pi ux} dx, \quad (1.2)$$

où u est la fréquence et $i = \sqrt{-1}$.

La transformée de Fourier 2D est définie sensiblement de la même façon à l'équation 1.3.

$$\mathcal{F}\{f(x,y)\} = F(u,v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)e^{-i2\pi(ux+vy)} dx dy, \quad (1.3)$$

aux fréquences u et v .

1.2.1.3 Théorème de la tranche centrale

Le théorème de la tranche centrale s'énonce comme suit : la transformée de Fourier \mathcal{F} de la transformée de Radon \mathcal{R} d'un objet $f(x,y)$ obtenue à l'angle θ est égale à une ligne de la transformée de Fourier 2D de $f(x,y)$, prise au même angle. À $\theta = 0$, le théorème s'exprime par l'équation 1.4.

$$\mathcal{F}\{\mathcal{R}\{f(t, \theta = 0)\}\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)e^{-i2\pi ux} dx dy = F(u, v = 0) \quad (1.4)$$

Étant donné que le système de coordonnées et l'angle θ sont posés de façon arbitraire, cette équation est généralisable pour tout angle θ .

Connaissant l'opération pour effectuer la transformée inverse, ce théorème nous permet donc de revenir à l'objet à partir des projections, tel qu'illustré à la figure 1.5.

1.2.2 Modèle physique de l'atténuation

La radiographie se base sur la probabilité d'interaction des photons incidents avec le milieu traversé. Cette probabilité dépend du type d'interaction, du matériau et de l'énergie du pho-

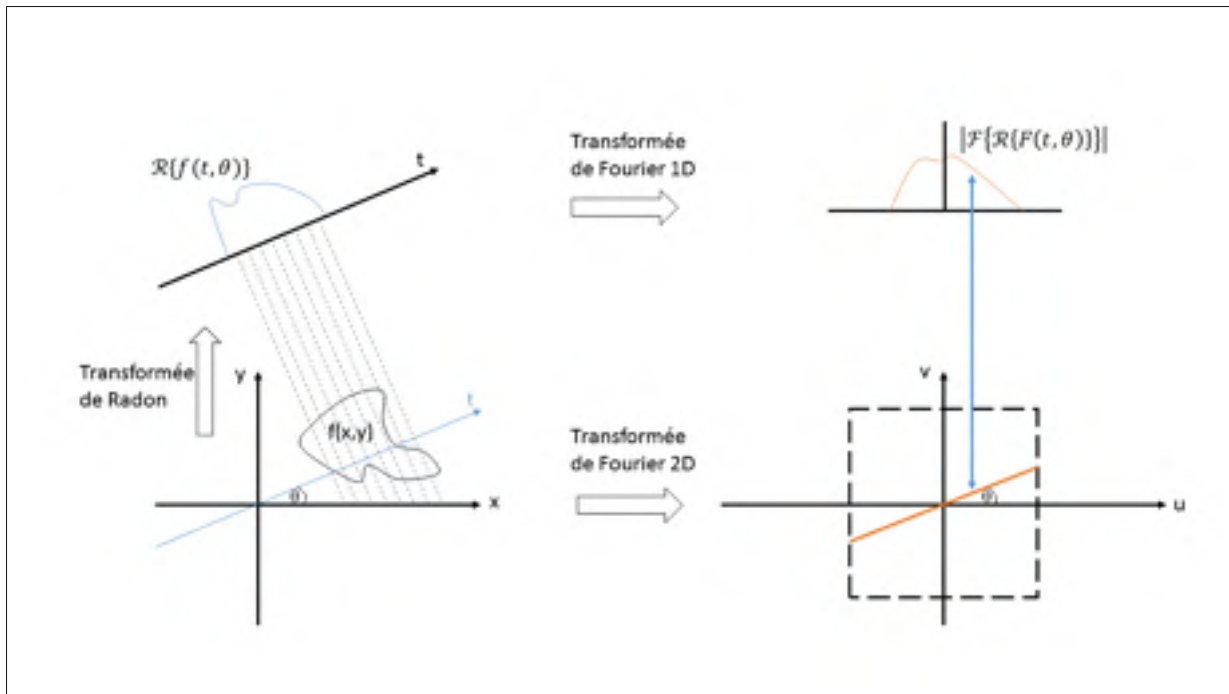


Figure 1.5 Illustration du théorème de la tranche centrale de Fourier. La projection de l'objet $f(x,y)$ à un angle θ s'obtient grâce à la transformée de Radon. En y appliquant une transformée de Fourier 1D, une courbe dont les valeurs correspondent à celles sur l'intersection entre la transformée de Fourier 2D de $f(x,y)$, et une droite d'angle θ passant par l'origine est obtenue. L'espace de Fourier se remplit en utilisant une gamme de θ répartis entre 0 deg et 360 deg

ton émis. Parmi les types d'interaction, celles rencontrées en imagerie CT et CBCT sont les suivantes :

- *L'absorption photoélectrique* se retrouve principalement dans les matériaux de numéro atomique Z élevé, comme les os et les métaux, et pour des photons de basses énergies. Elle consiste en l'absorption du photon par l'éjection d'un électron de valence.
- *La diffusion Compton* décrit la déviation et perte d'énergie d'un photon par collision inélastique avec un électron, est indépendante de Z . Ce phénomène est plus commun pour les photons d'énergies plus élevées.
- *La diffusion Rayleigh* est souvent omise dans les modèles d'atténuation car son occurrence diminue fortement lorsque l'énergie augmente. Elle est causée par la déviation d'un photon par le noyau de l'atome.

Ces trois phénomènes physiques sont ceux contribuant le plus à la valeur du coefficient d'atténuation linéaire μ , qui sert à quantifier la probabilité qu'un matériau absorbe ou dévie un photon le traversant. Le coefficient d'atténuation est utilisé pour calculer une probabilité d'atténuation qui, à l'échelle des très nombreux photons émis pour une radiographie, devient la proportion I de photons qui traverse le matériau en ligne droite. Ce coefficient dépend de l'énergie et du matériau, et est au cœur de la loi de Beer-Lambert :

$$I = I_0 e^{-\int_C \mu(x) dx}, \quad (1.5)$$

où I est l'intensité sortante, I_0 l'intensité émise par la source, C l'objet traversé et $\mu(x)$ le coefficient d'atténuation à un point x dans l'objet.

Cette proportion se calcule typiquement sur des trajectoires linéaires à travers un objet, et on reconnaît que l'intégrale correspond à la transformée de Radon de l'objet. Pour un objet dans lequel les différents matériaux sont clairement délimités sur des distances connues, cette transformée peut être approximée par une somme. La représentation par voxel utilisée numériquement pour discrétiser l'objet mène également à l'utilisation d'une somme sur l'ensemble des voxels traversés.

Il est à noter que le coefficient d'atténuation varie, pour un même matériau, en fonction de l'énergie. En effet, l'effet photoélectrique aura un plus grand impact pour de plus faibles énergies, et l'effet Compton pour les énergies plus grandes. Or, de nombreux algorithmes de reconstruction ne prennent pas en compte la dépendance énergétique de μ pour gagner en temps de calcul. L'équation 1.5 se contente donc de décrire le cas de l'atténuation d'un faisceau monochromatique. Puisqu'il est difficile en pratique de générer physiquement un tel faisceau, cette loi doit être adaptée aux faisceaux polychromatiques des tubes à rayons X :

$$I = \int_E I_0(E) e^{-\int_C \mu(x,E) dx}, \quad (1.6)$$

où I est l'intensité sortante, $I_0(E)$ est l'intensité émise par la source à l'énergie E , C est l'objet traversé et $\mu(x)$ correspond au coefficient d'atténuation à un point x dans l'objet.

1.2.3 Algorithme de reconstruction

La méthode la plus couramment utilisée en routine clinique, notamment pour sa rapidité, correspond à l'approche FDK pour Feldkamp-Davis-Kress (Feldkamp *et al.*, 1984). Elle est basée sur la rétro-projection filtrée (FBP pour *filtered backprojection*), elle-même dérivée de la transformée de Radon.

La rétroprojection filtrée a été développée pour la tomodynamométrie conventionnelle, et a par la suite été adaptée au faisceau conique et au détecteur plan par Feldkamp *et al.* (1984). L'idée consiste à calculer la somme, pour chacun des pixels de l'image, des intensités des projections rétroprojetées dans un espace 2D selon l'angle auquel elles ont été acquises. Visuellement, cela correspond à étaler chaque projection sur toute l'image en suivant l'axe d'acquisition. Elle est largement utilisée pour sa rapidité et son efficacité, mais produit des images très bruitées à basse dose et ne permet pas de prendre en compte la polychromaticité du faisceau, ni d'ailleurs des informations sur le système ou sur l'objet à imager. La figure 1.6 présente un exemple d'utilisation de FDK.

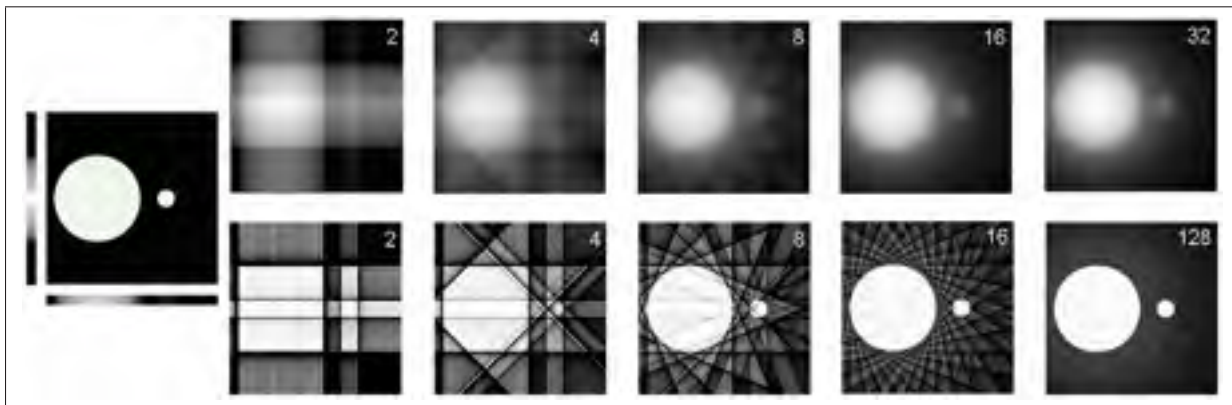


Figure 1.6 Exemple de reconstruction par rétroprojection, sans filtre (haut) et avec filtre (bas) pour 2, 4, 8, 16 et 32 projections

Tirée de *ImPACT Scan* (2005)

Un filtre rampe est appliqué sur l'image dans le domaine fréquentiel afin de compenser le sur-échantillonnage près du centre. Ce dernier est dû à la géométrie circulaire de l'acquisition, qui fait en sorte que le centre du volume est en tout temps traversé par les rayons X alors que les extrémités ne le sont que pour certaines projections. L'effet du filtre sur l'image est de limiter la présence de basses fréquences sur l'image, souvent causes de zones floues, et de mettre en valeur les fréquences plus élevées, comme les frontières entre les différentes structures. Un filtre passe-bas est aussi appliqué afin de limiter l'effet du filtre rampe. Plusieurs filtres sont proposés, tels que Hann, Shepp, Logan, etc.

1.3 Artéfacts

La reconstruction en tomodensitométrie tente de retrouver les densités des tissus traversés le plus fidèlement possible en se basant sur le sinogramme généré lors de l'acquisition. Or, plusieurs phénomènes, tant physiques qu'informatiques, peuvent altérer les densités sur les images, ou même générer de nouvelles structures, compliquant ainsi la tâche d'interprétation de l'image. Ces défauts sont appelés artéfacts, et chaque modalité d'imagerie comporte des artéfacts propres à sa géométrie et aux phénomènes physiques en jeu dans la génération des images. Nous dressons un portrait global des artéfacts retrouvés en tomodensitométrie, puis détaillerons davantage les artéfacts de diffusé et le durcissement de faisceau qui ont un impact important sur la visualisation des tissus mous en CBCT.

1.3.1 Artéfacts généraux

Les **artéfacts de mouvement**, comme leur nom l'indique, proviennent des mouvements du patient lors de l'acquisition, souvent en lien avec la respiration et la déglutition. Ils sont la cause de contours flous, multiples, ou déformés dans l'image.

Les **anneaux** sont quant à eux souvent causés par un élément de détection défectueux. Ainsi, chaque projection contiendra une erreur au même endroit. Étant donné qu'elles sont acquises

sur un cercle centré sur le patient, on assistera à l'apparition d'anneaux sur l'image, là où l'information captée par l'élément défectueux aurait dû être contenue.

Un autre artéfact dépendant du détecteur est l'**aliasing**, qui est causé par un sous-échantillonnage. Il est particulièrement présent en CBCT puisque, à cause de la géométrie conique du faisceau, les voxels les plus près de la source seront traversés par davantage de rayons que ceux plus près du détecteur, et ce pour chaque projection. Cela s'exprime par les lignes divergentes près des extrémités de l'image. Pour éviter l'aliasing, l'acquisition de données brutes doit respecter le théorème d'échantillonnage de Nyquist, qui stipule que la fréquence d'acquisition, soit le nombre de pixels de détection par unité de surface, doit être au moins deux fois plus grande que la fréquence la plus élevée contenue dans le signal. N'ayant pas de contrôle sur la résolution du détecteur, l'*aliasing* limite surtout la résolution spatiale de l'image reconstruite.

Enfin, les artéfacts de **troncature** sont causés par le volume d'acquisition plus petit du CBCT. Cela fait en sorte que plusieurs structures seront traversées par le faisceau, sans toutefois être présentes dans le volume d'intérêt de l'image. Les effets de cet artéfact augmentent près des bords de l'image, et doivent être corrigés numériquement.

1.3.2 Diffusé

Tel que discuté à la section 1.2.2, deux des principales interactions physiques en jeu lors de l'atténuation d'un faisceau sont liés à la diffusion, soit à la déviation des photons lors de leur passage à travers un matériau. Alors que plusieurs photons seront déviés de façon à sortir du patient dans des directions qui n'auront pas d'impact sur la qualité de l'image, plusieurs atteindront tout de même le détecteur. Ces photons seront comptés comme s'ils arrivaient directement de la source, alors que leur trajectoire n'était pas rectiligne.

Ce type d'artéfact a un impact considérable en CBCT à cause de la bidimensionnalité du détecteur, alors que le CT capte les photons diffusés sur un seul axe, celui de son détecteur. La présence du diffusé partout sur le sinogramme entraîne un biais additionnel sur toute l'image, qui lui-même mène à un plus faible contraste. Cela a bien entendu un impact sur la qualité des

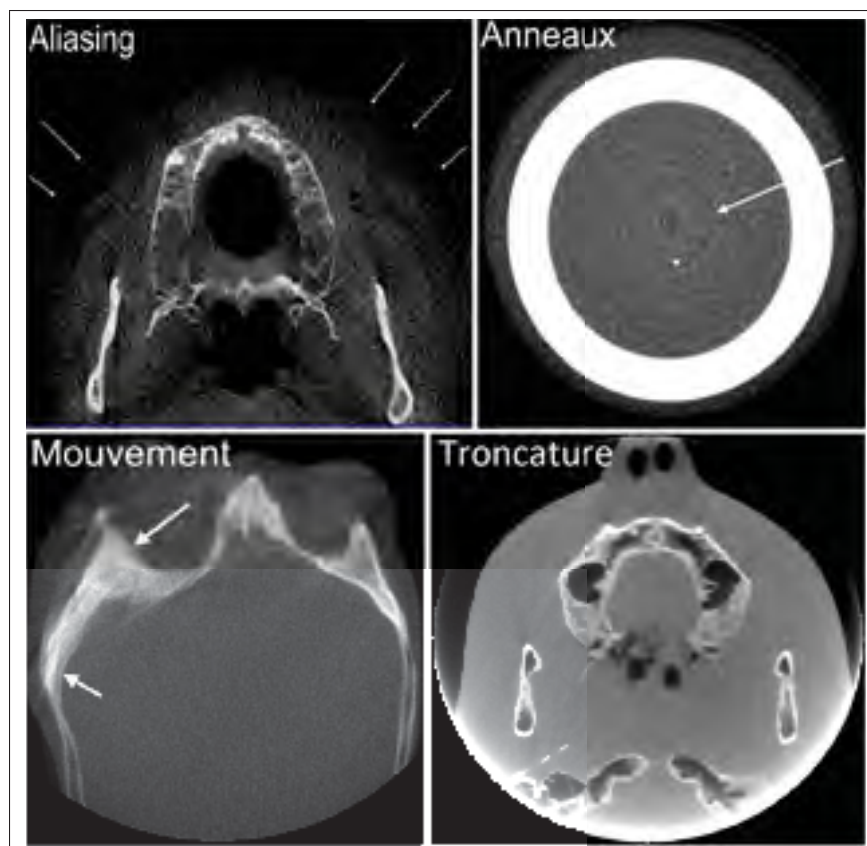


Figure 1.7 Exemples d'*aliasing*, d'anneaux et d'artéfact de mouvement
Tirées de Schulze (2011)

images et donc du diagnostic, particulièrement au niveau des tissus mous. La figure 1.8 illustre la présence de diffusé en CT et en CBCT.

1.3.3 Durcissement de faisceau

Il s'agit d'un phénomène physique découlant du fait que les photons de plus faibles énergies sont plus facilement atténués que ceux de haute énergie, ce qui causera une augmentation de l'énergie moyenne du faisceau entre la source et le détecteur. L'atténuation ne se fait alors plus de façon linéaire en fonction de la densité du matériau traversé, le spectre n'étant pas constant. Les méthodes ne prenant pas cela en compte auront donc tendance à sous-estimer le coefficient d'atténuation, et ce de plus en plus en fonction de l'atténuation subie. Ainsi, les

faisceaux traversant le centre d'un fantôme d'eau cylindrique, par exemple, subiront plus de durcissement que ceux traversant les rebords. Cela se caractérisera par des voxels plus sombres au centre du cylindre, alors que toute l'image devrait être uniforme. Cet artéfact est appelé *cupping*, qui cause de nombreux problèmes lors du diagnostic puisqu'il peut imiter certaines pathologies influençant la densité d'une structure.

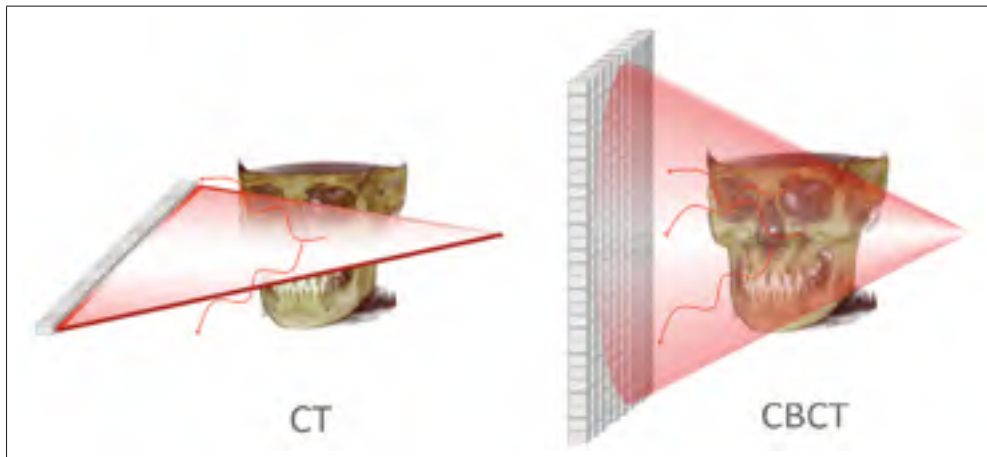


Figure 1.8 Impact de la géométrie du détecteur sur la présence de diffusé sur l'image
Tirée de Scarfe (2008)

Un autre type d'artéfact causé par le durcissement de faisceau est l'apparition de zones sombres entre les structures très denses. Cela est dû à la différence importante entre l'atténuation subie par un faisceau passant par une seule structure dense, et celle subie par un faisceau passant par plusieurs structures denses.

Enfin, le durcissement de faisceau peut exacerber les artéfacts métalliques, discutés au paragraphe suivant, puisque ces derniers causent une augmentation importante de l'énergie moyenne du spectre sur les trajectoires passant par les structures denses. Les artéfacts métalliques proviennent du signal très faible, voire nul, au détecteur sur les trajectoires traversant ces objets. Or, la présence de diffusé, particulièrement en CBCT, ajoute un signal bruité approximativement uniforme sur l'ensemble de l'image. Le nombre de photons détectés sur les trajectoires passant par le métal est donc proportionnellement beaucoup plus grand que celui obtenu par

application direct de l'équation 1.5 à cause du diffusé. Ce phénomène s'exprime par des lignes sombres émanant du métal. Les structures de métal auront donc souvent l'air de rayonner, cachant ainsi toute structure adjacente. La plupart des fabricants d'appareils de tomographie installent un filtre *bowtie* à la sortie de la source. Ce filtre atténue davantage le faisceau en périphérie plutôt qu'au centre, compensant ainsi légèrement pour le durcissement plus important au centre. De plus, ce filtre permet d'arrêter les photons de très basse énergie qui augmenteraient la dose au patient, sans toutefois contribuer à la formation des images.

Dans des cas extrêmes, le durcissement de faisceau mène aux artefacts d'extinction. Ces derniers sont causés par la présence de matériaux très denses dans l'image, typiquement des métaux comme l'or. Schulze *et al.* (2011) estime que le passage à travers une couronne d'or de 2 à 3 mm d'épaisseur atténue le faisceau à 97 %. Le signal au détecteur tomberait ainsi à zéro pour une épaisseur légèrement supérieure, ou après passage à travers un autre matériau dense. Ces valeurs dans le sinogramme sont à l'origine de problèmes importants au cours de la reconstruction par rétroprojection filtrée, ces dernières étant rétroprojetées sur l'image.

1.4 Avantages et désavantages cliniques du CBCT

La géométrie du CBCT lui confère de nombreux avantages cliniques en comparaison avec le CT *fan-beam*. Avec un panneau de détection plus grand et de meilleure résolution, la résolution spatiale est plus élevée, ce qui est particulièrement intéressant pour l'imagerie de très petites structures, telles que celles de l'oreille interne. En effet, le CBCT 5GTM de *NewTom* (Vérone, Italie) a par exemple une résolution spatiale de 150 μm , alors que celle d'un CT conventionnel se situe généralement autour de 600 μm .

La dose au patient est également inférieure, en raison d'une source moins irradiante, mais surtout au fait qu'une seule révolution est effectuée autour du patient. En effet, la dose effective se situe entre 37 et 45 μSv pour le *Newtom 3G*, lors d'une acquisition sur un champ de vue de 12 \times 9 pouces, alors que celles reportées pour le CT se situent davantage autour de 2000

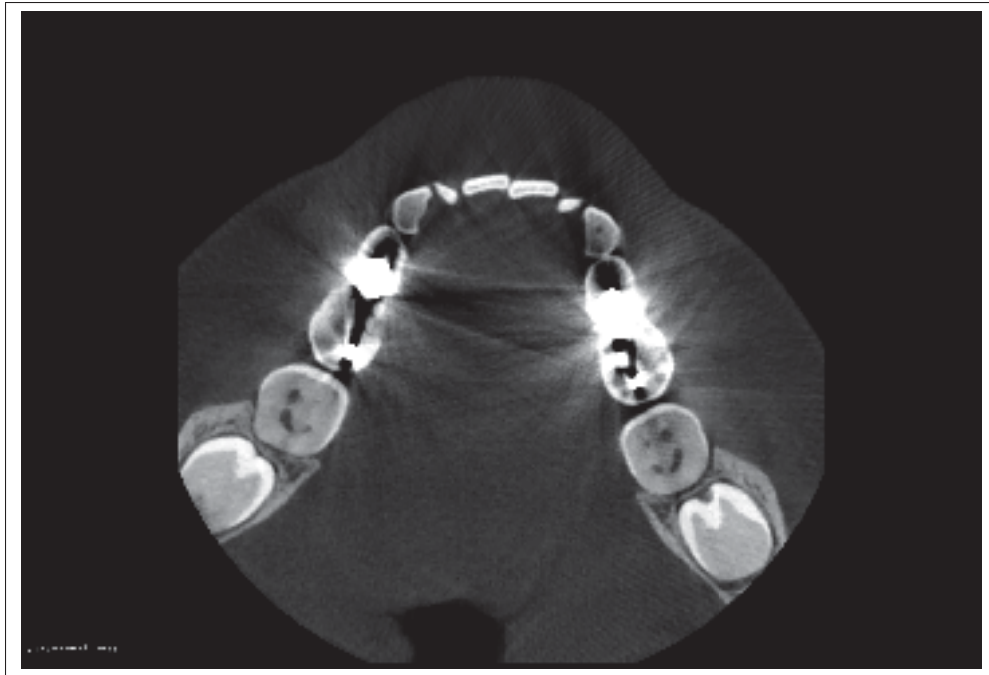


Figure 1.9 Exemple d'artéfacts métalliques provoqués par le durcissement de faisceau. Ce type d'artéfact est très présent en imagerie dento-maxillofaciale

μSv selon Scarfe & Farman (2008). Cela en fait une méthode d'imagerie de choix pour le suivi médical, ou même pour le diagnostic à basse dose.

Pour ce qui est des désavantages, la géométrie d'acquisition et celle du détecteur ont comme inconvénient de limiter le champ d'acquisition. Non seulement le détecteur est moins long que celui à barrettes du *fan-beam*, mais en plus il ne peut scanner sur toute la hauteur du patient. Pour cette raison, le CBCT est principalement utilisé pour l'imagerie du complexe dento-maxillofacial.

Également, tel que discuté à la section 1.3.2, la bidimensionnalité du détecteur en CBCT ajoute un biais supplémentaire à l'image.

La présence de diffusé, en plus des artéfacts de durcissement de faisceau discutés à la section 1.3, impacte sévèrement la résolution en contraste des images, particulièrement au niveau des tissus mous (Scarfe & Farman, 2008). En effet, ces derniers sont visibles, mais peu différen-

tibles entre eux, ce qui limite le diagnostic. Le tableau 1.1 résume les avantages et désavantages du CBCT en comparaison avec le CT.

Tableau 1.1 Résumé des avantages cliniques de chaque géométrie

Caractéristique	CBCT	CT
Résolution spatiale	✓	
Résolution en contraste		✓
Dose au patient	✓	
Champ d'acquisition		✓

Une amélioration du contraste au niveau des tissus mous donnerait donc un avantage significatif au CBCT pour le diagnostic et le suivi au niveau du complexe dento-maxillofacial et des extrémités.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 Fonctions associées aux méthodes de reconstruction itératives

Les différentes méthodes de reconstruction sont chacune composées de plusieurs fonctions leur permettant d'optimiser les caractéristiques voulues pour une application spécifique. Les deux premières, le modèle d'atténuation et le tracé de rayons, servent notamment lors des nombreuses étapes de projection propres aux méthodes itératives. En effet, ces deux composantes de l'équation 1.5 sont nécessaires afin de générer numériquement le sinogramme de l'image en cours de reconstruction.

2.1.1 Modèle d'atténuation

Les modèles d'atténuation servent à décrire la façon dont les photons émis par la source seront absorbés ou diffusés à travers l'objet imagé. De façon générale, il consiste attribuer une paramétrisation physique et mathématique au coefficient d'atténuation. En fonction de la paramétrisation choisie, il est ainsi possible de s'attaquer aux artefacts de diffusé, de durcissement de faisceau, ou même au contraste. Par exemple, FDK définie à la section 1.2.3, approxime μ comme étant constant en fonction de l'énergie. Chaque algorithme utilise donc un modèle comportant les approximations jugées pertinentes.

Il est également important de prendre en compte le type de signal capté par le détecteur, soit l'énergie ou le compte, la sensibilité aux différentes énergies, le spectre d'émission de la source, etc.

2.1.1.1 Unités de Hounsfield

En physique, le coefficient d'atténuation est exprimé en cm^{-1} . En tomographie, c'est habituellement le nombre CT (ou HU pour *Hounsfield Units*) qui est utilisé comme unité. Les

HU découlent directement de l'écart entre le coefficient d'atténuation du tissu concerné et celui de l'eau.

$$HU = 1000 \times \frac{\mu - \mu_{eau}}{\mu_{eau}}. \quad (2.1)$$

Des valeurs approximatives de nombre HU pour les différents types de tissus peuvent être déterminés et servir de seuillage pour la segmentation. Ainsi, de l'os cortical sera typiquement autour de +3000 HU alors que les tissus mous se situeront entre +100 et +300 HU. Le gras, lui, est entre -120 et -90 HU.

2.1.1.2 Modèle d'Alvarez-Macovski

Le modèle proposé par Alvarez & Macovski (1976) a la particularité de prendre en compte la dépendance énergétique des effets Compton et photoélectrique pour décrire la variation du coefficient d'atténuation μ en fonction de l'énergie E :

$$\mu(E) = \phi \cdot \frac{1}{E^3} + \theta \cdot f_{KN}(E), \quad (2.2)$$

où ϕ et θ sont des paramètres correspondant à la contribution des effets respectivement photoélectrique et Compton à l'absorption pour un tissu donné, et f_{KN} est la fonction de Klein-Nishina, qui décrit la probabilité de diffusion d'un photon. On définit :

$$f_{KN}(E) = \frac{1 + \alpha}{\alpha} \left[\frac{2(1 + \alpha)}{1 + 2\alpha} - \frac{1}{\alpha} \ln(1 + 2\alpha) \right] + \frac{1}{2\alpha} \ln(1 + 2\alpha) - \frac{1 + 3\alpha}{(1 + 2\alpha)^2}, \quad (2.3)$$

où $\alpha = E/m_e c$, $m_e c = 511 keV$ étant la masse m_e de l'électron, multiplié par la vitesse de la lumière c .

L'équation de Klein-Nishina est souvent utilisée pour approximer la prévalence de l'effet Compton à une énergie donnée. Quant au premier terme de l'équation 2.2, il correspond à la part d'effet photoélectrique. Ces deux phénomènes sont ainsi pondérés en fonction de l'énergie. Il faut toutefois également prendre en compte le matériau traversé, d'où le rôle des constantes ϕ et θ . Alvarez et Macovski les définissent comme suit :

$$\phi \approx K_1 \frac{\rho}{A} Z^n, \quad n \approx 4 \quad (2.4)$$

et

$$\theta \approx K_2 \frac{\rho}{A} Z, \quad (2.5)$$

où K_1 et K_2 sont des constantes empiriques, ρ est la densité de masse, A est la masse atomique et Z est le numéro atomique.

Étant donné que la valeur de ces variables est généralement fastidieuse à déterminer pour des matériaux aussi complexes que les tissus biologiques, les valeurs des coefficients ϕ et θ sont plutôt approximées par moindre carré sur les courbes d'effet Compton et effet photoélectrique en fonction du coefficient d'atténuation à une valeur d'énergie de référence. Les valeurs calculées peuvent par la suite être utilisées par des algorithmes de reconstruction afin d'identifier les tissus présents dans les images, tel que proposé par De Man *et al.* (2001). Le tableau 2.1 présente les valeurs des paramètres ϕ et θ pour différentes substances à 70 keV.

Bien qu'il date de 1976, ce modèle est toujours reconnu et utilisé aujourd'hui.

2.1.2 Tracé de rayon

La proportion de photons incidents qui seront atténués dépend non seulement du coefficient d'atténuation, mais également de la distance parcourue dans chaque matériau. Étant donné que

Tableau 2.1 Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances. Les données sont extrapolées de la base de données XCOM (Berger *et al.*, 2010)

Substances	θ [1/cm]	ϕ [1/cm]	μ [1/cm]
Air	0,0002	1,7e-05	0,0002
Tissus mous	0,1777	0,0148	0,1935
Eau	0,1783	0,0144	0,1946
Os	0,3109	0,1757	0,4974
Aluminium	0,4274	0,2125	0,6523
Fer	1,3904	5,32734	7,0748

le domaine image est discret et que chaque voxel comprend son propre coefficient, il faudra calculer les longueurs parcourues dans chaque voxel traversé sur toutes les trajectoires rectilignes entre la source et le détecteur. Il s'agit souvent de l'étape la plus lourde en temps et en puissance de calcul d'un algorithme itératif, surtout lorsque l'on tente d'atteindre les niveaux de résolution spatiale requis en clinique.

En connaissant les positions pour chaque acquisition de la source et du détecteur, ainsi que les dimensions et la géométrie de ce dernier, il est possible à l'aide de simples outils de trigonométrie de calculer les longueurs traversées dans chaque voxel. Ce calcul est toutefois fastidieux, et c'est pourquoi d'autres méthodes plus rapides ont été développées, dont celle de Siddon (1985) qui en a inspiré plusieurs autres.

2.1.2.1 Tracé de rayon de Siddon

L'idée est de voir la grille de voxel comme un empilement de plans espacés régulièrement, et de chercher les intersections entre la ligne de trajectoire et ces plans. Pour ce faire, des paramètres α_x , α_y et α_z , dont les valeurs se situent entre 0 et 1, sont calculés de façon à ce qu'ils soient tous égaux à 0 à l'entrée du volume de reconstruction, et à 1 à sa sortie. Ils permettent ainsi de se déplacer sur un segment situé intégralement à l'intérieur du volume à reconstruire. L'intersection avec un plan, par exemple en x , N_x est ensuite calculée par proportionnalité, tout étant linéaire.

$$\alpha_x(N_x) = \frac{X(N_x) - X_1}{X_2 - X_1}, \quad (2.6)$$

où X_1 et X_2 sont respectivement les coordonnées en x du point d'entrée et du point de sortie, et $X(N_x)$ est celle du plan N_x . Les plans étant espacés uniformément de la largeur d'un voxel, ces valeurs sont faciles à calculer.

Ces valeurs sont calculées de la même façon pour tous les plans en x , y et z . Les emplacements des intersections selon les trois axes sont alors fusionnés en ordre croissant de α , ce qui en fait la liste complète des intersections avec les plans. Les longueurs des intersections sont ensuite calculées par simple loi de Pythagore. La dernière étape est de déterminer les indices i , j et k des voxels traversés.

2.1.3 Régularisation

La reconstruction tomodensitométrie est un problème mal posé, particulièrement pour les méthodes itératives qui cherchent souvent à réduire la dose au patient, et donc le nombre de projections. La régularisation est un processus statistique qui permet de pallier le manque de données et ainsi réduire le bruit dans les images reconstruites, ce qui est essentiel dans la cas de la géométrie conique. Deux approches souvent utilisées sont la minimisation de la variation totale (Sidky *et al.*, 2006) et le filtrage par *patch* (Buades *et al.*, 2005).

2.1.3.1 Variation totale

La variation totale est énormément utilisée en tomographie, car elle cherche à minimiser les faibles variations sur des surfaces planes, tout en permettant les variations abruptes aux rebords. Concrètement, cela nous permet d'obtenir des images où les différentes structures sont bien définies et uniformes.

La variation totale de la répartition des coefficient d'atténuation $\|\mu\|_{TV}$ sur une grille 2D est définie comme suit :

$$\|\mu\|_{TV} = \sum_j |\vec{\nabla} \mu_j|, \quad (2.7)$$

où j est l'indice du voxel.

En d'autres termes, il s'agit de la norme du gradient de μ dans l'image complète.

Le critère de régularité peut ensuite être minimisé de plusieurs façons différentes, comme par descente de gradient tel que proposé par Sidky *et al.* (2006).

$$v_j = \frac{\partial \|\mu\|_{TV}}{\partial \mu_j}. \quad (2.8)$$

On obtient alors une matrice v de variation du gradient, que l'on peut soustraire à l'image en cours de reconstruction en la pondérant d'un facteur déterminé empiriquement.

2.1.3.2 Maximum de vraisemblance

Cet estimateur statistique, dans le contexte de la reconstruction d'images CT, s'intéresse au logarithme de la vraisemblance L , calculé comme suit :

$$L = \sum_i (y_i \cdot \ln(\hat{y}_i) - \hat{y}_i), \quad (2.9)$$

où y_i est la valeur du sinogramme pour la ligne de projection i et où \hat{y}_i est la valeur attendue du sinogramme de l'image en cours de reconstruction.

L'idée est ensuite de chercher une répartition des μ_j qui maximise L . Le facteur de mise à jour $\Delta\mu_j$ qui sera apporté à chaque itération peut donc être calculé de la façon suivante :

$$\Delta\mu_j = -\frac{\frac{\partial L}{\partial \mu_j}(\vec{\mu})}{\sum_{h=1}^J \frac{\partial^2 L}{\partial \mu_j \partial \mu_h}(\vec{\mu})} \quad (2.10)$$

Il s'agit de la base de la méthode *Maximum-Likelihood for Transmission tomography* (ML-TR) développée par Nuyts *et al.* (1997).

2.2 Méthodes de reconstruction itératives

L'idée d'une méthode itérative est de partir d'une image initiale, que l'on pose tout en sachant qu'elle est probablement loin de la réalité, et de l'améliorer par incrément jusqu'à ce qu'elle soit suffisamment représentative de l'objet réel. Pour déterminer la valeur de ces incréments, l'image posée doit être transformée de façon à pouvoir être comparée aux données brutes, soit aux projections, et subir une correction en fonction de la comparaison faite. La figure 2.1 illustre le fonctionnement de base d'une méthode de reconstruction itérative.

La première méthode itérative a été développée dans les années 1970. Il s'agit de la *Algebraic Reconstruction Technique* (ART) par Gordon *et al.* (1970), qui se base sur la méthode de Kaczmarz en algèbre linéaire. De nombreux autres algorithmes ont depuis été développés et dépassent en performance celui de Gordon. De façon générale, la force des méthodes itératives réside en leur capacité à intégrer des informations *a priori* sur le système. Cela peut aider à réduire la présence de certains types d'artéfacts, ou même à gagner en précision lors de la reconstruction si suffisamment d'information est détenue sur les structures imagées. Cette capacité à ajouter de l'information permet parfois également de réduire le nombre de projections nécessaires à une reconstruction de qualité, ce qui pourrait mener à une dose de radiation inférieure pour le patient si les protocoles d'acquisition étaient ajustés à ces méthodes.

L'inconvénient des méthodes itératives est qu'une même image doit être traitée à plusieurs reprises. Elles nécessitent donc davantage de puissance de calcul, ce qui se traduit par un temps de reconstruction beaucoup plus élevé. Cela peut être un critère éliminatoire en clinique étant donné qu'il empêche la visualisation des résultats en temps réel (délai de reconstruction) et

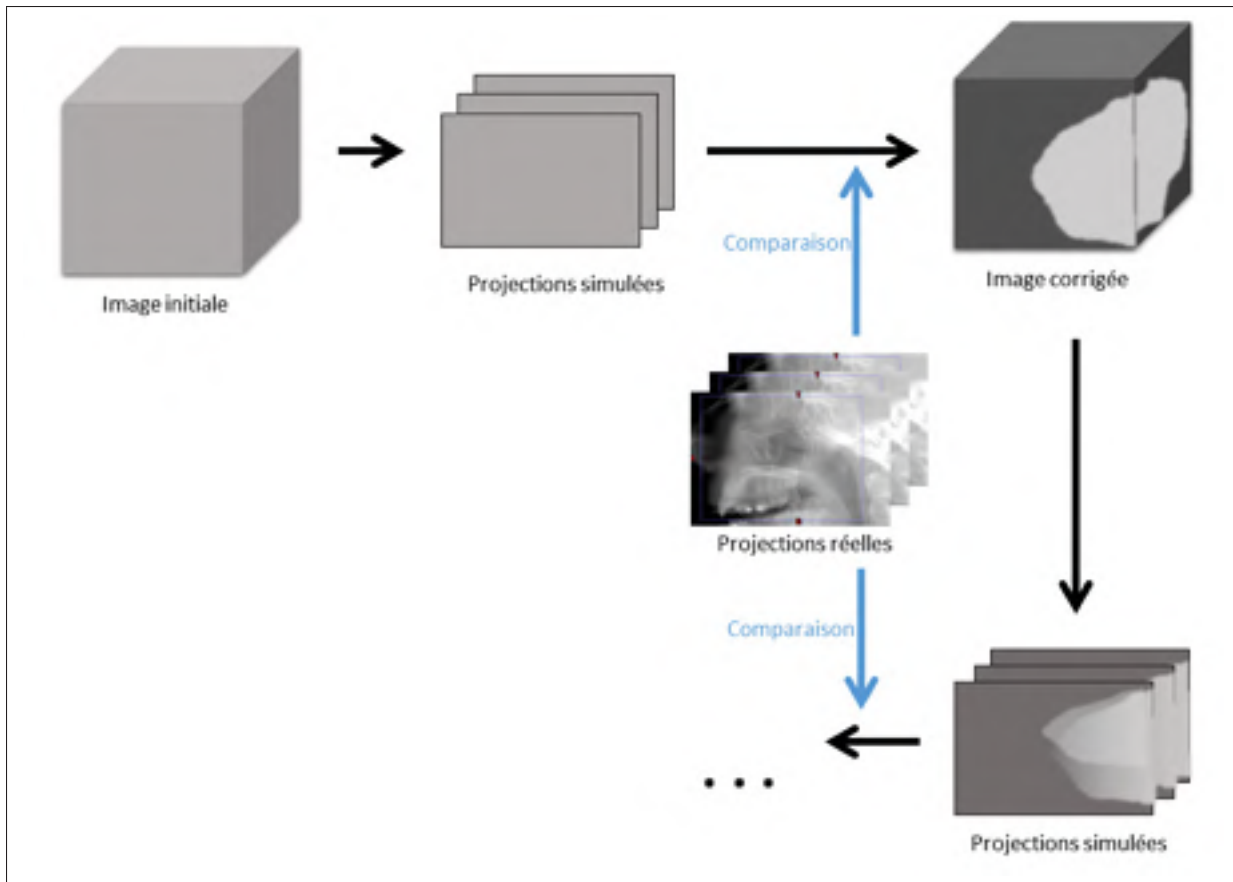


Figure 2.1 Schéma de fonctionnement de base d'une méthode itérative

nécessite l'ajustement de paramètres libres de l'algorithme pour optimiser la qualité d'image. Toutefois, grâce aux performances des cartes graphiques d'aujourd'hui (GPU, pour *Graphics Processing Unit*), la reconstruction itérative devient une solution envisageable, voire avantageuse pour les images cliniques.

2.2.1 Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques ont en commun qu'elles sont constituées de cinq composants principaux :

1. Une initialisation de l'objet à reconstruire.
2. Une modélisation du système qui relie l'objet aux mesures captées.
3. Un modèle statistique qui estime le bruit dans l'image.

4. Une fonction de coût à minimiser. Cette étape inclut généralement une forme de régularisation.
5. Un algorithme solveur cherchant à minimiser la fonction de coût à partir d'une image initiale et d'un critère d'arrêt.

Les choix faits pour chacun de ces composants peuvent varier en fonction de l'équipement à disposition, mais également des structures d'intérêt à imager. Une équipe en orthopédie pourraient ainsi prioriser la réduction des artéfacts métalliques et du bruit pour la visualisation des os et du cartilage et ainsi choisir les paramètres les plus appropriés. Quelques-unes des fonctions existantes associées à ce type de méthodes ont été présentées à la section 2.1

2.2.1.1 Méthode *Ordered-Subset Convex (OSC)*

La méthode convexe s'intéresse au compte de photons au détecteur en modélisant l'atténuation exponentielle par une loi de Poisson. Afin de se rapprocher d'une image satisfaisante à chaque itération, on cherche à maximiser le logarithme de la vraisemblance, qui pour une loi de Poisson dans le contexte de la tomodensitométrie se définit comme suit :

$$L(\mu) = - \sum_i (d_i e^{-t_i} + Y_i t_i), \quad (2.11)$$

où d_i est le compte de photons émis sur la trajectoire allant de la source au détecteur i , l_{ij} est la distance parcourue dans le pixel j sur cette même trajectoire, $t_i = \sum_j l_{ij} \mu_j$ et Y_i est le compte de photons au détecteur i , ou la valeur de projection à ce détecteur.

À partir de cette loi, on peut déterminer la correction du coefficient d'atténuation à l'itération $(n + 1)$. Pour la méthode convexe, son expression est la suivante :

$$\mu_j^{(n+1)} = \mu_j^{(n)} + \mu_j^{(n)} \frac{\sum_i l_{ij} [\bar{y}_i^{(n)} - Y_i]}{\sum_i l_{ij} t_i^{(n)} \bar{y}_i^{(n)}}, \quad (2.12)$$

où $\bar{y}_i^{(n)} = d_i e^{-t_i^{(n)}}$ est la valeur estimée de la projection au détecteur i pour un objet correspondant à l'image en cours de reconstruction.

Cet algorithme est de convergence lente, d'où l'intérêt d'y intégrer la méthode d'accélération par sous-ensembles ordonnées (ou *ordered-subsets*), tel que présenté par Matenine (2017) qui couple OSC à une régularisation par variation totale (OSC-TV). Cette dernière consiste à regrouper les projections dans des sous-groupes de généralement deux ou trois projections, et à actualiser l'image en reconstruction une fois toutes les projections d'un sous-ensemble traitées, ce qui permet de mettre à jour le volume reconstruit plus souvent, d'où l'accélération. De plus, les sous-ensembles sont ordonnés de façon à prioriser les suites de projections les plus orthogonales possible pour éviter la redondance et aller chercher rapidement un maximum d'information dans le sinogramme.

La méthode mène à une réduction des artéfacts en stries, ainsi que du bruit en comparaison avec FDK (Matenine, 2017).

2.2.2 Méthodes basées sur des modèles polychromatiques

Ces méthodes sont généralement itératives, mais ont la particularité de chercher à modéliser de la façon la plus précise possible la physique du système. La modélisation est particulièrement importante pour calculer le facteur de mise à jour à apporter à l'image en cours de reconstruction. En effet, afin de comparer cette dernière aux projections réelles, il est nécessaire de les ramener à une même métrique. L'image posée sera donc projetée numériquement à l'aide de l'équation 1.5, rappelée ci-dessous, ce qui permettra d'obtenir son sinogramme.

$$I = \sum_k I_k e^{-\sum_j \mu_{j,k} x_j},$$

Chaque variable de l'équation doit donc être modélisée adéquatement :

1. I_k est l'intensité de la source à une énergie E_k . Dans le cas d'un algorithme monochromatique, seul $k = 1$ sera admis. Un algorithme polychromatique nécessitera par contre de connaître le spectre d'émission de la source après le filtre métallique qui pré-durcit le faisceau de radiation.
2. x_j est la distance parcourue dans le voxel j . Le calcul des intersections et des distances est souvent l'étape la plus longue et fastidieuse pour les algorithmes, et gagne donc à être implémentée sur GPU.
3. $\mu_{j,k}$ est le coefficient d'atténuation du voxel j à l'énergie E_k , qui correspond directement après transformation à la valeur contenue dans le voxel.

L'équation est simple, mais nécessite de très bien connaître la géométrie du système, et de modéliser de façon adéquate les phénomènes physiques en jeu. En effet, une mauvaise modélisation mènera à des projections erronées, et les facteurs de mise à jour déduits de ce sinogramme ne seront pas fiables. De plus, il faut également connaître le spectre d'émission de la source qui varie en fonction du manufacturier, du modèle et de son utilisation.

Une fois les projections calculées, elles sont comparées aux projections réelles, tirées de la machine, et un facteur de mise à jour est calculé pour chaque voxel. La façon de comparer et le facteur de mise à jour sont souvent propres à la méthode utilisée et varient donc énormément. Les facteurs de mise à jour sont ensuite appliqués directement à l'image initiale pour chaque projection, et l'image initiale corrigée est projetée à nouveau. Ce cycle est répété autant de fois que nécessaire.

L'avantage du *model-based* est qu'une modélisation fidèle mène à des images fidèles. Le désavantage est qu'elles sont fortement basées sur la connaissance du système, et que le gain en qualité d'image est parfois jugé insuffisant face au temps de calcul supplémentaire.

2.2.2.1 Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT (IMPACT)

L'objectif de cet algorithme développé par De Man *et al.* (2001) est d'arriver à déterminer le coefficient d'atténuation de chaque voxel à l'intérieur d'un volume, et ce pour chaque énergie émise par la source. Pour ce faire, il utilise le modèle d'Alvarez-Macovski détaillé en 2.1.1.2 et définit donc $\mu(E)$ comme étant une combinaison linéaire de l'absorption photoélectrique ϕ et de la diffusion Compton θ . À partir de cette définition, deux courbes sont tracées ; $\phi(\mu_{70keV})$ et $\theta(\mu_{70keV})$, respectivement l'effet photoélectrique et la diffusion Compton en fonction du coefficient d'atténuation à une énergie de 70 keV, et ce pour différents matériaux. Il est à noter que n'importe quelle autre énergie aurait pu être choisie. La figure 2.2 présente la courbe de matériaux proposée par De Man.

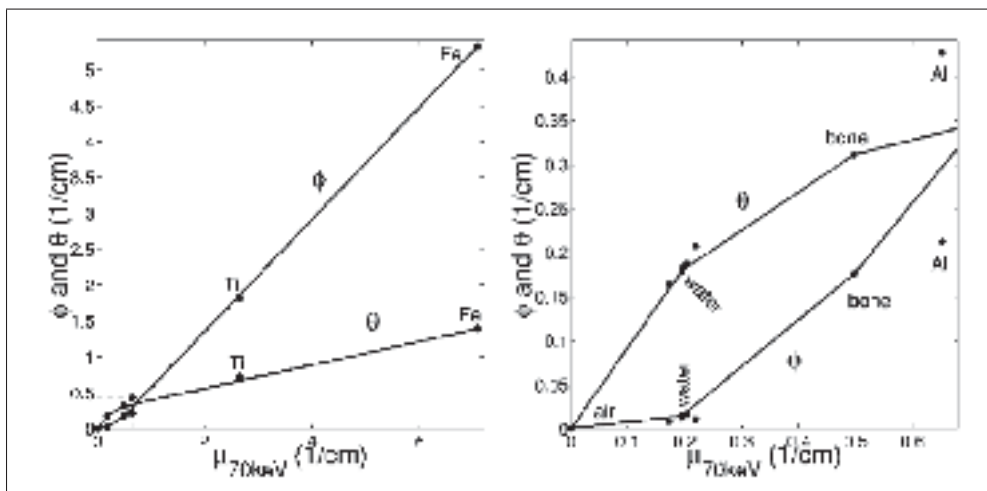


Figure 2.2 Courbe utilisée par De Man pour déterminer la valeur des coefficients $\phi(\mu)$ et $\theta(\mu)$. L'image de droite montre l'agrandissement de la section en pointillé sur l'image de gauche

On fait l'hypothèse que tous les tissus et matériaux se trouvent sur cette courbe. Ainsi, à chaque itération, le μ_j est associé à un facteur Compton et un facteur photoélectrique par interpolation linéaire entre les deux tissus les plus près. De Man modifie ensuite légèrement la définition des paramètres pondérant chaque composante en fonction de l'énergie de façon à tout ramener à une énergie de référence E_0 . En effet, prendre en compte la polychromaticité du faisceau im-

plique qu'il faudra également choisir une énergie à laquelle l'image sera affichée. Le coefficient d'atténuation se calcule alors comme suit :

$$\mu_j(E) = \Phi(E) \cdot \phi_j + \Theta(E) \cdot \theta_j, \quad (2.13)$$

où $\Phi(E) = E_0^3/E^3$, $\Theta(E) = f_{KN}(E)/f_{KN}(E_0)$ et $E_0 = 70keV$. Cette équation est équivalent à l'équation 2.2 si l'on définit les coefficients photoélectrique et Compton comme étant respectivement ϕ/E_0^3 et $\theta \cdot f_{KN}(E_0)$. De Man utilise $E = 70keV$ puisqu'il s'agit d'une énergie à laquelle toute la gamme de tissus humains est normalement bien visible. Le modèle d'atténuation devient alors le suivant :

$$\hat{y}_i = \sum_k b_{ik} \cdot \exp\left(-\sum_j l_{ij}(\phi_j \cdot \Phi_k + \theta_j \cdot \Theta_k)\right), \quad (2.14)$$

où b_{ik} est le signal émis par la source sur la trajectoire i à une énergie k . De Man définit $b_{ik} = I_{ik} \cdot S_k \cdot E_k$, où S_k est la sensibilité du détecteur à l'énergie k .

Ensuite, en combinant le maximum de vraisemblance défini à la section 2.1.3.2 et les coefficients ϕ_j et θ_j trouvés grâce à la courbe de matériaux, l'auteur définit le facteur de mise à jour $\Delta\mu_j^n$ à appliquer à l'image à chaque itération qui prend en compte le profil du spectre d'émission.

$$\Delta\mu_j^n = \frac{\phi'_j \sum_i l_{ij} e_i Y_i^\Phi + \theta'_j \sum_i l_{ij} e_i Y_i^\Theta}{\phi'_j \sum_i l_{ij} M_i + \theta'_j \sum_i l_{ij} N_i}, \quad (2.15)$$

où on définit :

$$M_i = \left(\sum_j l_{ij} \phi'_j\right) \cdot \left(Y_i^{\Phi\Phi} \cdot e_i + \frac{y_i \cdot (Y_i^\Phi)^2}{\hat{y}_i^2}\right) + \left(\sum_j l_{ij} \theta'_j\right) \cdot \left(Y_i^{\Phi\Theta} \cdot e_i + \frac{y_i \cdot Y_i^\Phi \cdot Y_i^\Theta}{\hat{y}_i^2}\right) \quad (2.16)$$

$$N_i = \left(\sum_j l_{ij} \phi'_j \right) \cdot \left(Y_i^{\Phi\Theta} \cdot e_i + \frac{y_i \cdot Y_i^\Phi \cdot Y_i^\Theta}{\hat{y}_i^2} \right) + \left(\sum_j l_{ij} \theta'_j \right) \cdot \left(Y_i^{\Theta\Theta} \cdot e_i + \frac{y_i \cdot (Y_i^\Theta)^2}{\hat{y}_i^2} \right) \quad (2.17)$$

Le calcul des différentes valeurs se fait comme suit pour les facteurs photoélectrique, et de la même façon pour les facteurs Compton en remplaçant les ϕ pour des θ et les Φ pour des Θ :

$$\phi'_j = \left. \frac{\partial \phi}{\partial \mu} \right|_{\mu=\mu_j^n} \quad (2.18)$$

$$e_i = 1 - y_i / \hat{y}_i \quad (2.19)$$

$$Y_i^\Phi = \sum_k \Phi_k \cdot \hat{y}_{ik} \quad (2.20)$$

$$Y_i^{\Phi\Phi} = \sum_k \Phi_k \cdot \Phi_k \cdot \hat{y}_{ik} \quad (2.21)$$

La méthode est testée principalement sur des fantômes de calibration, constitués d'un cylindre d'eau dans lequel de petits cylindres imitant les propriétés de tissus et matériaux ont été insérés. Un fantôme de crâne humain coulé dans l'acrylique est également utilisé pour analyser la réduction du durcissement de faisceau. Une réduction importantes de ces artéfacts est effectivement observée en comparaison avec la méthode FBP pour le *fan-beam* CT.

2.3 Méthodes de correction d'artéfacts

2.3.1 Diffusé

La plupart des corrections logicielles pour le diffusé se font par une simulation de la distribution du bruit par méthode Monte Carlo Mainegra-Hing & Kawrakow (2010). Cela nécessite de bien

modéliser la physique du système, mais également de simuler les trajectoires d'un nombre de photons suffisant pour bien estimer la répartition de la diffusion, pour obtenir un profil suffisamment lisse du biais dû au diffusé. Plusieurs auteurs proposent des versions accélérées sur GPU afin de permettre un temps de calcul plus raisonnable.

Les fabricants de CT placent souvent une grille superposée au détecteur de façon à intercepter les photons dont la provenance n'est pas alignée avec le point focal de la source des rayons X, appelée grille anti-diffusé. Dans le cas de la géométrie conique, la grille atténuerait un faible pourcentage de signal, en plus de cacher certains pixels du détecteur déjà moins sensible que celui du CT.

2.3.2 Durcissement de faisceau

Les méthodes cherchant à éliminer les artéfacts métalliques et les ombres tentent généralement de corriger les images en estimant les erreurs présentes sur le sinogramme. Une idée souvent reprise est de faire une première reconstruction par rétro-projection filtrée, puis de segmenter les structures denses, telles les os, sur l'image reconstruite. Ces structures sont ensuite projetées numériquement et les projections numériques sont pondérées par une valeur empirique puis retirées du sinogramme expérimental, qui est à son tour rétroprojeté. Une autre alternative est de rétroprojeter les projections numériques pondérées et de soustraire directement l'image initiale et l'image des tissus durs. Dans les deux cas, les artéfacts de durcissement de faisceaux, causés par les os et le métal, sont soustraits. Les différents algorithmes fondés sur cette méthode varient principalement entre eux au niveau de la segmentation et de la pondération, comme par exemple ceux de Kyriakou *et al.* (2010) et Hsieh *et al.* (2000).

Pour ce qui est du *cupping*, les machines ont généralement des corrections intégrées qui se basent sur l'atténuation de l'eau. Cette correction permettra de pondérer le sinogramme en prenant légèrement en compte la dépendance énergétique du coefficient d'atténuation. Les valeurs de pondération sont généralement déterminées de façon empirique, typiquement via une transformation qui vise à redresser le *cupping* dans le fantôme constitué d'un cylindre d'eau.

2.4 Synthèse

Nous cherchons une méthode qui permettra la réduction des artéfacts de durcissement de faisceau et la visualisation des tissus mous sur les images CBCT. Une large variété d’algorithmes de reconstruction existe déjà en tomographie, notamment dans la catégorie des méthodes itératives. Les méthodes adaptées à la géométrie conique sont toutefois beaucoup plus rares, et s’attaquent principalement à la problématique du bruit dans les images, comme par exemple la méthode OSC-TV proposée par Matenine *et al.* (2015b).

Les méthodes de correction post-reconstruction pour les artéfacts de durcissement de faisceau nécessitent quant à elles une étape de segmentation et un ajustement empirique qui ne conviennent pas à la diversité des cas rencontrés en imagerie dento-maxillofaciale.

La méthode IMPACT semble prometteuse pour tenter de réduire les artéfacts de durcissement de faisceau et d’arriver à différencier les tissus mous, mais a été développée pour le *fan beam* CT et n’est pas directement applicable à une géométrie conique. Les détecteurs CT et CBCT comportent également quelques différences dans leurs propriétés et une adaptation de la méthode est donc nécessaire afin de répondre à la problématique identifiée.

Les objectifs et hypothèses posés pour l’adaptation de la méthode IMPACT à la géométrie conique sont présentés au chapitre suivant.

CHAPITRE 3

PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES

3.1 Problématique

Les méthodes de reconstruction présentement utilisées en CBCT n'effectuent pas les corrections sophistiquées requises par la nature du système de détection à grand panneau plat, ce qui réduit considérablement le contraste des tissus mous. En effet, elles se concentrent généralement d'avantage sur la problématique du diffusé ou bien sur la rapidité de la reconstruction. D'autres approches se consacrent davantage au durcissement de faisceau, mais il s'agit principalement de méthodes post-traitement qui nécessitent une étape de segmentation et un seuillage des différents tissus présents sur l'image. En CT, quelques approches tentent de modéliser la polychromaticité du faisceau afin de traiter à la source les artéfacts de durcissement de faisceau. Elles sont toutefois rares car elles demandent davantage de temps de calcul, ainsi qu'une bonne connaissance du système.

Avec les ordinateurs actuels et les cartes graphiques associées, l'accélération de la reconstruction afin d'obtenir des délais acceptables en clinique devient envisageable, ouvrant ainsi la porte à des modèles beaucoup plus adaptés à la physique complexe de l'atténuation des rayons X. Pour l'instant, le faible contraste et les nombreux artéfacts affectent de façon négative le diagnostic ainsi que la modélisation des structures dans un contexte de planification chirurgicale.

3.2 Objectifs

En fonction de la problématique et de la revue de la littérature, voici les trois objectifs identifiés pour le projet :

1. Implanter l'algorithme IMPACT tel que développé par De Man *et al.* (2001).
2. Adapter l'algorithme IMPACT à la géométrie conique (IMPACT+).

3. Évaluer le potentiel d'IMPACT+ à faire de la reconstruction quantitative et à permettre la différenciation des tissus mous en CBCT.

L'algorithme de De Man semblant être le plus prometteur dans le cadre de notre projet, notre objectif global est d'évaluer son potentiel et sa pertinence en imagerie CBCT.

3.3 Hypothèses

Les objectifs définis précédemment se basent sur les hypothèses suivantes, qui à leur tour découlent de la revue de la littérature :

1. Un algorithme de reconstruction polychromatique augmentera le contraste en diminuant la présence d'artéfacts dûs au durcissement de faisceau, dans la mesure où nous estimons adéquatement le spectre d'émission.
2. La reconstruction quantitative est possible en CBCT moyennant une modélisation suffisamment précise et juste du système, de sa géométrie et du mode d'acquisition.
3. Les méthodes itératives sont les plus adaptées au problème car elles permettent l'intégration d'information a priori, dont le spectre de la source. Grâce à la régularisation, elles permettent également de réduire le bruit, et donc d'augmenter le contraste, ainsi que de réduire nombre de projections nécessaires à la reconstruction.

CHAPITRE 4

MÉTHODOLOGIE

Cette section détaille la méthode développée et utilisée pour la résolution de la problématique et des objectifs identifiés au chapitre précédent. En premier lieu, nous détaillons le fonctionnement global de l’algorithme et nommons l’ensemble des fonctions utilisées. Ensuite, nous définissons les modifications apportées à la méthode de De Man *et al.* (2001) afin de s’adapter à la problématique du CBCT. Enfin, nous définissons les données, les algorithmes et les métriques utilisées pour la validation de notre méthode dans le contexte des objectifs fixés.

4.1 Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CBCT

Notre méthode se base en grande partie sur celle développée par De Man *et al.* (2001), excepté pour les aspects discutés à la section 4.2. La figure 4.1 schématise le fonctionnement global de l’algorithme Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CBCT (IMPACT+).

À chaque début d’itération, $\phi(\mu)$, $\theta(\mu)$, $\Phi(E)$ et $\Theta(E)$ sont calculés pour chaque voxel de l’image en cours de reconstruction et stockés dans les matrices p , t , P et T . Pour chaque sous-ensemble, les longueurs d’intersection avec les voxels, les valeurs de la projection, e_i , Y_i^Φ , $Y_i^{\Phi\Phi}$, Y_i^Θ , $Y_i^{\Theta\Theta}$, $Y_i^{\Phi\Theta}$, M_i et N_i sont calculées pour chaque ligne de projection de chaque projection. Les facteurs de correction $\Delta\mu_j^{(n)}$ sont ensuite accumulés dans une matrice de correction jusqu’à ce que toutes les projections du sous-ensemble soient traitées. L’image en cours de reconstruction est alors actualisée et on passe au sous-ensemble suivant. Un filtre médian est appliqué sur l’image entre certaines des itérations. La fréquence à laquelle il est appliqué est déterminée de façon empirique afin de limiter le bruit tout en conservant des contours nets. Une fréquence trop grande mènera effectivement à des contours flous, alors qu’une fréquence trop faible ne suffira pas à réduire le bruit dans l’image. La fréquence déterminée empiriquement pour nos reconstruction est d’un filtrage toutes les cinq itérations.

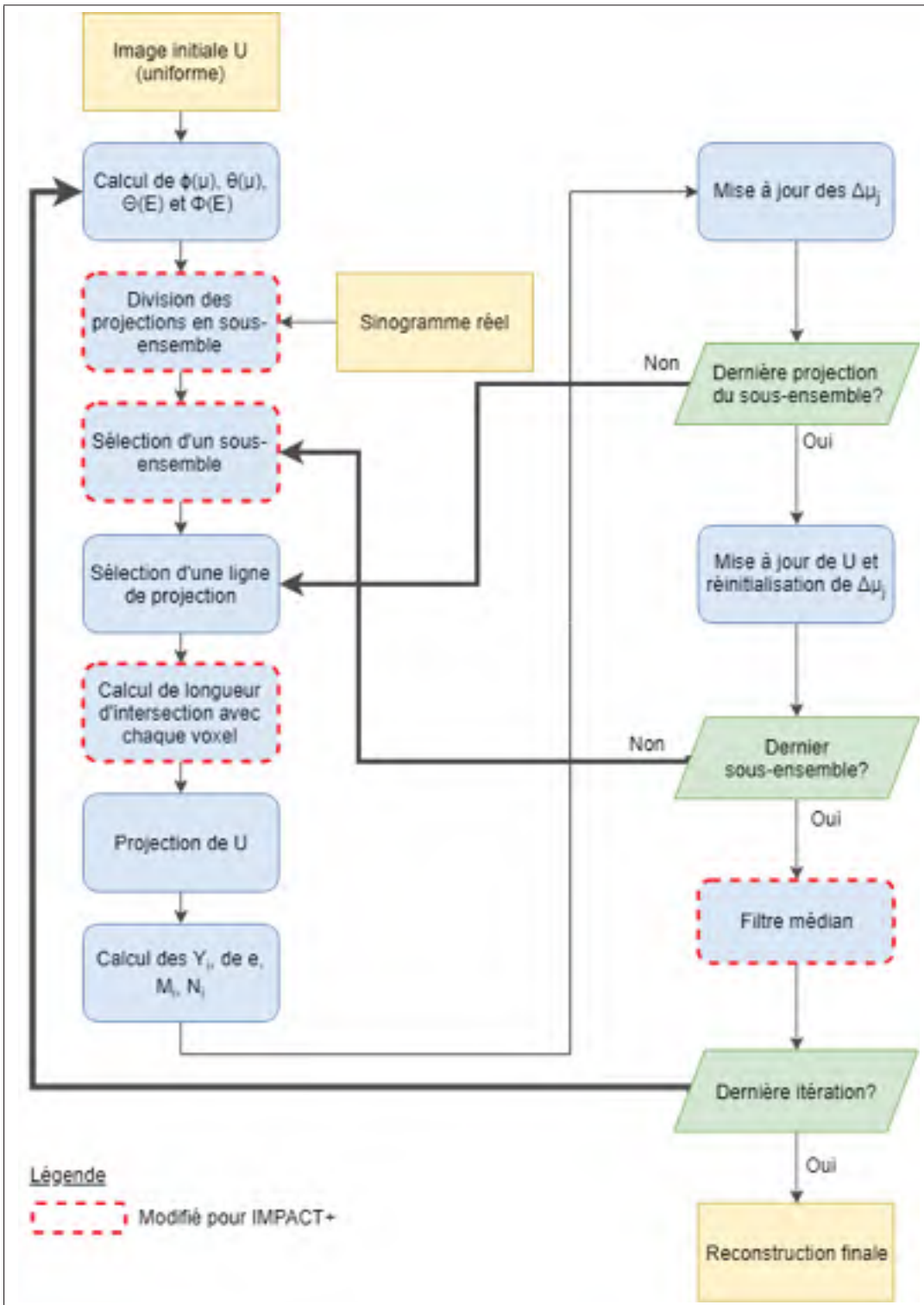


Figure 4.1 Organigramme de l'algorithme IMPACT+. Les contours rouges indiquent une étape modifiée ou ajoutée pour s'adapter à la géométrie conique

Les équations mathématiques utilisées pour déterminer le facteur de correction du coefficient d'atténuation sont les mêmes que celles utilisées par De Man, soit les équations 2.15 - 2.21. Les modifications apportées concernent principalement les aspects touchant à la géométrie, l'accélération par sous-ensembles ordonnés et les courbes de matériaux $\phi(\mu)$ et $\theta(\mu)$.

4.2 Modifications apportées

4.2.1 Adaptation à la géométrie conique avec détecteur à panneau plat

La fonction gérant la majorité de l'information sur la géométrie conique est celle en charge du tracé de rayon. En effet, en plus de travailler avec un faisceau conique, et donc tridimensionnel, elle doit également tenir compte d'un détecteur plan. Sachant que la distance entre deux éléments sur le détecteur est constante, cela implique que ni la distance entre la source et le détecteur, ni l'angle entre deux trajectoires de rayon adjacentes n'est constant. Dû aux limitations en temps de calcul, seule la tranche centrale est reconstruite dans le cadre de ce projet. Cette tranche est soumise à la même quantité de diffusé que si le volume entier était reconstruit, et doit prendre en considération les spécificités du détecteur. Le tracé de rayon tridimensionnel n'est donc pas utilisé, mais la méthode utilisée en 2D est généralisable. La figure 4.2 présente un schéma de la géométrie et de ses variables.

L'angle β_i entre la normale, perpendiculaire au détecteur, et l'élément de détection i se trouve simplement par trigonométrie :

$$\beta_i = \tan^{-1} \left(\frac{X_i}{S} \right), \quad (4.1)$$

où S est la longueur de la normale, calculée à partir des positions de la source et du détecteur, et X_i est la distance entre le point de contact de la normale et le centre du détecteur i . On calcule $X_i = n_i \cdot \Delta x$, où Δx est la largeur d'un élément de détection et n_i est le nombre d'éléments séparant l'élément i et l'élément traversé en son centre par la normale.

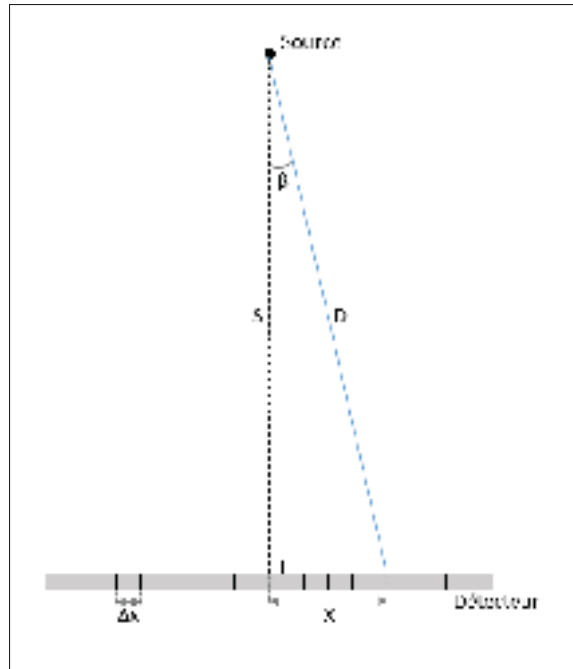


Figure 4.2 Schéma géométrique pour l'adaptation à la géométrie conique

La distance entre le centre de l'élément et la source est alors calculée de la façon suivante :

$$D_i = \sqrt{S^2 + X_i^2}. \quad (4.2)$$

4.2.2 Modèle d'acquisition

Le modèle d'atténuation utilisé par De Man est présenté à l'équation 2.14. Il est représentatif d'un signal acquis par un élément de détection d'un CT. Ce signal est dépendant en grande partie du facteur b_{ik} , dans lequel l'énergie est pondérée par son intensité. En effet, tel que mentionné à la section 1.4, le signal transmis par les détecteurs à barrettes dépend de l'énergie incidente.

En CBCT, le détecteur mesure plutôt le compte de photon, soit simplement I_k . Afin d'intégrer le sinogramme à l'algorithme, il faut donc y ajouter une pondération par l'énergie, le rendant

ainsi équivalent au modèle de De Man. En connaissant le spectre de la source, les projections expérimentales \hat{y}_i sont modifiées comme suit :

$$\hat{y}_i = \hat{y}_i \cdot \sum_k b_{i,k} \quad (4.3)$$

Nous avons approximé la sensibilité du détecteur comme étant constante en fonction de l'énergie et égale à 1, étant donné qu'il est extrêmement difficile de déterminer la sensibilité exacte de ce dispositif.

4.2.2.1 *Half-fan*

Le *half-fan* fait référence au fait que, afin de compenser pour la petite taille du détecteur CBCT, ce dernier est légèrement décalé perpendiculairement au patient de façon à imager un plus grand rayon. Le figure 4.3 illustre ce décalage.

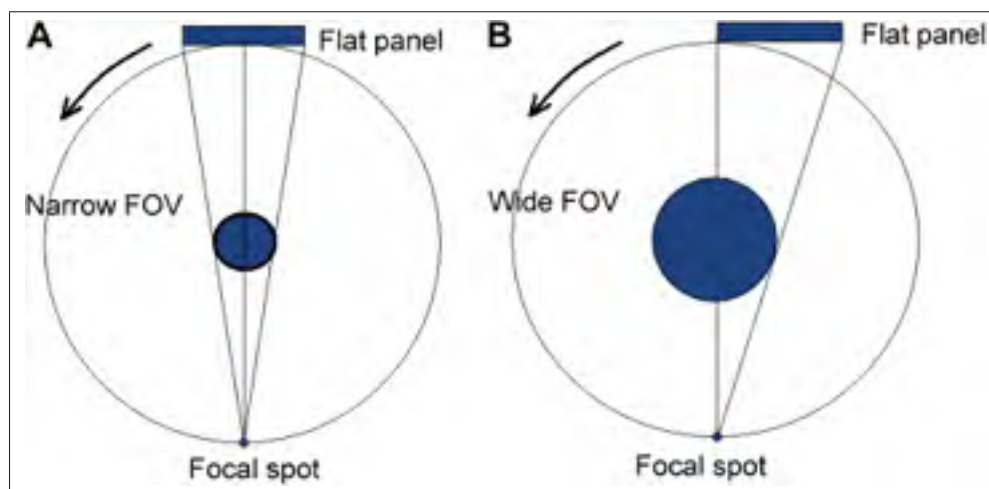


Figure 4.3 Différences entre les géométries *full-fan* (à gauche) et *half-fan* (à droite)

Tirée de Scarfe (2009)

Cela induit un décalage de tous les éléments de détection, qu'il faut prendre en compte lors du tracé de rayon. Pour les fantômes assez petits, nous avons pu ignorer le *half-fan* en supprimant

du sinogramme les éléments de détection n'ayant pas d'élément placé symétriquement par rapport à la normale. Pour les fantômes trop gros, nous prenons en compte qu'il y a plus d'éléments de détection d'un côté de la normale que de l'autre.

4.2.2.2 Spectre

La méthode IMPACT+ nécessite de connaître le spectre d'émission de la source afin de prendre en compte le coefficient d'atténuation des tissus aux différentes énergies présentes dans le faisceau.

Dans notre cas, le spectre a été généré par incréments de 1 keV à l'aide de l'application SRS-78 (Carney *et al.*, 1997). Cette dernière requiert la prise en compte de l'angle de l'anode du tube à rayons X, son filtrage et sa tension de crête. Nous obtenions ainsi le spectre présenté à la sous-figure 4.4(a).

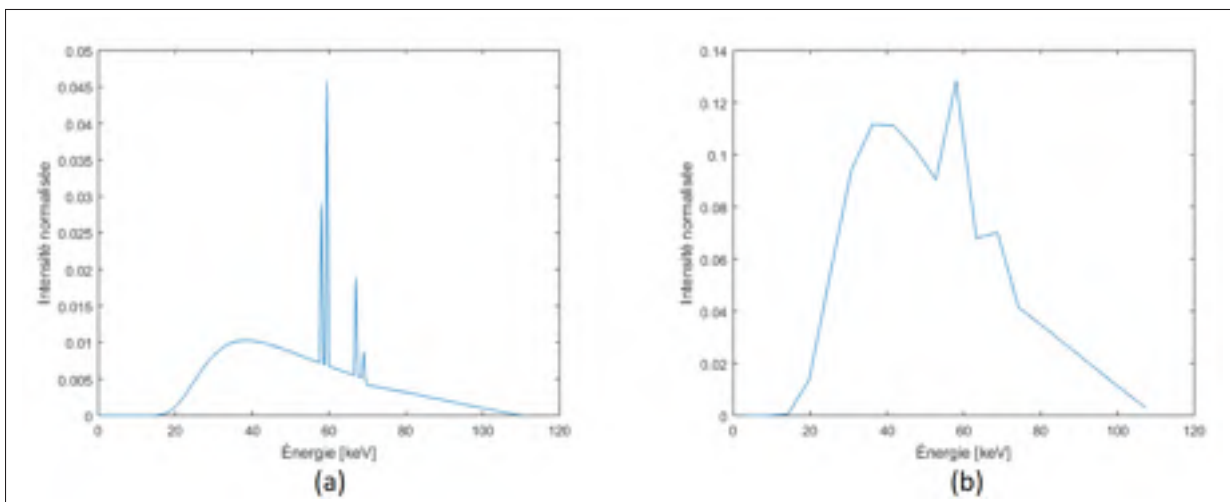


Figure 4.4 (a) Spectre généré à l'aide du logiciel SRS-78 pour les acquisitions CBCT.
(b) Spectre CBCT réduit à 20 énergies

Lors de la reconstruction, ce spectre a été simplifié afin de pouvoir faire le calcul sur uniquement 20 énergies et ainsi sauver du temps de calcul. Ce nombre a été déterminé empiriquement de façon à maximiser la réduction du durcissement de faisceau tout en minimisant le nombre

d'énergies, et donc le temps de calcul. Le spectre simplifié a été généré en intégrant sous la courbe autour des 20 énergies (sous-figure 4.4(b)).

4.2.3 Courbe de calibration

Afin de reconstruire des images par le biais du modèle d'Alvarez- Macovski, les courbes $\phi(\mu)$ et $\theta(\mu)$ sont utilisées de façon à de prendre en compte la variation du coefficient d'atténuation selon le matériau et l'énergie. De Man utilise les valeurs pour l'air, l'eau, l'os et le fer présentées au tableau 2.1 et rappelées ci-dessous, et sélectionne un sous-ensemble de matériaux en fonction de l'objet imagé.

Tableau 4.1 Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV utilisés par De Man *et al.* (2001) pour différentes substances

Substances	θ [1/cm]	ϕ [1/cm]	μ [1/cm]
Air	0,0002	1,7e-05	0,0002
Eau	0,1783	0,0144	0,1946
Os	0,3109	0,1757	0,4974
Fer	1,3904	5,32734	7,0748

Les résultats préliminaires que nous avons obtenus en utilisant cette même courbe étant légèrement décalés de la réalité, nous avons testé deux autres courbes afin d'étudier leur impact sur les coefficients d'atténuation reconstruits :

1. Courbe de De Man mise à jour. Les valeurs utilisées par De Man datant de 2001, nous avons mis à jour celles des matériaux d'intérêt à l'aide de la base de données XCOM de la *National Institute of Standards and Technology* (NIST, Berger *et al.* (2010)). Nous avons utilisé des tableaux de coefficients d'atténuation en fonction de l'énergie pour chaque matériau du tableau 2.1, et trouvé numériquement les coefficients ϕ et θ correspondants en ajustant la courbe donnée par l'équation 2.13. Le tableau 4.2 présente les valeurs obtenues.
2. Courbe basée sur le fantôme de calibration *Gammex* Modèle 467, par *Gammex Inc.* (Middleton, WI). Nous avons calculé les paramètres de la même façon que pour la courbe pré-

Tableau 4.2 Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances.

Substances	θ [1/cm]	ϕ [1/cm]	μ [1/cm]
Air	1,824E-04	1,272E-05	1,9692E-04
Eau	0,1785	0,01388	0,1929
Os	0,2867	0,163	0,4522
Fer	1,404	4,682	5,8687

cédente, mais en utilisant les matériaux présents dans le fantôme *Gammex*. Ce dernier est décrit plus en détails à la section 4.3.1.3.

Tableau 4.3 Coefficients d'atténuation, d'effet Compton et d'effet photoélectrique à 70 keV pour différentes substances.

Substances	θ [1/cm]	ϕ [1/cm]	μ [1/cm]
Air	1,824E-04	1,272E-05	1,9692E-04
Sein	0,1643	8,358E-03	0,1737
Foie	0,1728	1,299E-02	0,1869
CB2-30%	0,2162	5,505E-02	0,2724
CB2-50%	0,2432	0,1011	0,3455
Os cortical	0,276	0,1544	0,4316
Fer	1,404	4,682	5,8687

4.2.4 Intégration des sous-ensembles ordonnés

Les méthodes itératives ont comme principal désavantage qu'elles nécessitent un temps de calcul largement supérieur à celui des approches FDK. Il est possible de réduire ce temps de calcul en implémentant les algorithmes sur GPU et en utilisant des ordinateurs plus puissants, mais certaines méthodes permettent aussi directement d'améliorer la convergence de l'algorithme. Ainsi, un nombre d'itérations inférieur est nécessaire à une reconstruction satisfaisante de l'image. Dans le cadre de ce mémoire, la méthode utilisée pour améliorer la convergence d'IMPACT+ repose sur l'utilisation de sous-ensembles ordonnés. Cette méthode consiste à choisir un ordre optimal dans lequel traiter les projections lors du calcul de la matrice de

correction à appliquer à l'image. Cette opération s'effectue en choisissant à tour de rôle les projections les plus perpendiculaires possibles afin de limiter la redondance d'information.

Le principal enjeu consiste à diviser les projections en un nombre déterminé de sous-ensembles de façon à prioriser les suites de projections perpendiculaires. Nous effectuons cette étape simplement à l'aide du nombre de sous-ensemble. Plus le nombre de projections par sous-ensemble est faible, plus le facteur d'accélération est grand. Pour les reconstructions effectuées dans le cadre de ce projet, nous avons ainsi utilisé le plus petit diviseur entier du nombre total de projection comme nombre de projections par sous-ensemble, ce qui revient généralement à trois projections dans le cadre de ce mémoire. Pour la dernière itération, nous inversons toutefois le nombre de projections par sous-ensemble et le nombre de sous-ensembles afin de réduire la dégradation de l'image causée par l'accélération en la lissant, selon les observations de Beekman *et al.* (2001).

Une fois le nombre de sous-ensembles déterminé, les acquisitions peuvent se représenter sous la forme d'un cercle divisé en sections, dont le nombre correspond au nombre de projections par sous-ensemble. Ainsi, dans notre cas, le cercle est divisé en 3. Chaque projection de la première section a une projection correspondante dans chaque autre section, toutes espacées à intervalle régulier. Ces projections forment un des sous-ensembles utilisés pour la reconstruction. La figure 4.5 illustre cette répartition des projections.

Une fois chaque projection attribuée à un sous-ensemble, il reste à déterminer dans quel ordre traiter ces derniers afin de maximiser la convergence, l'idée étant d'avoir un minimum de redondance entre deux sous-ensembles consécutifs. Pour ce faire, chaque projection de la première section se fera attribuer un indice qui correspondra à sa position dans le vecteur d'ordre de projections.

La fonction cherche le plus grand espace libre composé de projections subséquentes dont l'ordre n'a pas encore été attribué, et affecte à la projection centrale de cet espace l'indice suivant. Si deux espaces ont la même taille, la fonction choisit aléatoirement lequel sera traité en premier. De cette fonction, un vecteur contenant les indices ordonnés de la première projec-

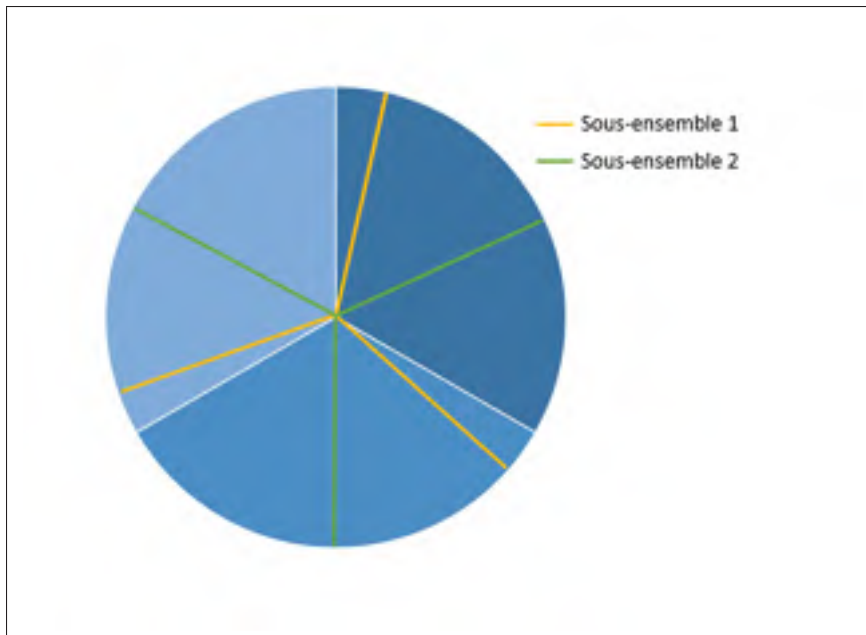


Figure 4.5 Division des projections avant de les répartir par sous-ensemble. Les lignes de même couleur indiquent les angles d'acquisition des projections faisant partie d'un même sous-ensemble. La division du cercle en tiers permet de s'assurer que les projections seront réparties de façon uniforme

tion de chaque sous-ensemble à traiter est récupéré. Il ne reste alors qu'à chercher les projections correspondantes dans les autres sections, sachant qu'elles sont toutes espacées de $360/(nb \text{ de projections par sous-ensemble})$.

4.3 Ajustement et validation de la méthode

4.3.1 Données d'ajustement et de validation

Quatre types de fantômes ont été utilisés afin de générer les sinogrammes à reconstruire et ainsi valider et ajuster au besoin différents aspects de la méthode. Ils sont utilisés en ordre de complexité, de façon à jalonner l'optimisation vers une utilisation clinique. Le tableau 4.4 résume les paramètres d'acquisition utilisés pour chaque fantôme, tel que le champ d'acquisition (FOV pour *Field of View*) et la taille des pixels reconstruits.

Tableau 4.4 Protocoles d'acquisition des sinogrammes CBCT réels et taille des pixels sur les reconstructions.

Provenance du sinogramme	Diamètre du FOV [cm] × couverture axiale [cm]	Taille des pixels reconstruits [mm × mm]
Cylindre d'eau	8×8	1,5×1,5
Fantôme avec marche	15×5	0,6×0,6
<i>Gammex</i>	18×16	1,2×1,2
Tête canine	18×16	0,6×0,6
Patient	18×16	0,45×0,45

4.3.1.1 Cylindre d'eau

Ce fantôme est simplement constitué d'une bouteille en plastique mince de 11 cm de diamètre et remplie d'eau. Le petit diamètre permet de tronquer le sinogramme afin de reconstruire sans avoir à considérer le *half-fan*. Il s'agit du premier fantôme sur lequel nous avons testé notre méthode, nous permettant d'évaluer les aspects suivants :

- Réduction du *cupping* : le diamètre du fantôme est petit, mais assez gros pour observer la présence de *cupping* avec les méthodes de reconstruction monochromatiques.
- Reconstruction quantitative d'un matériau simple : le coefficient d'atténuation de l'eau est connu et proche de celui des tissus mous.
- Adaptation à la géométrie du système : comparaison qualitative de l'image reconstruite à l'image attendue.

Deux versions de ce fantôme ont été utilisées. La première est le **fantôme réel**, placé dans la machine et utilisé pour générer le sinogramme expérimental. La deuxième est le **fantôme simulé**, généré en segmentant une reconstruction du fantôme réel et en attribuant aux voxels les coefficients d'atténuation voulus. Une fois le fantôme créé, le sinogramme est généré numériquement sur l'ensemble du spectre estimé, avec le coefficient d'atténuation donné pour chaque énergie, afin de représenter le plus fidèlement possible la réalité. Le durcissement du faisceau et le rayonnement diffusé n'ont pas été pris en compte lors de la simulation du sinogramme.

4.3.1.2 Fantôme avec marche

Le fantôme avec marche est similaire au cylindre d'eau, excepté qu'il a un plus grand diamètre et qu'il contient un quart de tranche de téflon (PTFE, pour polytétrafluoroéthylène). Il sert des objectifs semblables à ceux du fantôme précédent :

- Réduction du *cupping* : que l'on peut ici observer dans l'eau et dans le téflon.
- Reconstruction quantitative de deux matériaux : le téflon est utilisé car il est facilement accessible et usinable. Il n'est toutefois pas sur la courbe de matériaux de De Man, ni sur les nôtres étant donné qu'il ne se comporte pas comme un tissu. Il permet tout de même d'évaluer comment IMPACT+ se comporte avec un matériau inhabituel.
- Impact sur la résolution spatiale aux frontières entre l'eau et le téflon.

Ce fantôme a également été utilisé en **réel** et en **simulé**. Dans le cas numérique, le matériau du coin a toutefois été modifié pour correspondre à l'os, afin d'avoir des valeurs de coefficient d'atténuation plus près des valeurs retrouvées en clinique. Le fantôme et le sinogramme numériques ont été générés de la même façon que le cylindre d'eau.

4.3.1.3 Fantôme de calibration *Gammex*

Le fantôme le plus pertinent pour l'analyse des résultats, une fois les bases de la méthode validées, est le fantôme de calibration *Gammex* Modèle 467 (*Gammex Inc.*, Middleton, WI). Il s'agit d'un cylindre d'acrylique dans lequel sont insérés 8 cylindres dont la densité correspond à celle d'un tissu ou matériau donné. Ainsi, nous avons utilisé les cylindres suivants : eau, cerveau, foie, sein, CB2 Resin - 30% CaCO₃, CB2 Resin - 50% CaCO₃, sein, os trabéculaire et os cortical. Ayant pris en compte le *half-fan*, ce fantôme permet d'évaluer les aspects suivants :

- Reconstruction qualitative d'images cliniques : la présence de plusieurs types de tissus différents et de structures plus complexes que celle des deux précédents fantômes permet d'évaluer le potentiel clinique de la méthode.
- Reconstruction quantitative de tissus biologiques : les propriétés physiques des cylindres étant les mêmes que celles de tissus correspondants, ils permettent d'évaluer le potentiel à

retrouver les coefficients d'atténuation correspondant à ceux de XCOM et ainsi de différencier les tissus mous les uns des autres.

- Réduction des artefacts de durcissement de faisceau : la présence d'objets denses sur l'image cause habituellement des traces sombres, en raison du durcissement de faisceau.
- Courbes de calibrations : la variété de tissus permet d'évaluer la pertinence de la courbe de calibration utilisée.

La figure 4.6 présente la position de chacun des matériaux du fantôme de calibration, ainsi que les régions d'intérêt sur lesquels ont été calculés les coefficients d'atténuation pour chaque reconstruction.

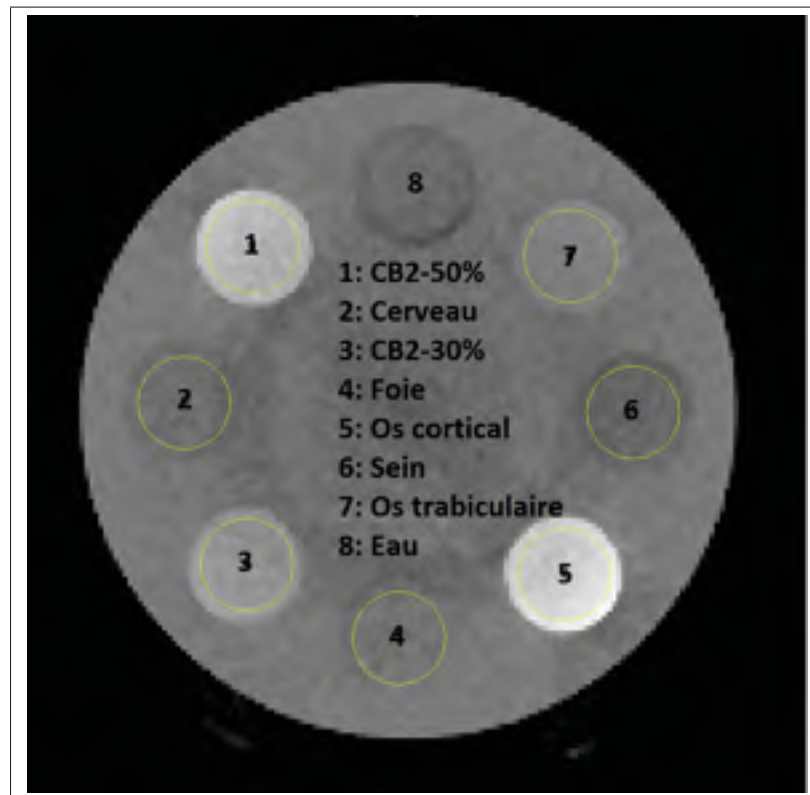


Figure 4.6 Matériaux et régions d'intérêts du fantôme de calibration *Gammex*

Ce fantôme a uniquement été utilisé sous forme réelle.

4.3.1.4 Reconstructions cliniques

Deux ensembles de données brutes représentatives de situations cliniques ont été utilisées afin de valider la pertinence clinique d'IMPACT+. Le premier ensemble utilisé correspond à une tête de spécimen canin obtenue de l'animalerie du Centre de recherche du CHUM (CRCHUM). Le deuxième est un ensemble de données CBCT et CT d'un même patient utilisées rétrospectivement et anonymisées. Ces données sont représentatives cliniquement et permettent donc d'évaluer le potentiel d'IMPACT+.

Tout comme pour les fantômes réelles, les reconstructions cliniques ont été faites à partir des données brutes tirées du NewTom 5G, présenté à la section suivante.

4.3.2 *NewTom 5G*

Toutes les acquisitions de sinogrammes réels ont été faites avec le CBCT 5G™ de *NewTom* (Vérone, Italie) de la plateforme d'imagerie expérimentale du CRCHUM (figure 4.7). Cet appareil utilise le logiciel de reconstruction *NNT* qui fait appel à la méthodologie FDK. Le volume maximal imagé est un cylindre de 18 cm de diamètre par 16 cm de hauteur. La distance focale au détecteur est de 970 mm, et la distance minimale qui le sépare du patient est de 150 mm.

Le voltage maximal du tube est de 120 kV pour 18,3 mA, mais son utilisation clinique se fait uniquement à 110 kVp. L'anode est en tungstène avec un angle de 15 degrés. Le filtrage total correspond à 4,4 mm d'aluminium.

L'utilisation d'un CBCT et de ses routines cliniques pour l'acquisition de sinogrammes représente un avantage considérable pour l'analyse de la pertinence de notre méthode. En effet, cela nous permettra d'évaluer son impact réel sur les images cliniques.



Figure 4.7 CBCT 5GTM de *NewTom* (Vérone, Italie)

4.3.3 Algorithmes de comparaison

Deux algorithmes ont été utilisés en comparaison d'IMPACT+ ; l'un est représentatif des algorithmes FDK et l'autre des approches itératives.

Le premier, **FDK-TV**, correspond à la rétroprojection filtrée classique, mais avec la régularisation TV présentée à la section 2.1.3.1. Cette dernière permet de traiter le bruit dans les images, les rendant plus lisses que celles obtenues par FDK. La raison pour laquelle nous avons ajouté cette régularisation est que les méthodes de reconstruction implémentées par les fabricants comprennent toujours des corrections propres à l'appareil afin de compenser certains de ses défauts. Les détails des algorithmes n'étant toutefois pas disponibles au public, la régularisation selon le procédé TV permet d'avoir des images plus proches de celles délivrées par les constructeurs.

L'algorithme itératif utilisé est **OSC-TV**, tel que développé par Matenine *et al.* (2015b). Il consiste globalement en un couplage de la méthode OSC présentée à la section 2.2.1.1 et de la régularisation TV, qui permet de lisser les images souvent plus bruitées, générées à l'aide des

sous-ensembles ordonnés. Cette méthode, bien qu'itérative, ne tient pas compte des caractéristiques polychromatiques du faisceau. Elle devrait donc mener à des artefacts de durcissement de faisceau, ce qui nous permettra d'évaluer les améliorations possibles à partir de notre méthode.

Ces deux algorithmes sont utilisées pour toutes les données, excepté les données patient. Pour ces dernières, IMPACT+ est comparé aux algorithmes actuellement utilisés en clinique, d'une part l'algorithme du fabricant en CBCT avec *NNT*, puis à une reconstruction CT du même patient. Toutes les données utilisées sont anonymisées et obtenues de façon rétrospectives. Leur utilisation dans le cadre de ce mémoire est approuvée par les comités d'éthique du CHUM et de l'ÉTS. L'image CT a une résolution inférieure à celle du CBCT et l'acquisition ne s'est pas faite selon le même angle. La comparaison est donc faite en identifiant des structures anatomiques uniformes sur des tranches similaires et en analysant la valeur des voxels.

4.3.4 Métriques de validation

La principale métrique utilisée est le **coefficient d'atténuation**. En effet, dans l'optique d'arriver à différencier les tissus mous les uns des autres, il faut arriver non seulement à réduire la présence d'artefacts, mais également à déterminer la valeur de μ de façon précise, et ce pour chaque voxel. Nous calculons ainsi le coefficient d'atténuation moyen sur une région circulaire de plus grand rayon possible sur une zone uniforme, tout en excluant les bords de la région.

Pour l'évaluation du *cupping* sur les deux premiers fantômes, nous avons sélectionné une ligne centrale de l'image afin d'avoir le **profil d'intensité** sur cette tranche. Nous avons ensuite déformé une parabole dont l'équation générale est la suivante :

$$\mu(x) = a(x - b)^2 + c. \quad (4.4)$$

Cette parabole est ajustée au profil d'intensité afin d'en évaluer le paramètre de courbure a , et donc l'intensité du *cupping*.

Le coefficient reconstruit par IMPACT+ correspond à $\mu(E = 70keV)$, alors que ceux reconstruits par OSC-TV et FDK-TV sont des coefficients effectifs par rapport au spectre d'émission complet. Afin de comparer les résultats de façon plus équitable, et également d'évaluer la précision des courbes $\phi(\mu)$ et $\theta(\mu)$, nous comparons les valeurs de μ_{Eff} . Ces derniers sont déterminés en calculant le coefficient d'atténuation pour chaque énergie du spectre à l'aide de l'équation 2.14, où l'on fait alors varier la valeur de E . Une fois tous les $\mu(E)$ calculés, nous en faisons une somme pondérée par l'intensité du spectre normalisé, ce qui nous donne un coefficient d'atténuation effectif pour chaque voxel de l'image reconstruite. Quant à la valeur théorique, le coefficient d'atténuation du matériau voulu est exporté de la base de données NIST pour chaque énergie du spectre. Une somme pondérée permet encore une fois d'obtenir le coefficient effectif.

Dans le cas des comparaisons avec *NNT* et le CT, les valeurs des voxels ne sont toutefois pas exprimées en cm^{-1} , mais plutôt en HU dans le cas du CT, et en unité de gris pour le CBCT (CBHU pour *Cone Beam Hounsfield Unit*). L'équation 2.1 définit la relation entre ces unités, mais utilise les coefficients d'atténuation effectifs de l'eau et de l'air, qui dépendent du spectre d'acquisition. Or, le spectre utilisé par le CT n'est pas connu, et les valeurs effectives d'atténuation ne sont donc pas directement compatibles entre les deux machines. Il n'est donc pas possible de comparer directement les valeurs de coefficients d'atténuation d'IMPACT+ avec celles du CT et du CBCT, ou encore de calculer les erreurs sur ces deux dernières. Une relation linéaire reliant les coefficients d'atténuation théorique en cm^{-1} et les HU peut être déterminée par ajustement sur la courbe afin de permettre le passage d'une unité à une autre. Nous utilisons ainsi l'air, le muscle et l'os. Les coefficients n'étant toujours pas directement comparables, il est alors possible de calculer d'autres métriques associées au contraste.

Enfin, afin de déterminer si notre méthode permet d'obtenir un meilleur contraste au niveau des tissus mous, il nous faut mesurer ce dernier et le comparer avec celui résultant d'une reconstruction effectuée par *NNT*. Pour cela, nous mesurons le **ratio contraste sur bruit** (CNR, pour *Contrast to Noise Ratio*), présenté à l'équation 4.5, que nous appliquons au masséter, un des muscles masticateurs situé dans la joue, et aux tissus adipeux adjacents.

$$CNR = \frac{2(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}, \quad (4.5)$$

où σ_1 et σ_2 sont les écarts types des coefficients d'atténuation des structures 1 et 2 à distinguer. Ces coefficients sont mesurés sur des zones uniformes à l'intérieur des structures anatomiques choisies. Afin de comparer adéquatement le contraste pour les différentes méthodes, nous utilisons les images CT et NNT traduites en cm^{-1} .

Le contraste direct est difficilement mesurable étant donné qu'il est rapidement affecté par tout décalage des valeurs, même linéaire. Pour être en mesure de le comparer, nous normalisons les trois images afin de placer les valeurs sur une échelle allant de 0 à 100, où 0 correspond à l'air et 100 correspond à l'émail des incisives. Sur ces images, l'écart entre les valeurs de coefficient pour le masséter et les tissus adipeux de la joue est calculé et comparé directement afin d'approximer le contraste sans prendre en considération le bruit.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Les résultats sont divisés en quatre sections, correspondant aux différents fantômes utilisés pour valider la méthode. Toutes les reconstructions IMPACT+ utilisent la courbe de calibration de De Man mise à jour. Les reconstructions avec les autres courbes sont présentées à la section 5.4.2.

5.1 Cylindre d'eau

5.1.1 Résultats

Les images reconstruites pour le cylindre d'eau sont présentées à la figure 5.1. Les reconstructions obtenues par FDK-TV semblent plus bruitées que celles calculées par IMPACT+. Les coefficients d'atténuation reconstruits par les deux méthodes monochromatiques semblent également en moyenne plus élevés que ceux reconstruits par IMPACT+. Les coefficients d'atténuation sont présentés au tableau 5.1 pour les six reconstructions, ainsi que l'erreur relative associée, sachant que $\mu_{eau}(E = 70keV) = 0,1929$ et que $\mu_{Eff,eau} = 0,1298$.

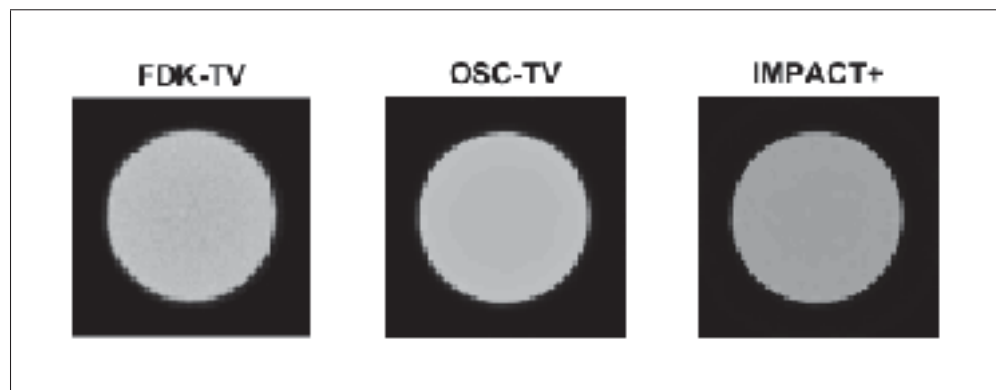


Figure 5.1 Images reconstruites par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ pour le cylindre d'eau (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 3]$)

Tableau 5.1 Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstructions du cylindre d'eau

Matériau	μ_{th}	FDK-TV		OSC-TV		IMPACT+	
		$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur
Eau	0.1298	0.216 $\pm 0,004$	66%	0.217 $\pm 0,004$	67%	0.118 $\pm 0,001$	8%

Le profil d'intensité effective de la colonne de voxels centrale est ensuite tiré de chaque image (figure 5.2).

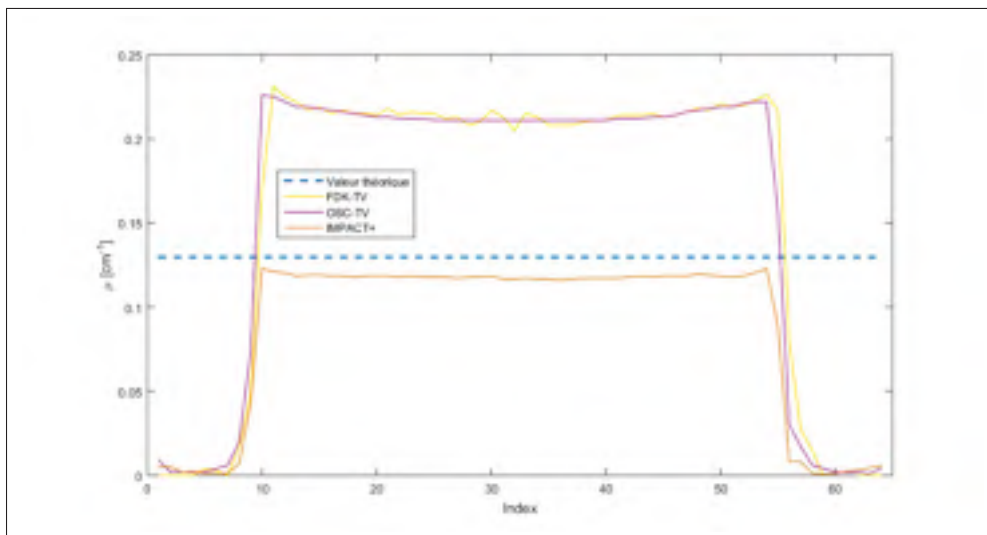


Figure 5.2 Profils de la tranche centrale des cylindres d'eau reconstruits par les trois différentes méthodes. La ligne pointillée bleue correspond à $\mu_{Eff,eau}$

Le paramètre de courbure, tel que défini à l'équation 4.4 est alors calculé sur chaque plateau afin d'évaluer le *cupping* (tableau 5.2).

Tableau 5.2 Paramètre de courbure sur le plateau des reconstructions du cylindre d'eau

FDK-TV	OSC-TV	IMPACT+
$a = (3,2 \pm 1,0) \times 10^{-5}$	$a = (2,28 \pm 0,10) \times 10^{-5}$	$a = (1,31 \pm 0,16) \times 10^{-5}$

Afin d'obtenir davantage d'informations relatives à la reconstruction quantitative, au bruit et au *cupping*, ainsi que de valider la transformation en coefficients d'atténuation effectifs, nous sommes intéressés à la distribution des coefficients d'atténuation dans la région d'intérêt, pour μ_{70kev} puis pour μ_{eff} . Le diagramme à moustache présenté à la figure 5.3 illustre cette distribution pour une reconstruction d'IMPACT+ à 70 keV.

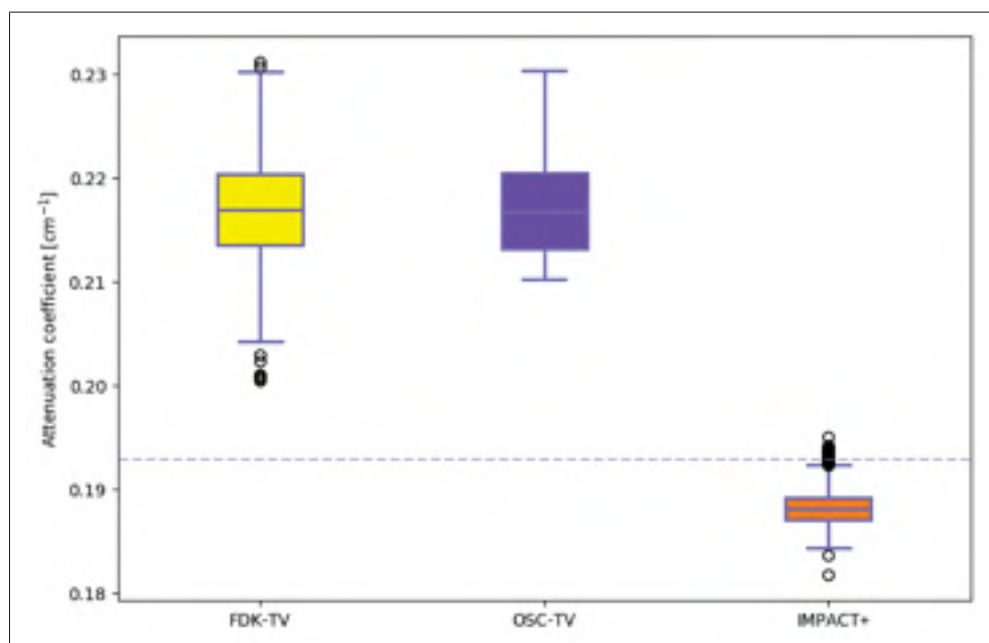


Figure 5.3 Distribution des coefficients d'atténuation reconstruits à 70 keV dans le cylindre d'eau. La ligne pointillée représente la valeur théorique du coefficient d'atténuation de l'eau à 70 keV

La figure 5.4, quant à elle, illustre cette même distribution, mais avec un coefficient d'atténuation effectif pour IMPACT+ et pour la valeur théorique.

5.1.2 Discussion

Les résultats quantitatifs semblent indiquer qu'IMPACT+ permet de faire de la reconstruction quantitative. En effet, les coefficients d'atténuation reconstruits par IMPACT+ sont à la fois plus près de la valeur théorique et de distribution plus étroite que ceux reconstruits par OSC-

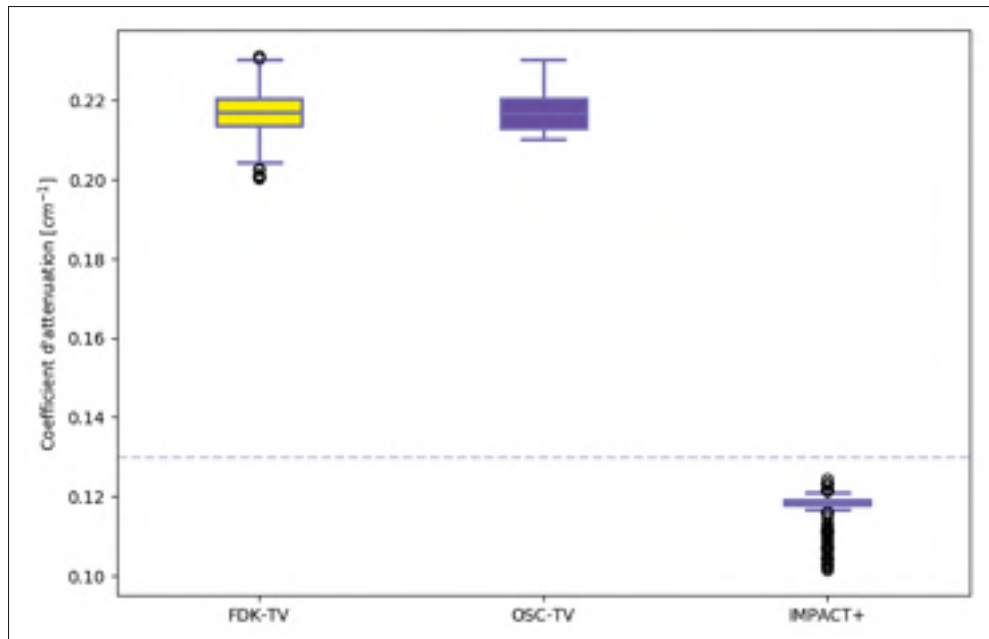


Figure 5.4 Distribution des coefficients d'atténuation effectifs dans le cylindre d'eau. La ligne pointillée représente la valeur théorique du coefficient d'atténuation effectif de l'eau

TV et FDK-TV. La modélisation du système est donc plus proche de la réalité, mais le petit écart pourrait signifier que l'algorithme traite le diffusé comme du durcissement de faisceau. En effet, la méthode de De Man a été développée en premier lieu pour le CT, qui est beaucoup moins affecté par les problématiques de diffusé que le CBCT. Or, tel que discuté à la section 1.3, le diffusé cause une augmentation du signal au détecteur dépendant peu des structures traversées. Or, un signal plus fort sera associé à un coefficient d'atténuation plus faible, particulièrement si la part de diffusé est négligée dans l'algorithme.

IMPACT+ semble également bien traiter le *cupping* et arrive à presque entièrement l'éliminer, surtout si ces résultats sont comparés à ceux des méthodes monochromatiques. Ces résultats sont donc très prometteurs quant à la possibilité de réduire les artéfacts de durcissement de faisceau en général.

En comparant les distributions des figures 5.3 et 5.4, une augmentation générale de l'erreur avec la transformation en μ_{eff} est observée. Pour OSC-TV et FDK-TV, cela pourrait signifier que les

valeurs reconstruites ne correspondent pas exactement à un coefficient effectif sur l'ensemble du spectre, ou alors que notre estimation du spectre n'est pas suffisamment proche de la réalité. Quant à IMPACT+, cette observation pourrait indiquer que le modèle proposé par De Man *et al.* (2001) (voir l'équation 2.14) n'est peut-être pas complètement compatible avec la géométrie conique. Nous continuerons tout de même d'utiliser cette méthode de comparaison puisqu'elle semble impacter toutes les données de la même façon et qu'il s'agit de la meilleure équivalence dont nous disposons.

5.2 Fantôme avec marche

5.2.1 Résultats

La figure 5.5 présente les reconstructions obtenues pour le fantôme avec marche, simulé et réel, comprenant respectivement une marche composée de tissus osseux ou encore de téflon.

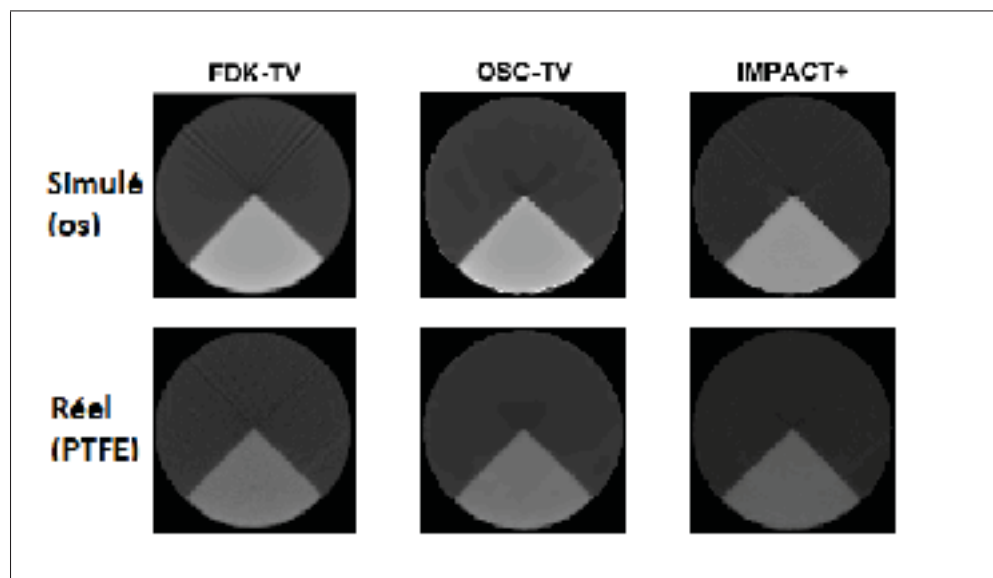


Figure 5.5 Reconstructions par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ du fantôme avec marche réel, avec PTFE et du fantôme simulé avec os (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 3]$)

Une réduction des artefacts ainsi qu'une meilleure netteté des images est obtenue pour les méthodes itératives. Toutefois, le coefficient d'atténuation calculé pour le PTFE avec IMPACT+ présentait des erreurs relativement plus importantes (voir tableau 5.3).

Tableau 5.3 Coefficients d'atténuation à énergie effective et erreurs pour les reconstructions du fantôme avec marche

Matériau	μ_{th}	FDK-TV		OSC-TV		IMPACT+	
		$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur
Eau numérique	0,1298	0,189 $\pm 0,005$	46%	0,189 $\pm 0,004$	46%	0,132 $\pm 0,0003$	1,7%
Os numérique	0,5687	0,467 $\pm 0,010$	18%	0,467 $\pm 0,01$	18%	0,582 $\pm 0,004$	2,3%
Eau réelle	0,1298	0,206 $\pm 0,006$	59%	0,204 $\pm 0,004$	57%	0,123 $\pm 0,002$	5%
PTFE réel	0,5027	0,364 $\pm 0,004$	28%	0,364 $\pm 0,004$	28%	0,306 $\pm 0,002$	39%

Quant aux profils d'intensité, ils sont présentés aux figures 5.6 et 5.7. Par rapport aux méthodes basées sur un faisceau monochromatique, une réduction plus importante du *cupping* a été observée avec IMPACT+.

Les courbes sont cohérentes avec les résultats présentés au tableau 5.3. La courbe obtenue avec IMPACT+ semble cohérente avec les données théoriques pour le fantôme numérique avec os, mais présente toutefois un écart important par rapport aux valeurs de coefficient d'atténuation correspondant au PTFE réel.

5.2.2 Discussion

Une différence importante entre les performances d'IMPACT+ sur fantôme réel et simulé est constatée. En effet, l'os semble être beaucoup mieux reconstruit que le téflon. Cela est probablement dû au fait que la courbe de calibration utilisée par De Man ne contient pas le téflon. Une des explications serait que ce matériau ne se comporte pas comme les tissus biologiques.

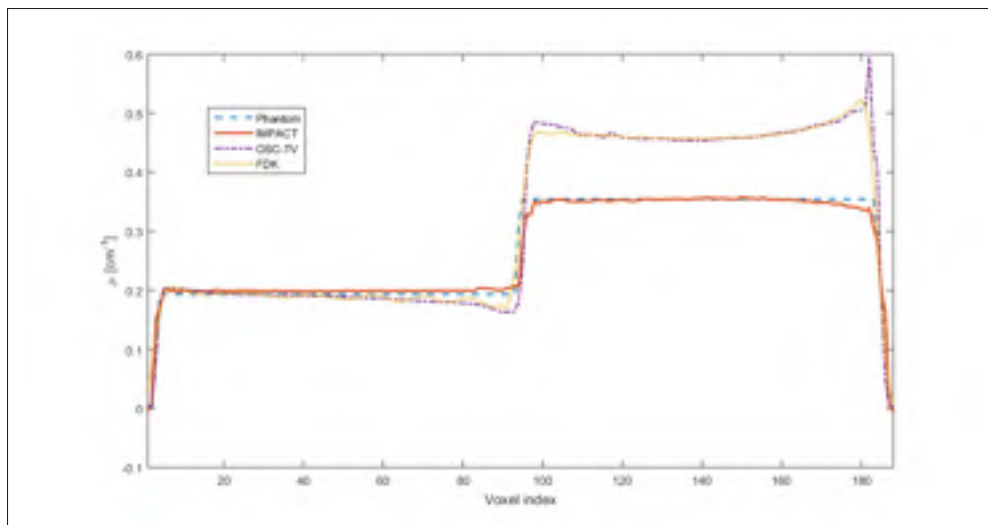


Figure 5.6 Profil d'intensité sur les pixels de la tranche centrale pour le fantôme avec marche numérique

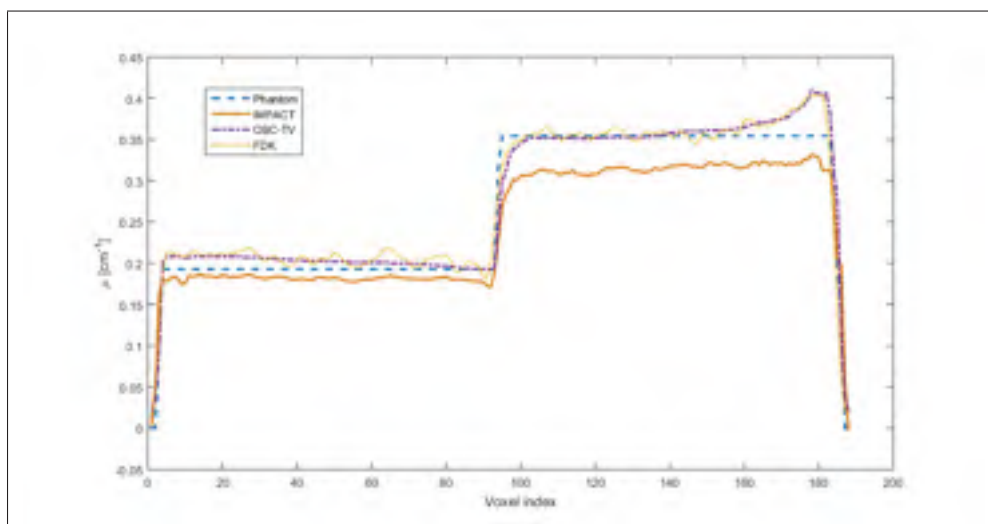


Figure 5.7 Profil d'intensité sur les pixels de la tranche centrale pour le fantôme avec marche réel

En effet, son coefficient d'atténuation massique à 70 keV est très proche de celui de l'eau, mais sa densité est plus du double, soit $2,2 \text{ g/cm}^3$ au lieu de 1 g/cm^3 .

Au niveau des profils d'intensité, une réduction du *cupping* est observée, et ce sur les deux matériaux et pour les deux fantômes. Il est toutefois plus difficile de calculer la courbure de

ces plateaux, surtout que cette dernière semble inversée pour IMPACT+. Il est également intéressant d'observer le profil de la frontière entre les deux matériaux. L'image reconstruite par IMPACT+ semble plus nette, et donc de meilleure résolution spatiale.

5.3 Conclusion sur le cylindre d'eau et le fantôme avec marche

En résumé, IMPACT+ reconstruit de façon plus précise et avec moins d'artéfacts de durcissement de faisceau que les méthodes monochromatiques, sauf lorsqu'un matériau ne se comporte pas tel qu'attendu par la courbe de calibration. Étant donné que le PTFE n'est habituellement pas retrouvé en imagerie clinique, cela ne devrait pas influencer de façon négative les images.

L'ajout d'un deuxième matériau au cylindre d'eau permet également de valider que la fonction de tracé de rayon a bien été adaptée à la géométrie conique. Ainsi, les tests sur le cylindre d'eau et le fantôme avec marche indiquent que les objectifs 1 et 2 présentés à la section 3.2, soit d'implanter l'algorithme IMPACT, puis de l'adapter à la géométrie conique (IMPACT+), ont été complétés. Les structures imagées en clinique sont toutefois beaucoup plus complexes que celles présentées dans ces deux fantômes. Des tests sur des géométries plus complexes contenant une gamme plus large de matériaux sont donc nécessaires afin d'évaluer le potentiel d'IMPACT+ en clinique, notamment pour apprécier la réduction des artéfacts rencontrés en imagerie dento-maxillofaciale.

5.4 Fantôme de calibration *Gammex*

5.4.1 Résultats

Les reconstructions pour le fantôme *Gammex* sont présentées à la figure 5.8. Certains tissus y sont difficilement distinguables notamment pour les reconstructions obtenues avec FDK-TV et OSC-TV. IMPACT+ assure un meilleur contraste pour l'eau, l'os trabéculaire et le sein. Le durcissement de faisceau semble toutefois présent sur toutes les images entre le CB2-50% et l'os cortical.

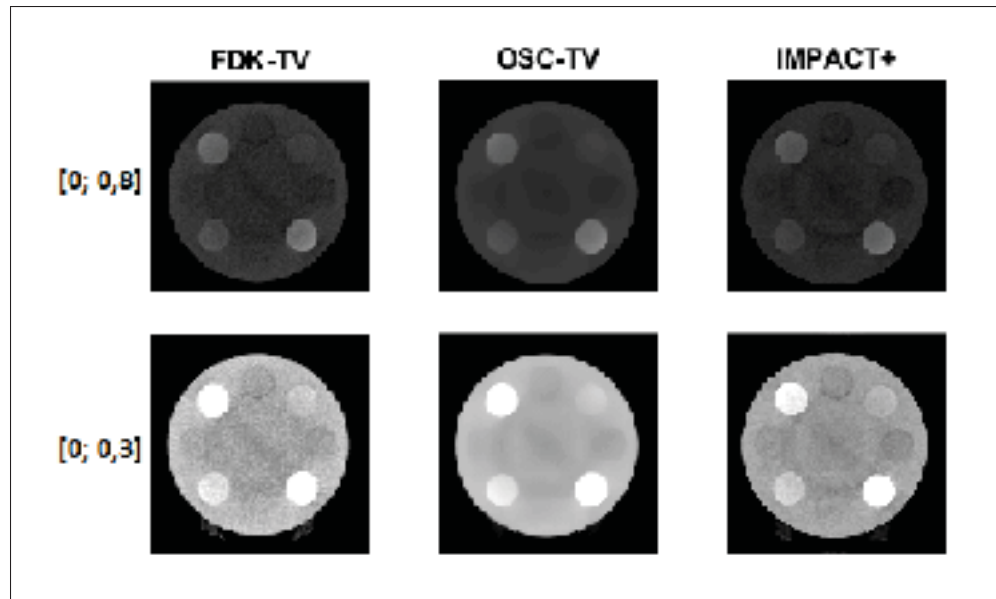


Figure 5.8 Reconstructions du fantôme de calibration *Gammex* par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ (fenêtrage de $\mu = [0, 0; 0, 8]$ pour le haut et de $\mu = [0, 0; 0, 3]$ pour le bas)

Quant aux coefficients d'atténuation, le tableau 5.4 résume les valeurs recueillies pour chaque matériau selon les trois méthodes.

IMPACT+ produit de meilleurs résultats pour les tissus mous que pour les tissus durs comme l'os.

5.4.2 Courbes de calibration

La courbe de calibration n'est utilisée que par IMPACT+, et n'a donc aucune influence sur les coefficients d'atténuation reconstruits par OSC-TV et FDK-TV. Le tableau 5.5 résume les résultats obtenus pour chaque matériau et pour chacune des trois courbes.

De très faibles différences sont observables entre les trois courbes. Les valeurs données par De Man produisent globalement des valeurs de coefficient d'atténuation plus élevées, ce qui avantage les tissus durs et désavantage les tissus mous.

Tableau 5.4 Coefficients d'atténuation effectif et erreurs pour les reconstructions du fantôme de calibration

Matériau	μ_{th}	FDK-TV		OSC-TV		IMPACT+	
		$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur
Os cortical	0.541	0,372 $\pm 0,017$	31%	0,369 $\pm 0,015$	32%	0,334 $\pm 0,027$	38%
CB2-50%	0.387	0,330 $\pm 0,015$	15%	0,332 $\pm 0,016$	14%	0,256 $\pm 0,010$	34%
CB2-30%	0.255	0,270 $\pm 0,011$	6%	0,272 $\pm 0,010$	7%	0,175 $\pm 0,011$	31%
Os trabéc.	0.199	0,233 $\pm 0,009$	17%	0,233 $\pm 0,005$	17%	0,135 $\pm 0,001$	32%
Foie	0.124	0,212 $\pm 0,006$	72%	0,213 $\pm 0,005$	72%	0,128 $\pm 0,003$	3%
Cerveau	0.108	0,202 $\pm 0,007$	86%	0,200 $\pm 0,006$	85%	0,121 $\pm 0,002$	12%
Sein	0.107	0,192 $\pm 0,006$	79%	0,188 $\pm 0,006$	75%	0,114 $\pm 0,003$	6%

Tableau 5.5 Coefficients d'atténuation reconstruits par IMPACT+ à l'aide de trois courbes de calibration différentes

Matériau	μ_{th}	(De Man, 2001)	De Man corrigée	<i>Gammex</i>
Os trabéc.	0.199	0,135 $\pm 0,001$	0,134 $\pm 0,001$	0,134 $\pm 0,001$
Sein	0.107	0,114 $\pm 0,003$	0,113 $\pm 0,003$	0,115 $\pm 0,003$
Os cortical	0.541	0,334 $\pm 0,027$	0,328 $\pm 0,027$	0,328 $\pm 0,027$
Foie	0.124	0,128 $\pm 0,003$	0,127 $\pm 0,003$	0,127 $\pm 0,003$
CB2-30%	0.255	0,175 $\pm 0,011$	0,169 $\pm 0,012$	0,167 $\pm 0,013$
Cerveau	0.108	0,121 $\pm 0,002$	0,120 $\pm 0,003$	0,121 $\pm 0,002$
CB2-50%	0.387	0,256 $\pm 0,010$	0,254 $\pm 0,018$	0,256 $\pm 0,018$

5.4.3 Discussion

Sur la base des coefficients d'atténuation reconstruits, qu'IMPACT+ traite beaucoup mieux les tissus mous que FDK-TV et OSC-TV, semble moins performants que les méthodes monochromatiques pour les tissus durs. En effet, notre méthode semble sous-évaluer les coefficients d'atténuation pour l'os, le CB2-30% et le CB2-50%. L'écart pour le CB2 pourrait ici encore s'expliquer par l'absence de ce matériau sur la courbe de calibration.

D'autre part, de l'ombrage semble toujours présent entre les deux cylindres de CB2 et ce malgré l'utilisation d'une méthode polychromatique. Cet artefact semble davantage dû au diffusé, tel que discuté à la section 1.3.2. Étant donné la proportion importante de diffusé en CBCT, il n'est pas surprenant que nos résultats diffèrent de ceux de De Man en ce qui concerne la réduction des traces sombres entre les structures denses. L'intégration de correction du diffusé pourrait aider à réduire l'intensité de ces artefacts.

La courbe de calibration ne semble pas avoir d'effet important sur les valeurs reconstruites. Les écarts entre la courbe de De Man et les autres courbes sont inférieurs à $0,002 \text{ cm}^{-1}$. Or cela représente davantage de pertes que de gain proportionnellement aux μ , puisque ceux des tissus durs ont des densités très élevées. La reconstruction tomographique est un problème mathématique sous-déterminé, étant donné le nombre de voxels à reconstruire et la redondance des informations contenues dans les projections. La courbe de matériaux aide à contraindre le problème pour pallier cette sous-détermination, mais limite par ce fait même l'ensemble des matériaux sur l'image à une courbe pré-établie. Ce sont les protocoles d'imagerie spectrale qui offrent les solutions les plus déterministes en intégrant aux appareils des dispositifs permettant soit l'émission de deux spectres différents, par exemple en utilisant deux sources différentes durant l'acquisition, soit la détection distincte des différentes énergies par détecteur multicouches.

5.5 Reconstructions cliniques

5.5.1 Résultats

Les derniers fantômes servent principalement à évaluer le potentiel d'IMPACT+ à faire des reconstructions d'intérêt clinique. La figure 5.9 présente les images reconstruites pour la tête canine. Des artéfacts géométriques principalement localisés au niveau du support de maintien de la pièce anatomique sont observés avec IMPACT+ et pourraient être associés à une mauvaise répartition des projections ou encore à de l'*aliasing*. Ce type d'artéfact se règle typiquement en augmentant le nombre de projections ou en reconstruisant l'image avec une plus faible résolution spatiale. Il se peut également que cela soit causé par la fonction de tracé de rayon, qui devra être améliorée si l'algorithme est implémenté sur GPU.

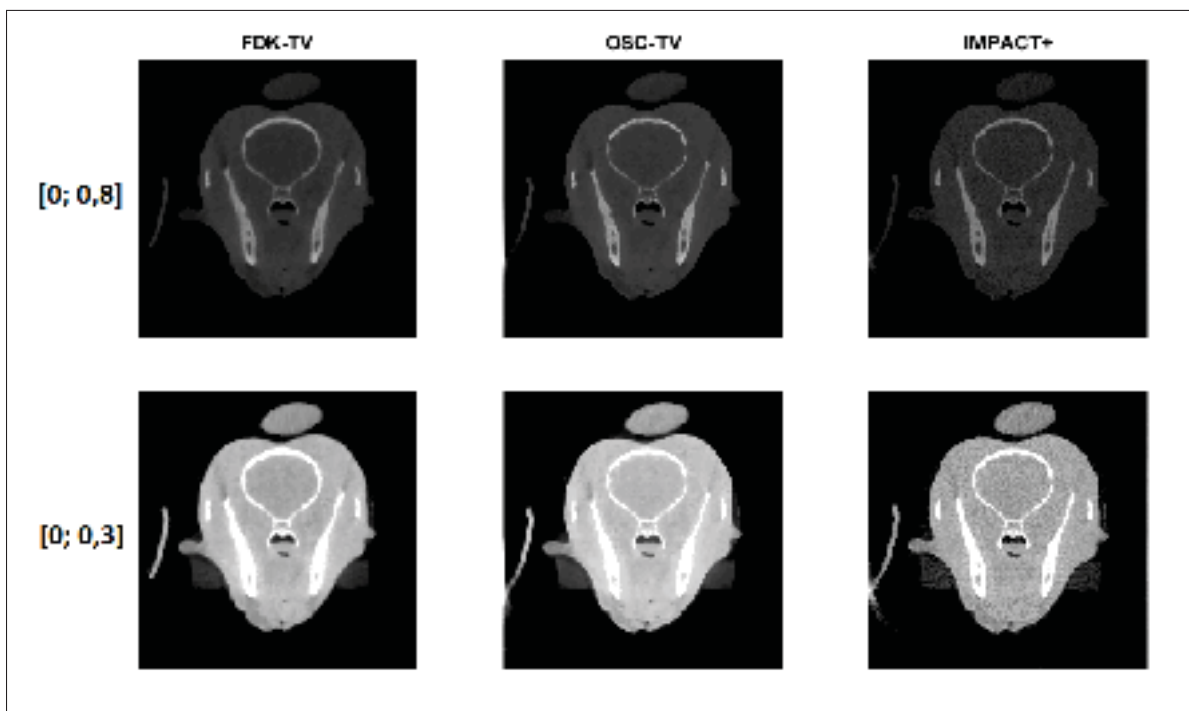


Figure 5.9 Reconstructions de la tête canine par FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+ avec des fenêtrage de $\mu = [0; 0,8]$ (haut) et de $\mu = [0; 0,3]$ (bas)

Le coefficient d'atténuation est mesuré au niveau du cerveau et comparé à la valeur théorique pour le cerveau humain, soit $\mu_{Eff,cerveau} = 0,108$ (tableau 5.6).

Tableau 5.6 Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstruction du spécimen canin

Matériau	μ_{th}	FDK-TV		OSC-TV		IMPACT+	
		$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur	$\mu [cm^{-1}]$	Erreur
Cerveau	0.108	0,187 $\pm 0,005$	82%	0,216 $\pm 0,005$	100%	0,128 $\pm 0,007$	18%

La problématique de la réduction du *cupping* en clinique trouve ici tout son intérêt. Pour ce faire, les valeurs sur une ligne passant par la boîte crânienne, mais pas par la mandibule, sont extraites et tracées afin d'observer le profil au niveau du cerveau. Les courbes obtenues sont présentées à la figure 5.10.

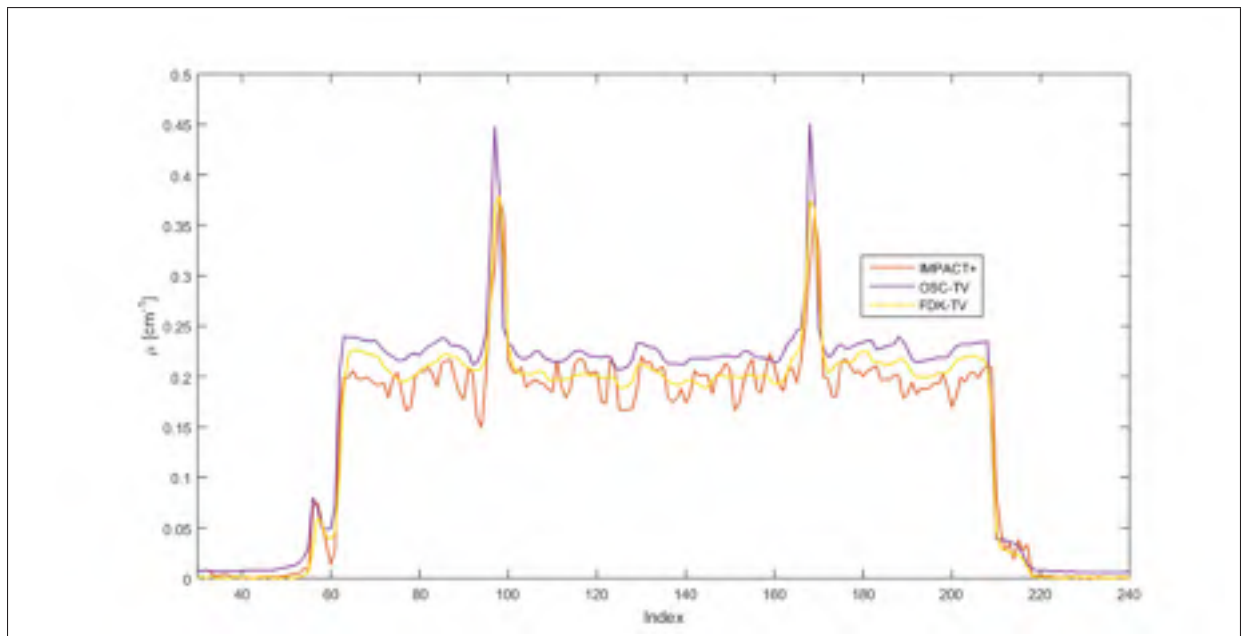


Figure 5.10 Profils horizontaux passant par la boîte crânienne du spécimen canin pour FDK-TV, OSC-TV et IMPACT+

Les images du patient reconstruites par IMPACT+ et NNT ainsi que l'image CT sont quant à elles présentées à la figure 5.11, en deux fenêtrages différents.

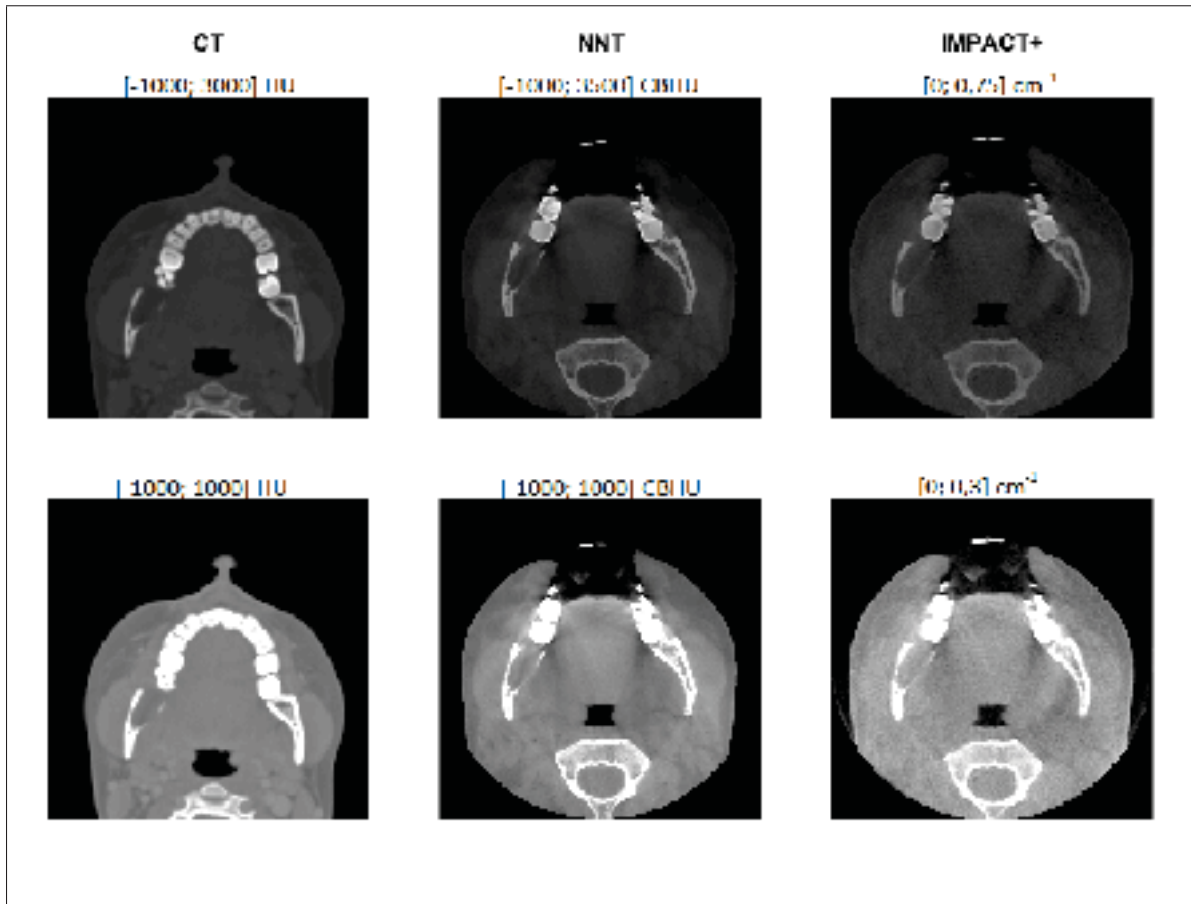


Figure 5.11 Reconstructions du patient par CT, NNT et IMPACT+. Le fenêtrage est identifié au-dessus de chaque image

Le tableau 5.7 présente les coefficients d'atténuation pour les trois structures identifiées, soient le masséter, la mandibule et la lésion dans la mandibule. Seul le côté gauche de la mandibule est analysé, puisque trop peu d'os cortical est visible du côté droit à cause de la lésion. L'erreur est calculée uniquement pour IMPACT+, puisque nous n'avons pas de valeurs théoriques précises en HU et en CBHU.

N'ayant pas de connaissance précise sur la nature du contenu de la lésion, excepté qu'il soit probablement liquidien, il nous a été impossible de déterminer l'erreur exacte concernant son

Tableau 5.7 Coefficients d'atténuation et erreurs pour les reconstruction des données patient traduites en cm^{-1}

Matériau	$\mu_{th,eff}$ [cm^{-1}]	CT	NNT	IMPACT+	
		μ [HU]	μ [CBHU]	μ [cm^{-1}]	Erreur
Mandib. droite	0.432	1724 \pm 80	1684 \pm 92	0,401 \pm 0,012	7%
Masséter gauche	0.195	90 \pm 16	157 \pm 31	0,202 \pm 0,004	3%
Masséter droit	0.195	92 \pm 20	173 \pm 28	0,191 \pm 0,008	2%
Lésion	$\approx \mu_{eau}$	-15 \pm 20	119 \pm 72	0,200 \pm 0,012	N/A

coefficient d'atténuation. Nous pouvons toutefois tenter de le comparer au coefficient d'atténuation de l'eau. Dans les faits, le contenu lésionnel est probablement plus dense en raison des antécédents de sur-infection de la lésion (contenu hyper-protéique). L'erreur obtenue serait alors de 4 % pour IMPACT+ par rapport à $\mu_{eau,70keV} = 0,1929$.

Afin de pouvoir comparer les résultats quantitativement, les relations linéaires calculées entre les variables sont les suivantes :

$$\mu_{HU} = 6337 \cdot \mu_{cm^{-1}} - 1076, \quad R^2 = 0,9949 \quad (5.1)$$

$$\mu_{NNT} = 6223 \cdot \mu_{cm^{-1}} - 1024, \quad R^2 = 0,9994 \quad (5.2)$$

Il est maintenant possible de traduire les valeurs de voxels de toutes les reconstructions en cm^{-1} à une énergie de 70 keV, et ainsi de calculer le CNR entre la masséter et la graisse (tableau 5.8).

La figure 5.12 présente le profil des reconstructions afin d'évaluer la réduction du *cupping*.

Tableau 5.8 CNR entre les tissus adipeux et le masséter selon les différentes reconstructions

Matériau	CT	NNT	IMPACT+
Masséter	0,184 ± 0,002	0,192 ± 0,005	0,202 ± 0,004
Tissus adipeux	0,159 ± 0,002	0,144 ± 0,003	0,147 ± 0,005
CNR	157	143	141

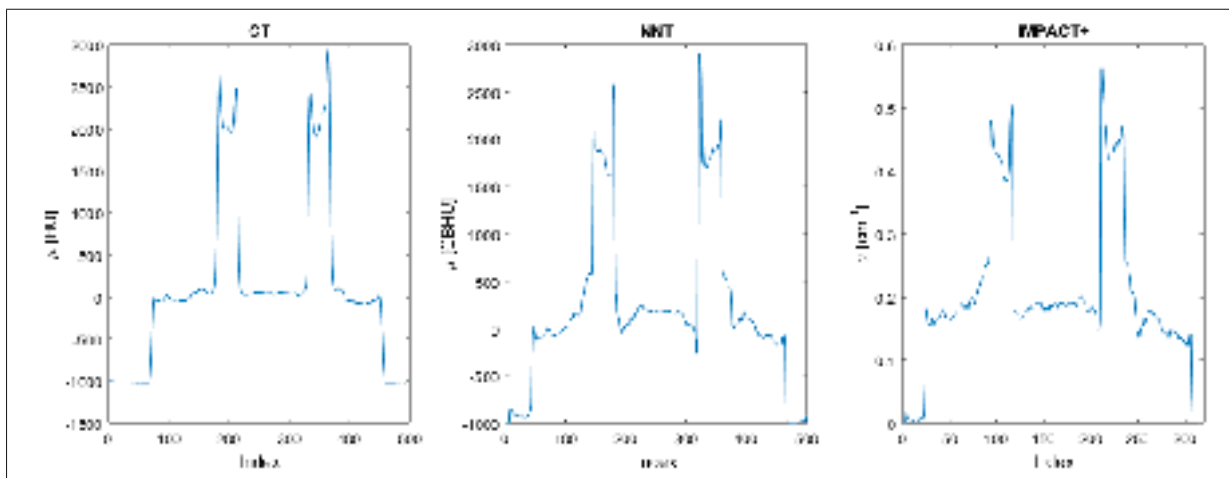


Figure 5.12 Profils horizontaux passant par les molaires pour les reconstructions CT, NNT et IMPACT+

Afin d'évaluer le contraste direct, les images sont normalisées sur une échelle de 0 à 100 et l'écart entre les valeurs pour le masséter et la graisse est calculé. Les résultats obtenus sont présentés au tableau 5.9.

Tableau 5.9 Contraste entre les tissus adipeux et le masséter selon les différentes reconstructions

Matériau	CT	NNT	IMPACT+
Masséter	27	25	32
Tissus adipeux	23	19	24
Écart	4	7	8

5.5.2 Discussion

Les images reconstruites démontrent qu'IMPACT+ arrive à reconstruire des images de cas cliniques, malgré la présence de quelques artéfacts qui sont également visibles sur les images reconstruites par OSC-TV et FDK-TV. L'analyse quantitative indique que les coefficients d'atténuation calculés sont à la fois proches des valeurs théoriques et cohérents avec ceux reconstruits sur le fantôme de calibration *Gammex*. Les profils d'intensité montrent qu'IMPACT+ est très bruité, ce qui était prévisible vu la très faible utilisation de filtres afin de conserver une bonne définition au niveau des frontières. L'utilisation des sous-ensembles ordonnés semble également augmenter le niveau de bruit dans les images.

Au niveau des reconstructions de données patient, l'image reconstruite par IMPACT+ semble très similaire à celle reconstruite par NNT, malgré une plus faible intensité au niveau des structures très denses comme l'os cortical et l'émail. Cette différence d'intensité provient de l'algorithme de NNT qui intensifie les structures denses afin de mieux les distinguer. Les coefficients d'atténuation reconstruits sont quant à eux très satisfaisants, démontrant une très faible erreur avec IMPACT+ et même inférieure à celle du CT et de NNT dans le cas du cerveau. IMPACT+ permet donc l'identification des tissus mous sur les images cliniques.

Une apparente absence de *cupping* entre les molaires sur l'image reconstruite par IMPACT+ est mise en évidence par les profils de densité. D'autre part, la présence d'un phénomène de *capping* est observé sur la reconstruction NNT. Le *capping* est un phénomène inverse au *cupping*. Il se caractérise par des valeurs de μ plus grandes au centre d'une structure uniforme que sur les rebords. En effet, l'algorithme du fabricant redresse les valeurs de voxels afin d'éliminer le *cupping*, mais aura parfois tendance à surcompenser. Le profil d'IMPACT+ semble également légèrement plus bruité que celui de NNT, et moins stable que celui du CT. Le niveau de bruit peut être réduit en faisant varier la fréquence et le type de filtrage dans l'algorithme, mais reste supérieur à celui des autres méthodes. La fonction de tracé de rayon pourrait également être en cause.

Le tableau 5.8 indique un ratio contraste sur bruit similaire entre IMPACT+ et NNT, tous deux légèrement inférieurs à celui du CT. L'écart entre les valeurs de coefficient d'atténuation est toutefois plus grand avec IMPACT+ qu'avec NNT et le CT, tel que présenté au tableau 5.9. Ces résultats indiquent qu'IMPACT+ est comparable aux algorithmes cliniques en terme de contraste sur l'image, tout en permettant une différenciation des tissus mous par analyse du coefficient d'atténuation.

5.6 Conclusion sur le fantôme de calibration et les images cliniques

Les deux fantômes plus proches de la réalité clinique nous permettent d'atteindre notre troisième objectif, c'est-à-dire d'évaluer l'intérêt d'IMPACT+ en reconstruction quantitative et notamment pour la différenciation des tissus mous. Les derniers résultats indiquent qu'IMPACT+ arrive à mieux reconstruire les tissus mous que FDK-TV et OSC-TV, mais différencie moins bien les tissus durs. Le CBCT étant principalement utilisé pour l'imagerie du dur, il serait intéressant d'analyser plus en détails le comportement d'IMPACT sur les différents types d'os, de même qu'explorer la possibilité d'incorporer une méthode différente qui traiterai uniquement les tissus durs.

Une tendance observée lors de la transformation des coefficients d'atténuation à 70 keV en coefficients d'atténuation effectif est une augmentation générale des erreurs, tout comme discuté à la section 5.1. Cela n'est pas critique, étant donné que les images IMPACT+ peuvent être reconstruites avec une bonne précision au niveau des tissus mous à 70 keV. Il pourrait toutefois être intéressant d'analyser le modèle de base, présenté à l'équation 2.14, afin de déterminer s'il s'applique aussi bien au CBCT qu'au CT. Il serait effectivement intéressant de prendre en compte la part plus importante de diffusé sur les images, soit en modifiant le modèle, soit en le couplant avec une méthode de prédiction du diffusé.

Quant au contraste, nous obtenons un CNR très légèrement inférieur avec IMPACT+, mais qui n'empêche pas la différenciation des tissus mous par mesure du coefficient d'atténuation. Une adaptation de l'algorithme pour prendre en compte le diffusé inhérent à la géométrie conique

pourrait également mener à une amélioration importante du CNR en réduisant les écart-types. Une autre façon de réduire le biais serait une amélioration de la fonction de tracé de rayon et une accélération par GPU.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif de cette maîtrise était de permettre la visualisation et la différenciation des tissus mous sur les images CBCT. Nous avons pour cela utilisé la méthode IMPACT développée pour CT-scan par De Man *et al.* (2001), et articulé le projet autour de trois objectifs principaux : implémenter l'algorithme IMPACT tel que développé par De Man *et al.* (2001), l'adapter à la géométrie conique, puis évaluer son potentiel à faire de la reconstruction quantitative, et donc de la différenciation des tissus mous, à l'aide de différents fantômes et en le comparant à d'autres méthodes de reconstruction.

Les principales contributions concernent l'adaptation à la géométrie conique avec détecteur à panneau plat, l'analyse du modèle d'acquisition du CBCT 5GTM de *NewTom*, l'analyse et la correction des courbes de calibration utilisées lors de la reconstruction et l'intégration des sous-ensemble ordonnés. En comparant les images reconstruites par l'algorithme ainsi modifié (IMPACT+) à des images reconstruites par OSC-TV et FDK-TV de fantômes simples, nous validons les deux premiers objectifs et confirmons qu'il est possible de faire de la reconstruction quantitative des tissus mous avec IMPACT+, de même que de réduire certains artefacts de base dus aux approximations de faisceau monochromatique faites par plusieurs méthodes de reconstruction, tel que le *cupping*. Nous comparons ensuite notre méthode avec NNT et des images CT sur un cas clinique, ce qui nous a permis de valider la qualité de la reconstruction quantitative au niveau des tissus mous, avec des erreurs inférieures à celles de NNT et du CT. De plus, le CNR et le contraste obtenus par IMPACT+ sont numériquement comparables à ceux du CT et potentiellement améliorables par une méthode de filtrage plus raffinée.

Pour conclure, notre méthode, IMPACT+, permet la reconstruction quantitative et la différenciation des tissus mous sur les images CBCT, contrairement à l'algorithme présentement utilisé en clinique qui se concentre principalement sur les tissus durs. Moyennant une réduction du bruit en intégrant à IMPACT+ davantage d'information sur les phénomènes physique en jeu

lors d'une acquisition en CBCT, IMPACT+ pourrait être en mesure d'obtenir des images avec un meilleur contraste que celui observé sur les images CT, et ce pour une dose au patient plus faible. Tous ces aspects font de notre méthode une avenue très intéressante pour l'imagerie clinique en CBCT.

Recommandations

Les résultats obtenus par IMPACT+ et les analyses associées démontrent un véritable potentiel de notre méthode pour l'imagerie CBCT clinique. Afin de guider la suite du projet et une éventuelle intégration de la méthode aux algorithmes cliniques, nous proposons les améliorations suivantes :

- Implémenter la méthode sur GPU pour réduire de façon importante le temps de reconstruction.
- Une fois l'implémentation GPU faite, analyser les performances de la méthode sur des reconstructions 3D. Bien que nos reconstructions de la tranche centrale soient autant sujettes aux artéfacts de diffusé et de durcissement de faisceau que les autres, il est important dans un contexte clinique de pouvoir visualiser un volume complet plutôt qu'uniquement la tranche centrale.
- Analyser l'erreur faite sur l'eau en fonction des fantômes afin de déterminer si elle est généralisable et s'il serait possible d'appliquer une correction systématique sur les coefficients d'atténuation en fonction.
- Analyser le système plus en détails pour une modélisation plus précise du système d'acquisition (spectre réel d'acquisition, sensibilité du détecteur, etc.).
- Modifier la fréquence et/ou la méthode de filtrage afin d'obtenir des images moins bruitées, tout en conservant une faible erreur sur la valeur des coefficients d'atténuation reconstruits.

- Analyser le modèle d'atténuation proposé par De Man *et al.* (2001) et le modifier pour prendre en compte la plus grande part de rayonnement diffusé en CBCT.
- Développer des courbes de calibration basées sur un autre paramètre que le coefficient d'atténuation, comme par exemple la densité électronique. Ces deux dernières recommandations nécessiteraient toutefois d'effectuer de nombreuses modifications au volet mathématique de la méthode. Dans le cas de la courbe de calibration, il faudrait également apporter des simplifications supplémentaires quant à la modélisation physique du problème sachant que davantage de variables seraient en jeu comme par exemple le numéro et la masse atomiques. Les méthodes utilisant la densité électronique sont souvent utilisées pour les reconstructions en DECT (*Dual-Energy CT*) afin d'éviter la sous-détermination du problème.

Contributions

Ce travail a fait l'objet d'une présentation orale lors du *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2018*. L'article de conférence est présenté en annexe I.

ANNEXE I

Cette annexe contient l'article de conférence *Image Quality Optimization and Soft Tissue Visualization in Cone-Beam CT Imaging*, présenté le 5 juin 2018 à Prague dans le cadre du *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2018*.

Image Quality Optimization and Soft Tissue Visualization in Cone-Beam CT Imaging

Aude Castonguay-Henri, Dmitri Matenine, Matthieu Schmittbuhl, and Jacques A. de Guise

Abstract

Cone Beam CT is a well-established diagnostic tool for numerous applications. While providing better spatial resolution and exposing the patient to lower radiation doses than conventional CT, it is also subject to spatially dependent bias due to the beam energy spectrum, resulting in a very limited capacity for soft-tissue and quantitative imaging. The goal of this work is to improve image contrast resolution and density quantification, to reinforce diagnosis efficiency and accuracy. An iterative polyenergetic approach is adapted to CBCT in order to reduce the artifacts caused by the beam hardening phenomenon and monoenergetic approximations at reconstruction level. It integrates the X-ray spectrum of the source and the cone-beam geometry, and is based on the Iterative Maximum-likelihood Algorithm for CT (IMPACT), which defines the energy-dependent attenuation coefficient as a linear combination of photoelectric and Compton effects. Our preliminary results demonstrate reduction of cupping and successful quantitative reconstruction of simple phantoms using simulated and experimental CBCT data.

Keywords

Cone beam CT • Iterative reconstruction • Spectral reconstruction • Soft tissue imaging

A. Castonguay-Henri (✉) · D. Matenine · M. Schmittbuhl · J. A. de Guise

Laboratoire de Recherche en Imagerie et Orthopédie, Centre de Recherche du Centre Hospitalier de L'Université de Montréal, Montréal, QC, Canada
e-mail: Aude.castonguay@gmail.com

A. Castonguay-Henri · D. Matenine · J. A. de Guise
Département de Génie de La Production Automatisée, École de Technologie Supérieure, Montréal, QC, Canada

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

1 Introduction

Cone beam computed tomography (CBCT) has recently become a leading technology in medical imaging and is gaining new applications such as ear, nose and throat imaging or osteoarticular exploration of extremities. It has proven its value in comparison with multidetector CT (MDCT) by offering radiologists high-resolution images of bony structures, while using less ionizing radiation for the patient. However, even with a better resolution than the MDCT, CBCT of dental and bony structures is subject to various artifacts arising from beam hardening, with many of the structures being composed of compact bone, and also due to routine presence of metallic dental restorations. In addition to this, CBCT suffers from artifacts due to scattered radiation, due to its large cone opening. The combination of beam hardening and scattering limits the diagnostic use for soft tissue. Therefore, improving contrast in soft tissue would lead to a low-dose and high-resolution imaging systems for a broader range of diagnostic applications.

Computed tomography imaging estimates a 3D map of *radiodensity* or radiation attenuation coefficients of the subject. The methods currently used for clinical CBCT reconstructions are usually based on filtered backprojection, like the Feldkamp, Davis and Cress (FDK) approach [1]. They have the advantage of requiring low computational resources, but rely on empirical corrections for sources of artifacts. In order to allow for accurate CBCT imaging of soft tissue, the most promising approaches are model-based iterative reconstruction algorithms [2]. Such iterative methods have the advantage over analytical ones to allow for the incorporation of prior information on the system and the imaged object. The prior information we aim to use is the emission spectrum of the source, while the attenuation model is largely based on Alvarez-Macovski decomposition [3], in order to reduce the spectral artifacts typically encountered with analytical reconstruction methods. Moreover, a quantitative imaging algorithm is desirable, so that a

low bias in radiodensity estimation is ensured in the whole 3D volume. Therefore, it may become possible to visualize and eventually segment soft tissues based on their linear attenuation coefficient, and to evaluate the feasibility of accurate quantitative cone-beam imaging. The approach adapted to CBCT in this paper is the Iterative Maximum-likelihood Polychromatic Algorithm for CT (IMPACT) by De Man et al. [4]. It is to note that the goal of this paper is not to attain the high spatial resolution typically expected from CBCT systems nor to propose a fast numerical implementation, but mostly to propose a proof of concept of enhanced soft tissue imaging in CBCT.

2 Materials and Methods

2.1 Attenuation Physics

In the IMPACT algorithm selected for image reconstruction, the attenuation coefficient of each voxel is estimated iteratively by interpreting the intensity measured by the detector and comparing it with the expected intensity given the tissues and materials encountered by the photons. It therefore needs a model of attenuation adapted to the radiation source, the detector and the expected attenuating behaviour of different tissues. The selected direct model is the polychromatic Beer-Lambert attenuation law discretized over space and photon energy spectrum:

$$\hat{y}_i = \sum_k I_k E_k S_k \exp\left(-\sum_j x_{ij} \mu_j(E_k)\right), \quad (1)$$

where \hat{y}_i is the expected intensity at detector bin i , I_k is the normalized intensity emitted at energy k , E_k is the energy in keV, S_k is the detector's sensitivity at energy k , x_i is the distance travelled by ray i inside voxel j in cm and $\mu_j(E)$ is the attenuation coefficient of voxel j in cm^{-1} . In this model, the emitted spectrum and the detector sensitivity may be estimated once and used as sets of constants. However, $\mu_j(E)$ depends on the subject composition, which is heterogeneous.

The definition for μ arises from modelization of the physical phenomena encountered by the x photons [2, 4, 5], as we aim to represent the CBCT system and its associated phenomena with enhanced accuracy. Three main interactions take place in kV x-ray imaging: Rayleigh scattering, Compton scattering and photoelectric absorption [6]. The first one can be omitted, as photons are scattered at low angles and do not lose energy in the process, and the interaction cross-section strongly decreases with higher energies. Compton scattering is an interaction where a photon loses energy and changes direction via an inelastic

collision with an electron essentially considered free, and is prevalent in soft tissues. The photoelectric effect is the absorption of photons by ejection of bound electrons of atoms, prevalent in bones and metallic restorations [6]. The energy dependence of the photoelectric cross-section is approximated by $\Phi(E) = 1/E^3$, while Compton scattering cross-section is modelled by the Klein-Nishina function $\Theta(E) = f_{KN}(E)$ [3]. These relationships allow for estimation of relative occurrence rates of both phenomena, where photon energy is the independent variable. A second set of weighting factors is determined by the equivalent atomic number of the tissue or material. This leads to the following definition of μ :

$$\mu = \phi \cdot \Phi(E) + \theta \cdot \Theta(E), \quad (2)$$

where ϕ and θ are respectively the photoelectric effect and the Compton effect coefficients of the tissue based on a limited number of base materials. Equations (1) and (2) define the attenuation model that will be used for the reconstruction, while geometrical modelling follows Siddon's ray-tracing method, which considers a space of square voxels and infinitely thin linear x-ray attenuation paths [7].

As most iterative methods, an initial image is assumed and then modified after each iteration. We used a uniform image with $\mu = 0.1$ as initialization. The attenuation coefficient of each voxel is then associated with its Compton and photoelectric components by interpolating on the $\phi(\mu)$ and $\theta(\mu)$ curves drawn with the values shown in Table 1, proposed by De Man [4].

Projections of the estimated image are calculated based on Eqs. (1) and (2), and are then used to determine the correction $\Delta\mu_j^n$ needed for voxel j at iteration n . The objective function to maximize is the log-likelihood L :

$$L = \sum_{i=1}^I (y_i \cdot \ln(\hat{y}_i^n) - \hat{y}_i^n), \quad (3)$$

where y_i is the measured intensity at detector bin i . The maximum-likelihood algorithm for transmission tomography (ML-TR) [8] was employed to maximize Eq. (3). We applied a 3×3 median filter on the image every 10 iterations to reduce aliasing artifacts.

Table 1 Attenuation coefficients at 70 keV and associated Compton and photoelectric coefficient for common substances

Substances	θ (1/cm)	ϕ (1/cm)	μ (1/cm)
Air	0.0002	1.7e-05	0.0002
Soft tissue	0.1777	0.0148	0.1935
Water	0.1783	0.0144	0.1946
Aluminium	0.4274	0.2125	0.6523
Iron	1.3904	5.32734	7.0748

2.2 Experiments

Our main hypothesis states that the reduction of beam hardening artifacts will enhance the contrast in CBCT imaging. We therefore tested our algorithm on numerical and physical phantoms in order to observe the impact of polychromatic iterative reconstruction on the cupping artifact. Those images were compared with a monochromatic iterative method, the ordered subsets convex algorithm with total variation regularization (OSC-TV) proposed by Mateine et al. [9], as well as with FDK. The latter was implemented using the OpenRTK library [10] and OSC-TV was implemented in-house using C++. IMPACT was implemented using Matlab[®]. Two types of input sets of projections or *sinograms* were used: simulated and real.

Two different phantoms were reconstructed using experimental projection data. The water phantom was a thin-walled plastic cylinder filled with tap water and a diameter of 8 cm. It was used to observe the algorithm's effect on the cupping artifact. The polytetrafluoroethylene (PTFE) wedge phantom was similar in construction to the water phantom, with a water cylinder of 11 cm in diameter and a quarter-disk PTFE insert held in place by a thin polymethyl methacrylate (PMMA) plate. It was used to analyse the capacity for quantitative imaging of highly attenuating objects. The expected profiles were estimated with data from the *XCOM* database [11].

A simulated sinogram of the wedge phantom was acquired via Siddon's ray-tracing in a voxelized numerical phantom of equal dimensions, using attenuation coefficients for photon energies from 1 to 110 keV with increments of 1 keV, retrieved from the *XCOM* database for the materials of interest. Matlab was used for the numerical implementation. This allowed us to compare reconstructed images based on simulated projections with the physical phantom reconstructions and in turn compare quantification accuracy. It is important to notice that simulated sinograms did not include scatter readings, while real sinograms were affected by scatter. Comparison of reconstructions of simulated and real sinograms permitted to quantify bias due to scattered radiation. Real projections were acquired with the NewTom 5G (Verona, Italy) cone beam CT scanner, see Table 2 for acquisition parameters.

The x-ray source spectrum used for simulated scans was generated at 1 keV increments using the SRS-78 application [12], which uses the scanner tube anode angle, filtration and peak voltage (kVp) as inputs. The same estimated spectrum was used in the IMPACT reconstruction algorithm, with a more coarse discretization over 20 energy bins. The detector sensitivity profile was considered uniform with respect to photon energy for the simulated and real data studies.

Table 2 Real sinogram CBCT acquisition protocols and corresponding image pixel sizes for reconstructed slices. The slice thickness is equal to the pixel side

Experiment	FOV: diameter (cm) × axial coverage (cm)	Reconstructed pixel size (mm × mm)
Water phantom	8 × 8	1.5 × 1.5
Wedge phantom	15 × 5	0.6 × 0.6

The central slice was reconstructed using FDK, OSC-TV and IMPACT. Still, the cone beam collimation was that of clinical CBCT protocols and scattered radiation contributed to the central slice sinogram. Line profiles of the reconstructed slice were acquired on the central sagittal axis in order to evaluate cupping. For the water phantom, cupping was quantified by computing a polynomial fit on the part of the profile which represents water only, using the model below:

$$\mu(x) = a(x - b)^2 + c, \quad (4)$$

where a is the coefficient which increases with increasing cupping and b, c are translation parameters. The bias on μ was quantified on a circular region of interest (ROI), centered on a uniform region of the phantom and excluding borders. Mean value and standard deviation of μ over the ROI were calculated. The μ values were compared for a reference energy of 70 keV, which, in a clinical setting, ensures a good contrast between soft and bony tissues.

3 Results

3.1 Water Phantom

Figure 1 shows profiles and images for a real water cylinder reconstruction with IMPACT, OSC-TV and FDK. The polynomial fit led to $a = (1.31 \pm 0.16) \times 10^{-5}$ for IMPACT, $a = (2.28 \pm 0.10) \times 10^{-5}$ for OSC-TV and $a = (3.2 \pm 1.0) \times 10^{-5}$ for FDK. This indicates that the monochromatic approaches suffer from more severe cupping than IMPACT.

The mean and standard deviation in the circular ROI inform us on the bias in the image. Higher values of standard deviation indicate that the attenuation coefficients are held within a larger range of values, which includes noise and spatially-dependent bias. Figure 2 shows the analysis of all the water voxels of the water cylinder phantom, excluding borders, for each method. On a relative scale, we observe a $(2.5 \pm 0.9)\%$ μ bias for IMPACT, $(12 \pm 2)\%$ for OSC-TV

Fig. 1 Reconstruction of the central slice of the real water phantom and μ for each voxel along the central line of the image. Some cupping is present in the IMPACT reconstruction, likely due to scattered radiation, but more accurate attenuation coefficients are obtained

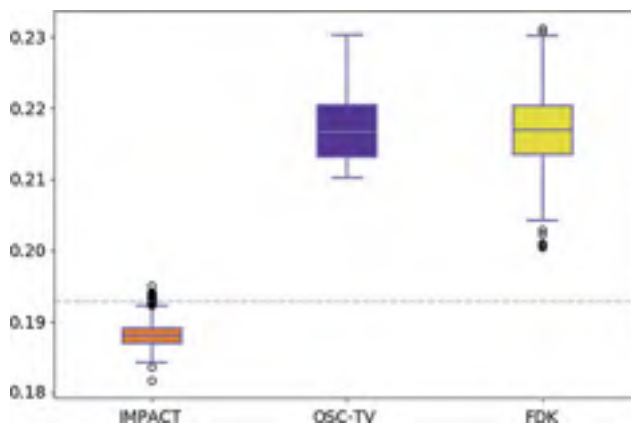
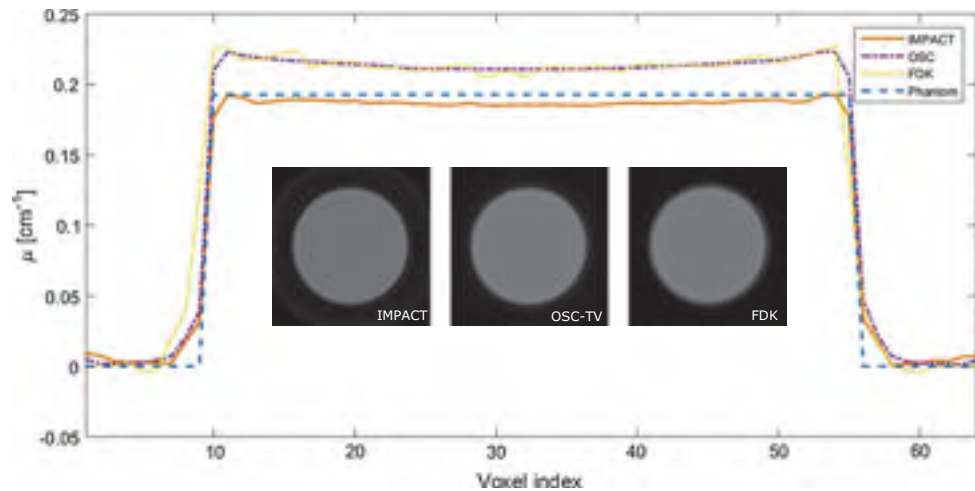


Fig. 2 Analysis of reconstructed water phantom attenuation coefficient for each method. IMPACT leads to more accurate and more precise values. The dashed line represents the ground truth

and $(12 \pm 2)\%$ for FDK, when compared to the ground truth. In general, we observe that monochromatic approaches yield a systematically higher μ estimate and suffer from severe cupping, while IMPACT yields a more uniform profile closer to the expected value. The remaining cupping for IMPACT is likely due to scattered radiation, which also causes cupping.

3.2 Wedge Phantom

Figure 3 shows the reconstructions of the wedge phantom. While OSC-TV and FDK seem to lead to very similar images, IMPACT reconstructions show lower contrast between the water and the PTFE. This is explained by the lower μ calculated with IMPACT for PTFE, as shown by the profiles in Fig. 4a, b. The bias values were also calculated in circular regions of interest excluding borders for PTFE.

For the simulated phantom, a $(0.6 \pm 1.0)\%$ μ bias was observed for IMPACT, $(32 \pm 3)\%$ for OSC-TV and

$(32 \pm 3)\%$ for FDK in the wedge region. The lower standard deviation for IMPACT still indicates a reduction in cupping, in addition to the visual aspect of the profiles. Moreover, we observe an important reduction of streak artifacts with IMPACT, compared to FDK.

For the real wedge phantom, the μ bias in the wedge region was of $(11 \pm 1)\%$ for IMPACT, $(3 \pm 3)\%$ for OSC-TV and $(3 \pm 4)\%$ for FDK. The reconstructed μ are closer to the phantom's values with OSC-TV and FDK for the central region, but cupping is prominent on the edge of the phantom. IMPACT yields a systematic under-estimation of the profile, but a successful cupping correction.

4 Discussion and Conclusions

IMPACT shows definitive potential for both quantitative reconstruction and cupping reduction. The latter was reduced in all cases, simulated and real. Discrepancies between reconstruction of simulated and real projections give us indications as to how well the system is modelled. The main difference is that scattered radiation was not considered, but only beam hardening artifacts were. In consequence, IMPACT seems to interpret scatter signal as beam hardening, so the reconstructed profiles are relatively flat, but are somewhat biased. Another source of bias is the detector sensitivity profile. It is currently approximated as a constant for lack of an experimentally obtained sensitivity profile. An additional source of bias is the emission spectrum, which was estimated instead of being measured for the individual x ray tube. Having the individual emission spectrum could lead to a better estimation of polychromatic phenomena, and therefore more accurate values of linear attenuation coefficients. It should be noted that even though the simulations were performed in 2D, experimental projection data were affected by substantial

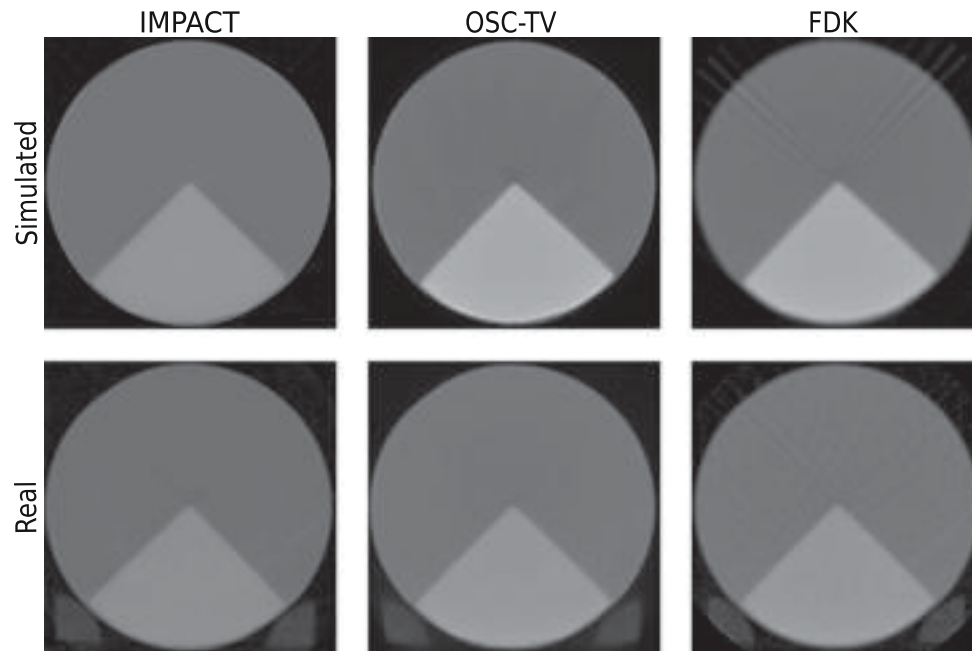


Fig. 3 Comparison of both simulated and real wedge phantoms, reconstructed using IMPACT, OSC-TV and FDK. Reduced streaking was observed for IMPACT

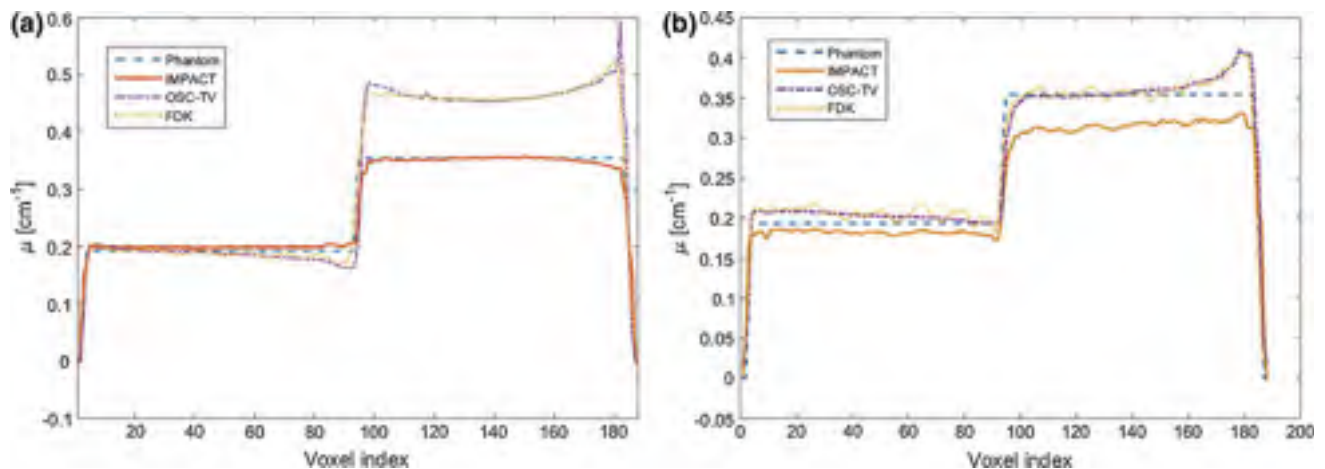


Fig. 4 Profiles of the reconstructed wedge phantoms. An important difference regarding cupping between the monochromatic and polychromatic methods was observed with both **a** simulated and **b** experimental sinograms

scatter and the final results are representative of accuracy attainable by IMPACT in CBCT.

The next step will be to evaluate the behaviour of IMPACT with respect to more complex objects, including anatomical phantoms, and implement a practical scatter correction. In order to handle larger amounts of data, a parallel implementation of IMPACT is envisioned.

Acknowledgements This work was partly financially supported by Mitacs through the Mitacs Accelerate program and by Canada Research Chairs. The authors would like to thank Useful Progress Service Inc. (Montreal, QC) and its founder Francis Siguenza for financially supporting the Mitacs Program.

Conflicts of Interest Dmitri Matenine is an employee of Useful Progress Services Inc. (Montreal, QC). Other authors declare that they have no conflict of interest.

BIBLIOGRAPHIE

- Alvarez, R. E. & Macovski, A. (1976). Energy-selective reconstructions in X-ray computerised tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 21(5), 733–744. doi : 10.1088/0031-9155/21/5/002.
- Barrett, J. F. & Keat, N. (2004). Artifacts in CT : Recognition and Avoidance. *RadioGraphics*, 24(6), 1679–1691.
- Beatty, J. (2012). *The Radon Transform and the Mathematics of Medical Imaging*. (Thèse de doctorat, Colby College).
- Beekman, F. J., Kamphuis, C. & Frey, E. C. (2001). Physics in Medicine & Biology Ordered subset reconstruction for x-ray CT Ordered subset reconstruction for x-ray CT. *Phys. Med. Biol.*, 46, 1835–44.
- Beister, M., Kolditz, D. & Kalender, W. A. (2012). Iterative reconstruction methods in X-ray CT. *Physica Medica*, 28(2), 94–108. doi : 10.1016/j.ejmp.2012.01.003.
- Berger, M., Hubbell, J., Seltzer, S., Chang, J., Coursey, J., Sukumar, R., Zucker, D. & Olsen, K. (2010). *XCOM : Photon Cross Section Database (version 1.2)*. Repéré à <http://physics.nist.gov/xcom>.
- Buades, A., Coll, B. & Morel, J. M. (2005). A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2), 490–530. doi : 10.1137/040616024.
- Carney, K., Gilmore, B. J., Fogarty, G. W. A. & Desponds, L. (1997). *Catalogue of Diagnostic X-ray Spectra and Other Data : Report No 78*.
- De Man, B., Nuyts, J., Dupont, P., Marchal, G. & Suetens, P. (2001). An iterative maximum-likelihood polychromatic algorithm for CT. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 20(10), 999–1008.
- Feldkamp, L. A., Davis, L. C. & Kress, J. W. (1984). Practical cone-beam algorithm. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1(6), 612–619. doi : 10.1364/JOSAA.1.000612.
- Goldman, L. W. (2007). Principles of CT and CT Technology. *Journal of Nuclear Medicine Technology*, 35(3), 115–128. doi : 10.2967/jnmt.107.042978.
- Gordon, R., Bender, R. & Herman, G. T. (1970). Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and x-ray photography. *Journal of theoretical biology*, 29(3), 471–481. doi : 10.1016/0022-5193(70)90109-8.
- Harkcom, P. E.-g. V. (1987). United States Patent (19) U . S . Patent. (19).
- Hsieh, J., Molthen, R. C., Dawson, C. A. & Johnson, R. H. (2000). An iterative approach to the beam hardening correction in cone beam CT. *Medical Physics*, 27(1), 23–29. doi : 10.1118/1.598853.

- Hsieh, J., Nett, B., Yu, Z., Thibault, K. S. J.-b. & Bouman, C. A. (2013). Recent Advances in CT Image Reconstruction. *Curr Radiol Rep*, 39–51. doi : 10.1007/s40134-012-0003-7.
- Jaju, P. P., Jain, M., Singh, A. & Gupta, A. (2013). Artefacts in cone beam CT. *Open Journal of Stomatology*, 03(05), 292–297. doi : 10.4236/ojst.2013.35049.
- Kyriakou, Y., Meyer, E., Prell, D. & Kachelriess, M. (2010). Empirical beam hardening correction (EBHC) for CT. *Medical Physics*, 37(10), 5179–5187. Repéré à <http://link.aip.org/link/?MPH/37/5179/1>.
- Luo, S., Wu, H., Sun, Y., Li, J., Li, G. & Gu, N. (2017). A fast beam hardening correction method incorporated in a filtered back-projection based MAP algorithm. *Physics in Medicine and Biology*, 62(5), 1810–1830. doi : 10.1088/1361-6560/aa56b5.
- Mainegra-Hing, E. & Kawrakow, I. (2010). Variance reduction techniques for fast Monte Carlo CBCT scatter correction calculations. *Physics in Medicine & Biology*, (55). doi : 10.1088/0031-9155/55/16/S05.
- Maltz, J. S., Gangadharan, B., Bose, S., Hristov, D. H., Faddegon, B. A., Paidi, A. & Bani-Hashemi, A. R. (2008). Algorithm for X-ray scatter, beam-hardening, and beam profile correction in diagnostic (kilovoltage) and treatment (megavoltage) cone beam CT. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(12), 1791–1810. doi : 10.1109/TMI.2008.928922.
- Matenine, D. (2017). *Conception et évaluation d'un nouvel algorithme de reconstruction itérative en tomodensitométrie à faisceau conique implanté sur matériel graphique*. (Thèse de doctorat, Université Laval).
- Matenine, D., Goussard, Y. & Després, P. (2015a). GPU-accelerated regularized iterative reconstruction for few-view cone beam CT. *Medical Physics*, 42(4), 1505–1517. doi : 10.1118/1.4914143.
- Matenine, D., Mascolo-Fortin, J., Goussard, Y. & Després, P. (2015b). Evaluation of the OSC-TV iterative reconstruction algorithm for cone-beam optical CT. *Medical Physics*, 42(11), 6376–6386. doi : 10.1118/1.4931604.
- Nancyzmr. (2018). *Global Cone Beam Computed Tomography Market To Register USD 841.0 Million Growth By 2021*. Area-Info.net. Repéré à <https://area-info.net/global-cone-beam-computed-tomography-market-to-register-usd-841-0-million-growth-by-2021/>.
- Nuyts, J., Dupont, P. & Mortelmans, L. (1997). Iterative Reconstruction of Transmission Sinograms with Low Signal to Noise Ratio.
- Nuyts, J., De Man, B., Fessler, J. A., Zbijewski, W. & Beekman, F. J. (2013a). Modelling the physics in the iterative reconstruction for transmission computed tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 58(12). doi : 10.1088/0031-9155/58/12/R63.

- Nuyts, J., De Man, B., Fessler, J. A., Zbijewski, W. & Beekman, F. J. (2013b). Modelling the physics in the iterative reconstruction for transmission computed tomography. *Physics in Medicine and Biology*, 58(12). doi : 10.1088/0031-9155/58/12/R63.
- Park, M., Lee, H. S., Kim, K. W. & Cho, S. (2013). Improving image quality of a mobile Cone-Beam CT by use of scatter and beam-hardening corrections. *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, 0–2. doi : 10.1109/NSSMIC.2013.6829362.
- Platten, D. (2005). *Basic Principles of CT Scanning*. ImPACT Scan. Repéré à <http://www.impactscan.org/slides/impactcourse/basic{ }principles{ }of{ }ct/index.html>.
- Radon, J. (1917). Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten. *Akad. Wiss.*, 69(April), 262–277.
- Reitz, I., Hesse, B. M., Nill, S., Tücking, T. & Oelfke, U. (2009). Enhancement of image quality with a fast iterative scatter and beam hardening correction method for kV CBCT. *Zeitschrift für Medizinische Physik*, 19(3), 158–172. doi : 10.1016/j.zemedi.2009.03.001.
- Scarfe, W. C., Farman, a. G. & Sukovic, P. (2006). Clinical applications of cone-beam computed tomography in dental practice. *J Can Dent Assoc*, 72(1), 75–80. doi : 10.1016/j.tripleo.2005.07.027.
- Scarfe, W. C. & Farman, A. G. (2008). What is Cone-Beam CT and How Does it Work? *Dental Clinics of North America*, 52(4), 707–730. doi : 10.1016/j.cden.2008.05.005.
- Schulze, R., Heil, U., Groß, D., Bruellmann, D. D., Dranischnikow, E., Schwanecke, U. & Schoemer, E. (2011). Artefacts in CBCT : A review. *Dentomaxillofacial Radiology*, 40(5), 265–273. doi : 10.1259/dmfr/30642039.
- Siddon, R. (1985). Fast calculation of the exact radiological path for 3-D CT. *Med Phys*, 12(2), 252–255. doi : 10.1118/1.595715.
- Sidky, E. Y., Kao, C.-m. & Pan, X. (2006). Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 14, 119–139.
- Woodward, H. & White, D. (1986). *The composition of body tissues*. The British journal of radiology.
- Zhao, W., Fu, G.-T., Sun, C.-L., Wang, Y.-F., Wei, C.-F., Cao, D.-Q., Que, J.-M., Tang, X., Shi, R.-J., Wei, L. & Yu, Z.-Q. (2011). Beam hardening correction for a cone-beam CT system and its effect on spatial resolution. *Chinese Physics C*, 35(10), 978–985. doi : 10.1088/1674-1137/35/10/018.
- Zhu, L., Xie, Y., Wang, J. & Xing, L. (2009). Scatter correction for cone-beam CT in radiation therapy. *Medical Physics*, 6(36), 14–16. doi : 10.1118/1.3130047.