

Université de Montréal

Méthode efficace d'assignation de tissus humains par tomодensitométrie à double énergie

par
Anthony Di Salvio

Département de physique
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)
en physique

août, 2014

© Anthony Di Salvio, 2014.

Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé:

**Méthode efficace d'assignation de tissus humains par tomодensitométrie à double
énergie**

présenté par:

Anthony Di Salvio

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes:

David Lafrenière	président-rapporteur
Jean-François Carrier, Ph.D.	directeur de recherche
Stéphane Bedwani	membre du jury
Michel Côté	membre du jury

Mémoire accepté le: 16 mars 2015

RÉSUMÉ

Pour analyser les images en tomодensitométrie, une méthode stœchiométrique est généralement utilisée. Une courbe relie les unités Hounsfield d'une image à la densité électronique du milieu. La tomодensitométrie à double énergie permet d'obtenir des informations supplémentaires sur ces images. Une méthode stœchiométrique a été développée pour permettre de déterminer les valeurs de densité électronique et de numéro atomique effectif à partir d'une paire d'images d'un tomодensitomètre à double énergie. Le but de cette recherche est de développer une nouvelle méthode d'identification de tissus en utilisant ces paramètres extraits en tomодensitométrie à double énergie. Cette nouvelle méthode est comparée avec la méthode standard de tomодensitométrie à simple énergie. Par ailleurs, l'impact dosimétrique de bien identifier un tissu est déterminé.

Des simulations Monte Carlo permettent d'utiliser des fantômes numériques dont tous les paramètres sont connus. Les différents fantômes utilisés permettent d'étalonner les méthodes stœchiométriques, de comparer la polyvalence et la robustesse des méthodes d'identification de tissus double énergie et simple énergie, ainsi que de comparer les distributions de dose dans des fantômes uniformes de mêmes densités, mais de compositions différentes.

La méthode utilisant la tomодensitométrie à double énergie fournit des valeurs de densités électroniques plus exactes, quelles que soient les conditions étudiées. Cette méthode s'avère également plus robuste aux variations de densité des tissus. L'impact dosimétrique d'une bonne identification de tissus devient important pour des traitements aux énergies plus faibles, donc aux énergies d'imagerie et de curiethérapie.

Mots clés: distribution de dose, identification de tissus, numéro atomique effectif, densité électronique.

ABSTRACT

A stoichiometric method is usually used to analyze computed tomography images. A curve links the Hounsfield units on the images to the electron density in a given medium. Dual-energy computed tomography gives additional information on a scan. A stoichiometric method was developed to acquire both electron density and effective atomic number from a pair of images.

The aim of this research is to develop a new method to identify tissues using the parameters extracted from dual-energy computed tomography. This new method is compared to the standard single-energy computed tomography segmentation method. Furthermore, the effect of correctly assigning tissues on dose distribution is studied.

Monte Carlo simulations allow the use of perfectly known numerical phantoms. Different phantoms allowed the calibration of the stoichiometric methods, the comparison of the versatility and the robustness of the dual-energy and the single-energy methods, and the comparison of dose distribution in phantoms of same densities, but of different compositions.

The dual-energy identification method gives more accurate values of electron density in any studied condition. This method is also more robust to tissues of variable density. The dosimetric impact of an accurate identification becomes more important for treatments using lower energy photons, such as imaging energies and brachytherapy.

Keywords :dose distribution, tissue identification, effective atomic number, electron density.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xii
LISTE DES FIGURES	xiii
LISTE DES SIGLES ET SYMBOLES	xiv
REMERCIEMENTS	xv
CHAPITRE 1 : INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 : INTERACTIONS PHOTONS — MATIÈRE	4
2.1 Sections efficaces	4
2.2 Densité électronique	6
2.3 Coefficients d'atténuation	7
CHAPITRE 3 : APPLICATIONS CLINIQUES EN PHYSIQUE MÉDICALE 9	
3.1 Application au SECT	9
3.2 Application au DECT	11
3.3 Sources monochromatiques	11
3.4 Traitements de radiothérapie	12
3.4.1 Radiothérapie externe	12
3.4.2 Curiethérapie	13
CHAPITRE 4 : FORMALISME DE TOMODENSITOMÉTRIE À DOUBLE ÉNERGIE	15

4.1	Numéro atomique effectif	15
4.1.1	Méthode de Torikoshi et Tsunoo	17
4.1.2	Méthode de Bourque	18
4.1.3	Étalonnage de la méthode stœchiométrique	21
4.2	Interface graphique	22
CHAPITRE 5 : SIMULATIONS MONTE CARLO		24
5.1	Le calcul Monte Carlo	24
5.2	Le code-usager egs_cbct	25
5.3	Le code-usager dosxyznrc	26
5.3.1	Fichiers .egsphnt	26
5.3.2	Fichiers .pegs4	28
5.3.3	Fichier .egsinp	28
5.4	Choix des paramètres	29
5.4.1	egs_cbct	29
5.4.2	dosxyznrc	30
CHAPITRE 6 : FANTÔMES NUMÉRIQUES		31
6.1	Fantôme d'étalonnage	31
6.2	Fantômes pour identification de tissus	33
6.2.1	Fantôme à plusieurs tissus humains	34
6.2.2	Fantôme de tissus à densité variable	35
6.3	Le fantôme anthropomorphe	35
6.4	Fantômes pour la dosimétrie	37
6.4.1	Comparaison de tissus	37
6.4.2	Matériaux dosimétriquement équivalents	38
6.5	Création de matériaux	39
CHAPITRE 7 : IDENTIFICATION DE TISSUS HUMAINS		41
7.1	Méthodes	41
7.2	Segmentation SECT	42

7.2.1	Fantôme à plusieurs tissus humains	42
7.2.2	Fantôme de tissus à densité variable	43
7.3	Segmentation DECT	46
7.3.1	Fantôme à plusieurs tissus humains	47
7.3.2	Fantôme de tissus à densité variable	49
7.4	Comparaison des méthodes	49
7.5	Segmentation du fantôme anthropomorphique	52
CHAPITRE 8 : IMPACTS DOSIMÉTRIQUES DE LA SEGMENTATION		54
8.1	Différence entre les tissus	54
8.2	Utilisation de tissus substitués	58
CHAPITRE 9 : CONCLUSION		62
9.1	Retour sur la méthode	62
9.2	Travaux futurs	65
BIBLIOGRAPHIE		67

LISTE DES TABLEAUX

3.I	Énergies utilisées dans les simulations Monte Carlo	12
6.I	Densités électroniques, numéros atomiques effectifs et compositions des matériaux du fantôme Gammex 467	33
6.II	Tissus utilisés dans le fantôme à plusieurs tissus humains. L'ordre dans lequel les tissus apparaissent dans le tableau correspond à leur position dans le modèle donné à la figure 6.1	34
6.III	Tissus utilisés dans le fantôme de tissus à densité variable. Le numéro des insertions correspond à leur position dans le modèle donné à la figure 6.1	35
6.IV	Tissus utilisés dans les fantômes cubiques	38
6.V	Compositions des matériaux aux mêmes Z_{eff}	39
7.I	Densités électroniques SECT du fantôme à plusieurs tissus humains	43
7.II	Tissus identifiés en SECT du fantôme à plusieurs tissus humains .	44
7.III	Densités électroniques SECT du fantôme à tissus à densité variable	45
7.IV	Tissus identifiés en SECT du fantôme à tissus à densité variable .	45
7.V	Densités électroniques DECT du fantôme à plusieurs tissus humains	47
7.VI	Numéros atomiques effectifs DECT du fantôme à plusieurs tissus humains	48
7.VII	Tissus identifiés en DECT du fantôme à plusieurs tissus humains .	49
7.VIII	Densités électroniques DECT du fantôme de tissus à densité variable	50
7.IX	Numéros atomiques effectif DECT du fantôme de tissus à densité variable	50
7.X	Tissus identifiés en DECT du fantôme de tissus à densité variable	51
7.XI	Erreurs relatives moyennes sur les densités électroniques	51

LISTE DES FIGURES

2.1	Attix p125	5
3.1	Courbes HU-ED	10
3.2	Spectre de 6 MV	13
4.1	Sections efficaces totales des atomes	16
4.2	Interface graphique	23
5.1	Exemple d'un fichier .egsphant	27
5.2	Exemple d'un fichier .egsinp	29
6.1	Modèle de fantôme des simulations egs_cbct	32
6.2	Fantôme anthropomorphique	36
7.1	Segmentation du fantôme anthropomorphique	53
8.1	Rendements en profondeur à 6 MV	55
8.2	Rendements en profondeur à 120 kVp	55
8.3	Rendements en profondeur de l'iode-125	56
8.4	Rendements en profondeur du seins et substituts	58
8.5	Rendements en profondeur du cartilage et substituts	59
8.6	Rendements en profondeur de l'os et substituts	59
8.7	Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 6 MV.	60
8.8	Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 120 kVp.	61
8.9	Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre d'iode-125.	61

LISTE DES SIGLES ET SYMBOLES

CBCT	Tomodensitométrie à faisceau conique <i>Cone-Beam Computed Tomography</i>
CNRC	Centre national de recherche Canada
CT	Tomodensitométrie <i>Computed Tomography</i>
DECT	Tomodensitométrie à double énergie <i>Dual-Energy Computed Tomography</i>
DEI	Indice de double énergie <i>Dual-Energy Index</i>
DER	Ratio de double énergie <i>Dual-Energy Ratio</i>
HU	Unité Hounsfield <i>Hounsfield Unit</i>
HU-ED	Unité Hounsfield - Densité électronique <i>Hounsfield Unit - Electron Density</i>
SECT	Tomodensitométrie à simple énergie <i>Simple-Energy Computed Tomography</i>
n_e	Densité électronique
ρ_e	Densité électronique relative à l'eau
Z_{eff}	Numéro atomique effectif
d_{max}	Profondeur de la dose maximale

REMERCIEMENTS

Je voudrais d'abord exprimer ma gratitude à mon directeur de recherche Jean-François Carrier, professeur associé au département de physique. J'ai eu cette année l'opportunité de découvrir la physique médicale et de participer activement au monde de la recherche grâce à son soutien.

Je tiens à remercier Stéphane Bedwani, physicien à l'Hôpital Notre-Dame, pour sa grande aide et les innombrables heures qu'il a passées à m'aider dans mon projet.

J'aimerais également témoigner de ma reconnaissance à Hugo Bouchard, professeur associé au département de physique pour son aide à débiter le projet et pour les opportunités qu'il m'a offertes.

J'apprécie les services de Calcul Québec qui m'ont permis d'effectuer de nombreuses heures de calcul.

J'ai réussi à passer ces deux années en physique médicale en excellente compagnie grâce à mes collègues, Simon Péloquin, Dany Truchon et Antony Bertrand-Grenier, mais surtout grâce à Alexandre Labine qui m'a accompagné dans mes études ces 6 dernières années.

Je voudrais souligner le support que mon apporté mes anciens collègues de Polytechnique. Ils m'ont aidé à passer au travers de mes études au baccalauréat et au travers de ma maîtrise grâce à leur support moral.

Je tiens finalement à témoigner à mes parents de ma profonde gratitude pour leur soutien tout au long de mon parcours scolaire et pour l'aide qu'ils m'ont offerte inconditionnellement.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

La tomodensitométrie (*Computed Tomography*, CT) permet d'imager en trois dimensions un patient. Cette technique utilise un faisceau rotatif de photons rayons-x qui est atténué selon la densité et la structure qu'il traverse. Ceci est souvent utilisé pour diagnostiquer certaines maladies. En effet, il est possible de détecter des tumeurs et calcifications, qui ont des densités et des compositions différentes des tissus sains chez un patient. Un agent de contraste peut également être utilisé afin de bien identifier les vaisseaux sanguins, ce qui permettrait de détecter des infarctus ou des problèmes cardiaques. Plusieurs techniques différentes existent en tomodensitométrie, en plus de l'utilisation d'agents de contraste. Une image 4-D, par exemple, ajoute la dimension temporelle à l'image et permet d'analyser les phases respiratoires d'un patient.

En plus d'en permettre le diagnostic, une image CT permet de planifier le traitement du patient. Dans le contexte de la radio-oncologie, ces images peuvent être utilisées pour planifier le traitement d'une tumeur ou de ses métastases. Pour ce faire, les différents organes, ainsi que les zones à traiter, doivent être identifiés par le médecin. Les voxels, les unités volumétriques de l'image tridimensionnelle, parallèles aux pixels d'une image, se voient également attribuer un type de tissu ainsi qu'une densité électronique (n_e). Ceci permet au physicien de prévoir les effets qu'auront les faisceaux de photons utilisés en radiothérapie et donc de calculer la distribution de dose du traitement prévu. Optimiser l'identification du type de tissus ainsi que la mesure de la densité électronique permettrait d'améliorer les plans de traitement. À partir d'une image CT standard, une méthode de conversion vers un tissu et une densité électronique [1] est déjà bien instaurée et utilisée dans plusieurs centres hospitaliers.

Fondamentalement, chaque voxel d'une image CT donne le coefficient d'atténuation d'un milieu pour la source de photons utilisée pour l'examen [2]. Puisque ce coefficient varie avec l'énergie d'un photon, utiliser des sources différentes pour imager le même patient donnera des résultats différents. Cette propriété aura inspiré l'idée d'utiliser deux

images CT issues de deux sources différentes afin de tirer davantage d'informations d'un examen [3, 4]. Depuis les années 2000, la possibilité accrue d'arriver à appliquer ce genre d'imagerie de façon efficace attire l'intérêt des physiciens médicaux. Ceci a inspiré des techniques basées sur des sources simplifiées ou fictives [5, 6]. Aujourd'hui, des appareils d'imagerie CT à double énergie (*Dual-Energy Computed Tomography*, DECT) sont installés dans plusieurs centres, ce qui a mené au développement d'applications plus pratiques en clinique [7, 8].

Dans un contexte de radio-oncologie, la technique de Bourque *et al.* ([9]) est celle qui semble la plus applicable, la plus simple et la plus précise dans les informations qu'elle extrait des images DECT. Le formalisme développé est exploré en détail dans cette étude, ainsi que diverses approches pour l'utiliser afin d'améliorer la planification de traitement. Plus particulièrement, elle sera orientée sur l'identification des tissus humains à partir des informations tirées d'images DECT.

Cette recherche utilise deux méthodes stœchiométriques pour caractériser des images CT obtenues à l'aide de simulations Monte Carlo. Une première permet d'analyser des images CT simple énergie (*Single-Energy Computed Tomography*, SECT) [1] et la seconde utilise des images DECT. Cette étude utilise ces deux méthodes pour déterminer la nature de tissus imagés. En premier lieu, des fantômes numériques sont créés. Ceux-ci sont constitués de divers tissus que les deux méthodes tenteront d'identifier. Un premier fantôme analyse la capacité à reconnaître une gamme de différents tissus ; un second contient des tissus dont le n_e est altéré afin de déterminer la robustesse des méthodes face à cette situation. Par la suite, les distributions de dose dans des fantômes constitués de différents tissus sont comparées afin de déterminer l'impact de l'identification d'un tissu dans un calcul de dose.

Le chapitre 2 présente les bases théoriques en physique permettant de bien comprendre les phénomènes derrière l'imagerie CT. Les interactions photons-matière ainsi que les paramètres physiques les affectant sont expliqués. Il montre également comment sont acquis les paramètres physiques depuis des images CT. Le chapitre 3 place les éléments de cette recherche dans un contexte clinique en physique médicale. Le chapitre 4 est basé sur le formalisme d'analyse d'images DECT développé par Bourque *et al.*

[9]. Il résume toute la théorie et les applications de la technique. Une comparaison avec d'autres formalismes permet de démontrer les raisons pour lesquelles cette technique-ci est choisie. Le chapitre 5 introduit le calcul Monte Carlo, une méthode permettant de simuler les différentes interactions liées au rayonnement ionisant dans la matière. Il s'agit d'une méthode basée sur les probabilités d'interaction, utilisant des nombres aléatoires pour choisir et déterminer l'effet des interactions. La suite `egsnrc` [10], développée par le Conseil national de recherches Canada, est utilisée et deux codes-usagers sont mis à contribution : `dosxyznrc` et `egs_cbct`. Le chapitre 6 détaille les fantômes numériques utilisés dans les calculs Monte Carlo. Ils forment la structure matérielle du calcul numérique et ils doivent être exprimés de façon spécifique. Les divers fantômes utilisés dans cette recherche sont développés en détail, ainsi que les techniques pour les créer. Le chapitre 7 explique de quelle façon les données obtenues grâce au formalisme permettent de segmenter une image DECT [9]. Une comparaison avec la méthode courante en SECT [1] démontre les avantages possibles à utiliser un appareil DECT. Les résultats associés aux fantômes numériques sont également présentés et analysés. Le chapitre 8 montre des simulations Monte Carlo additionnelles qui complètent cette recherche. Les impacts associés à la segmentation des tissus sont mis en évidence et différents paramètres pouvant avoir un impact sur la segmentation sont également étudiés.

Toutes les simulations présentées ont été développées dans le cadre du projet. Ceci inclut la conception de matériaux et de fantômes numériques et l'analyse des résultats. La segmentation des images à partir des données calculées selon le formalisme DECT est le point principal de cette recherche. Des ajouts à une interface graphique existante auront permis d'utiliser efficacement le formalisme dans le cadre du projet. L'analyse des distributions de doses simulées a conclu cette étude.

CHAPITRE 2

INTERACTIONS PHOTONS — MATIÈRE

Une image, en radiographie ou en tomodensitométrie, est produite en projetant un faisceau de rayons X au travers de l'objet à imager. Une portion des photons sont atténués dans l'objet et la quantité de photons qui le traversent est mesurée par un détecteur situé à l'opposé de la source. Différentes interactions sont responsables de l'atténuation d'un faisceau de photons. Ces interactions dépendent de deux paramètres de la matière : sa section efficace électronique et sa densité électronique. Les images CT reflètent le coefficient d'atténuation, qui dépend de ces valeurs. La densité électronique peut être extraite d'une image [1], ainsi que d'une paire d'images DECT. Les images DECT permettent également d'obtenir la section efficace totale dans l'image [3]. La densité électronique et la section efficace sont toutes deux nécessaires pour effectuer des simulations Monte Carlo.

2.1 Sections efficaces

Différentes interactions peuvent se produire entre un photon dans la plage des énergies utilisées en imagerie CT et les électrons liés à un noyau [11]. Ces interactions se produisent pour des photons dont l'énergie varie de 10 keV à 200 keV. Celles-ci ne dépendent pas directement du noyau, mais de la force de la liaison entre les électrons et celui-ci.

La diffusion Rayleigh est un type de diffusion dite élastique, puisque le photon ne perd pas d'énergie dans l'interaction. Ce phénomène se produit lorsqu'un photon rencontre une particule de dimension plus faible que sa longueur d'onde. Il s'agit donc d'un phénomène plus fréquent pour des photons de plus basse énergie, aux longueurs d'onde plus élevées. Bien que très rare, cette diffusion doit être considérée dans les simulations pour les rendre les plus exactes possible. Dans cette interaction, le photon interagit avec

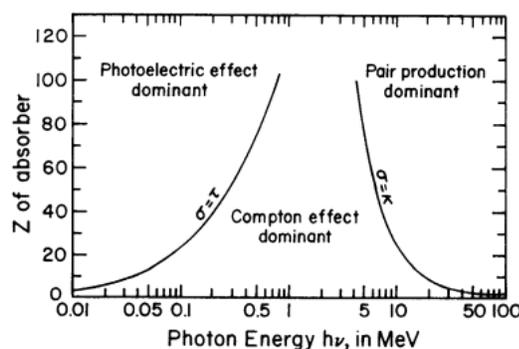
l'atome en entier. Il affecte son champ électrique puis est immédiatement réémis dans une différente direction.

La diffusion Compton est une diffusion inélastique. Un photon peut interagir avec un électron en ne lui transférant qu'une portion de son énergie. L'énergie transmise à l'électron lui permet d'échapper à l'attraction du noyau et l'éjecte. Le photon conserve alors une portion de son énergie et se voit dévié de sa trajectoire. Les trajectoires et énergies finales du photon et de l'électron respectent les propriétés de conservations de la quantité de mouvement et de l'énergie. Dans une simulation Monte Carlo, les trajectoires finales sont déterminées aléatoirement.

L'effet photoélectrique correspond à une transmission de toute l'énergie du photon à un électron. Celui-ci acquiert ainsi assez d'énergie pour être éjecté de l'atome. Le photon disparaît et l'électron acquiert une énergie cinétique égale à celle du photon moins l'énergie de liaison au noyau.

La figure 2.1 montre l'importance relative de chaque interaction selon l'énergie du photon et de la nature de l'atome rencontré.

Figure 2.1 – Importance relative des interactions des rayons gamma dans la matière. Les courbes indiquent les valeurs d'énergie et de numéro atomique où deux effets sont présents de façon équivalente. Figure tirée du livre *Introduction to radiological physics and radiation dosimetry* de Frank Herbert Attix [12]



Une quatrième interaction, la création de paires, peut se produire avec des photons plus énergétiques, mais ne se produit pas pour des photons aux énergies utilisées en imagerie. Cette interaction requiert une énergie supérieure à 1,02 MeV. En radiothérapie externe, l'énergie des photons est suffisamment élevée pour cette interaction. Dans cette

interaction, le photon est annihilé et produit une paire électron - positron. Le total de leur masse équivaut à 1,02 MeV et toute l'énergie du photon excédant cette valeur est transmise aux particules sous forme d'énergie cinétique.

Ces interactions requièrent une collision entre un photon, une onde électromagnétique, et un électron, dont la position est caractérisée par une fonction d'onde. Afin de quantifier ce genre d'interaction, une surface de collision est définie, nommée la section efficace. Celle-ci correspond à la surface apparente qu'a un électron pour chaque type d'interaction, définie en $\left[\frac{\text{m}^2}{\text{électron}} \right]$. Une section efficace plus élevée augmente la probabilité d'interaction.

2.2 Densité électronique

Pour déterminer une probabilité d'interaction, la surface seule est insuffisante. La fréquence d'apparition de cette surface correspond à la densité électronique, le nombre d'électrons par unité de volume. Celle-ci est liée à la probabilité d'interaction, qui augmente avec la densité, définie en $\left[\frac{\text{électron}}{\text{m}^3} \right]$.

La densité électronique dépend d'abord de la densité atomique du milieu. Certains milieux sont plus poreux que les tissus mous moyens et auront une densité électronique plus faible, c'est le cas de certaines moelles. Ensuite, la composition atomique affecte la densité électronique. Les atomes n'ont pas tous la même densité d'électrons pour une même densité massique. Notamment, l'hydrogène a autant d'électrons que de nucléons, qui forment principalement la masse d'un atome, alors que les autres atomes ont généralement environ un électron pour deux nucléons. La composition affecte ainsi la densité électronique, entre autres dans les os, qui sont moins riches en hydrogène, mais aussi légèrement dans d'autres tissus, tel le gras.

Dans la littérature et dans ce projet, la densité électronique est normalement exprimée de façon relative à l'eau. Toute valeur de densité électronique ainsi donnée est sans unité.

2.3 Coefficients d'atténuation

Soit un faisceau de N_0 photons traversant un milieu sur une surface S . La trajectoire du faisceau contient $S \cdot n_e$ électrons par unité de distance, où n_e est la densité électronique en $\frac{\text{électron}}{\text{m}^3}$. Chaque électron a une surface efficace σ_e , pour une surface totale de $S \cdot n_e \cdot \sigma_e$. La fraction de photons atténués dans ce trajet correspond à la fraction de la surface du faisceau couverte par la totalité des surfaces efficaces,

$$\mu = \frac{S \cdot n_e \cdot \sigma_e}{S} = n_e \cdot \sigma_e, \quad (2.1)$$

où μ est le coefficient d'atténuation linéaire. Ainsi, lorsqu'un faisceau de n photons traverse une profondeur dx , le nombre de photons atténués du faisceau est défini selon

$$dn = -\mu n \cdot dx \quad (2.2)$$

où le signe négatif apparaît puisque le nombre de photons restant diminue. L'équation différentielle se résout pour trouver le nombre de photons restant N ,

$$\begin{aligned} \frac{dn}{n} &= -\mu \cdot dx \\ \int_{N_0}^N \frac{dn}{n} &= \int_0^x -\mu \cdot dx \\ \ln \left(\frac{N}{N_0} \right) &= -\mu x \\ N &= N_0 e^{-\mu x}. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Ceci vaut pour une atténuation dans un milieu homogène. Dans un milieu où le coefficient d'atténuation varie en profondeur, on a, à la position x , un coefficient d'atténuation $\mu(x)$ sur une courte distance dx . L'équation 2.3 devient donc

$$N = e^{\int_0^x -\mu(x) dx}. \quad (2.4)$$

Le coefficient d'atténuation totale est acquis des images CT. Afin d'effectuer des calculs de dose Monte Carlo, ce sont les coefficients d'atténuation et les densités électroniques qui sont nécessaires. Des méthodes stœchiométriques SECT et DECT permettent d'extraire ces paramètres des images CT.

CHAPITRE 3

APPLICATIONS CLINIQUES EN PHYSIQUE MÉDICALE

En physique médicale, des photons rayon-x sont utilisés à la fois en imagerie et en traitement. Le CT est la modalité d'imagerie étudiée dans ce projet. L'acquisition d'une image CT permet d'extraire les paramètres physiques du milieu et différentes méthodes permettent d'extraire ces informations. Ceci permet d'utiliser les images pour planifier différents traitements. Deux différents types de traitements sont étudiés : la radiothérapie externe et la curiethérapie.

3.1 Application au SECT

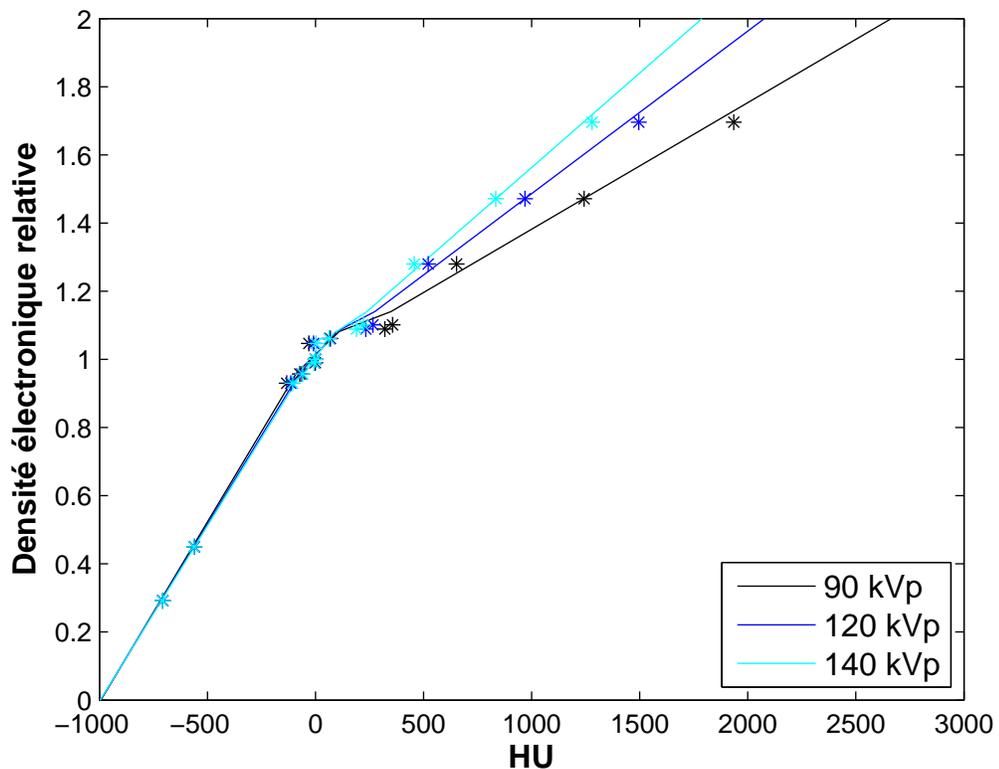
Un appareil CT effectue des projections à différents angles autour d'un objet. Le faisceau à la sortie de l'objet est ensuite détecté par l'appareil. Le faisceau capté contient tous les photons n'ayant pas interagi avec le milieu ou ayant diffusé et atteint le détecteur avec une trajectoire déviée. La mesure de l'intensité du faisceau sortant par une unité de détecteur permet de déterminer l'atténuation totale sur une ligne droite entre le détecteur et la source. L'image CT peut être reconstruite à partir de ces projections en effectuant une rétroprojection filtrée [11]. Les valeurs de cette image sont généralement données en unités Hounsfield (*Hounsfield Units*, HU), qui représentent le coefficient d'atténuation du milieu relatif à l'eau,

$$HU = 1000 \cdot \frac{\mu}{\mu_{\text{eau}}} - 1000. \quad (3.1)$$

Pour effectuer des calculs de dose, soit de façon analytique ou par simulations Monte Carlo, la valeur du coefficient d'atténuation ne peut être directement utilisée. La valeur en HU doit généralement d'abord être convertie en densité électronique. La densité électronique est typiquement obtenue à l'aide d'un étalonnage stœchiométrique, d'après une méthode développée par Schneider *et al.* [1]. L'étalonnage stœchiométrique utilise des images d'un fantôme d'étalonnage, défini plus en détail au chapitre 6. Ce fantôme

contient une série de 13 insertions dans un milieu uniforme. Les nombres HU obtenus dans l'image sont comparés avec les valeurs de densité des insertions. Une régression à deux, trois ou quatre droites est réalisée à partir des mesures obtenues du fantôme et compose la courbe HU-ED (*Hounsfield Unit - Electron Density*, Unité Hounsfield - densité électronique). La définition de ces droites est effectuée en utilisant une procédure Matlab¹ développée pour un usage clinique. Cette courbe est ensuite utilisée pour convertir les nombres HU d'images cliniques en densité électronique. La figure 3.1 montre les courbes HU-ED utilisées dans ce projet.

Figure 3.1 – Courbes HU-ED utilisées dans les simulations Monte Carlo *egs_cbct*. Les valeurs connues des insertions sont indiquées directement dans le graphique.



¹The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.

3.2 Application au DECT

L'atténuation, la valeur mesurée au CT est résumée à l'équation 2.1, comme étant le produit de la densité électronique et de la section efficace. La densité électronique dépend uniquement de la matière que le faisceau traverse. Par contre, la section efficace est une propriété qui dépend à la fois de la composition atomique d'un milieu et de l'énergie du photon avec lequel il interagit. L'équation 2.1 peut être réécrite avec les dépendances en énergie, E :

$$\mu = n_e \cdot \sigma_e(E). \quad (3.2)$$

Des images DECT sont effectuées à deux énergies différentes. Les coefficients d'atténuations μ_1 et μ_2 sont obtenus à partir des énergies E_1 et E_2 . On obtient le système d'équations

$$\begin{aligned} \mu_1 &= n_e \cdot \sigma_e(E_1) \\ \mu_2 &= n_e \cdot \sigma_e(E_2). \end{aligned} \quad (3.3)$$

Ce système à 2 équations à 3 inconnues ne peut pas directement être résolu. Par contre, une propriété permet de transformer la variable σ_e de telle sorte que sa dépendance en énergie devient négligeable. Cette transformation est expliquée plus en détail au chapitre 4.

3.3 Sources monochromatiques

Le système d'équations 3.3 suppose des photons d'énergie unique. Il est normalement plus complexe pour des spectres de photons. L'utilisation d'une source polychromatique, donc d'un spectre, en imagerie est une cause commune d'artefacts en imagerie CT [2]. Des artefacts de durcissements de faisceau se produisent lorsque le spectre évolue en traversant l'objet à imager. Ceci crée des conditions variables au travers du milieu, alors que les photons de plus faible énergie interagissent plus facilement à l'entrée du milieu. D'autres artefacts sont dus à l'utilisation d'un spectre en imagerie CT, comme l'apparition de raies autour de régions très denses. Ce projet vise à utiliser des images CT idéales et ces artefacts sont donc évités. La correction de ces artefacts serait le su-

jet d'une autre étude. Il existe des méthodes de correction d'artefacts à partir de paires d'images DECT [3].

Les énergies utilisées pour les équivalences en faisceau monoénergétique correspondent à celles ayant les mêmes atténuations totales dans l'eau. Les énergies présentées au tableau 3.I sont utilisées pour remplacer les spectres d'imagerie.

Tableau 3.I – Énergies utilisées dans les simulations Monte Carlo

Spectre	Énergie équivalente
90 kVp	57 keV
120 kVp	68 keV
140 kVp	77 keV

3.4 Traitements de radiothérapie

En plus de l'imagerie, le domaine de la physique médicale inclut les traitements de radiothérapie. Deux types de traitements sont analysés dans cette étude : la radiothérapie externe et la curiethérapie. Ces deux méthodes utilisent des sources différentes et requièrent des planifications différentes.

Le but principal de la radiothérapie est de livrer une dose à une partie d'un organe dans le corps. La dose représente la quantité d'énergie absorbée par unité de masse dans un milieu. L'unité de cette dose est le gray : $1 \text{ Gy} = 1 \frac{\text{J}}{\text{kg}}$.

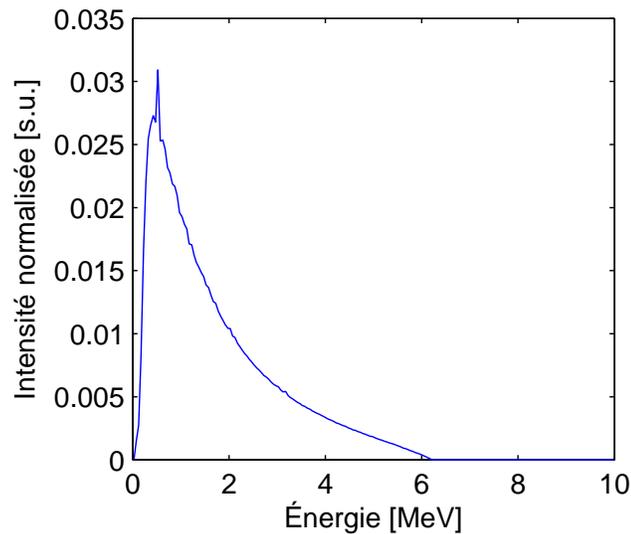
3.4.1 Radiothérapie externe

En radiothérapie externe, un accélérateur linéaire sert de source pour le traitement. Dans cette recherche, la thérapie mégavoltage sera étudiée. Dans ces cas, l'accélérateur émet des photons aux énergies supérieures à 1 MV. Le profil de la distribution de dose du faisceau de l'accélérateur linéaire dépend de la qualité du faisceau, de l'énergie de la source ainsi que de sa taille et de sa distance, de la présence d'un filtre et de la taille du champ d'irradiation [13]. Tous ces paramètres permettent au physicien d'optimiser la

planification du traitement.

Ces paramètres sont ajustables dans une simulation Monte Carlo. Dans le cadre de cette recherche, les faisceaux sont considérés comme idéaux, c'est-à-dire qu'ils sont parfaitement collimatés. La taille et la distance de la source n'influencent donc pas les résultats, ni la qualité du faisceau. La taille du champ est constante dans toutes les simulations et est fixée aux dimensions de $(5 \times 5) \text{ cm}^2$. Finalement, la source choisie représente une source à 6 MV d'énergie et son spectre est affiché à la figure 3.2.

Figure 3.2 – Spectre utilisé dans les simulations Monte Carlo de radiothérapie externe.



3.4.2 Curiethérapie

La curiethérapie est une méthode utilisant des sources radioactives scellées directement à l'intérieur du patient. Ces sources livrent une dose sur une courte distance et permettent ainsi de localiser le traitement. Des sources de radioisotopes de radium, de radon, de cobalt, de césium, d'iridium, d'or, d'iode ou de palladium peuvent être utilisées en curiethérapie [13]. Dans cette étude, une source d'iode-125 est simulée. Sa désintégration en tellure-125 est approximée par un faisceau de photons monoénergétiques de

35,5 keV.

Afin de pouvoir comparer les impacts de l'identification de tissus avec une source de curiethérapie de la même façon qu'avec une source de radiothérapie externe, un faisceau externe identique à celui utilisé en radiothérapie externe est utilisé dans les simulations Monte Carlo.

L'Association Américaine de Physiciens Médicaux a publié un protocole de calcul de distributions de doses en curiethérapie, le TG-43 [14]. Celui-ci propose de supposer que le patient est entièrement constitué d'eau afin de calculer la distribution de dose d'une source de curiethérapie. Celui-ci a été révisé, puis le TG-186 [15] propose d'identifier les différents tissus afin d'améliorer le calcul de la distribution de dose. Ce projet cherche à améliorer l'identification de tissus afin de mieux appliquer ce protocole.

CHAPITRE 4

FORMALISME DE TOMODENSITOMÉTRIE À DOUBLE ÉNERGIE

L'extraction des paramètres physiques présentés en DECT nécessite la résolution du système d'équations 3.3. Celui-ci ne peut pas être directement résolu, étant donné qu'il s'agit d'un système à 2 équations à 3 inconnues. Afin de résoudre ces équations, la variable σ_e , la section efficace totale, peut être transformée en fonction d'autres paramètres [3, 9]. Physiquement, ce sont l'énergie du photon et la composition atomique d'un milieu qui déterminent comment se produisent les interactions. La composition atomique est réduite en un paramètre nommé le numéro atomique effectif (Z_{eff}). Cette valeur a plusieurs définitions différentes dans la littérature. Une première définition lie directement la composition atomique d'un milieu à son Z_{eff} selon des équations définies empiriquement. Une seconde définition utilise plutôt la section efficace du milieu pour déterminer son Z_{eff} .

4.1 Numéro atomique effectif

La définition la plus courante du Z_{eff} est présentée dans l'œuvre de Johns et Cunningham [16]. Celle-ci définit le Z_{eff} d'un milieu selon les numéros atomiques des atomes qui le constituent. Pour une fraction massique w_i de l'atome au numéro atomique Z_i , le Z_{eff} est défini par

$$Z_{\text{eff}} = \left(\sum_i w_i Z_i^n \right)^{\frac{1}{n}}. \quad (4.1)$$

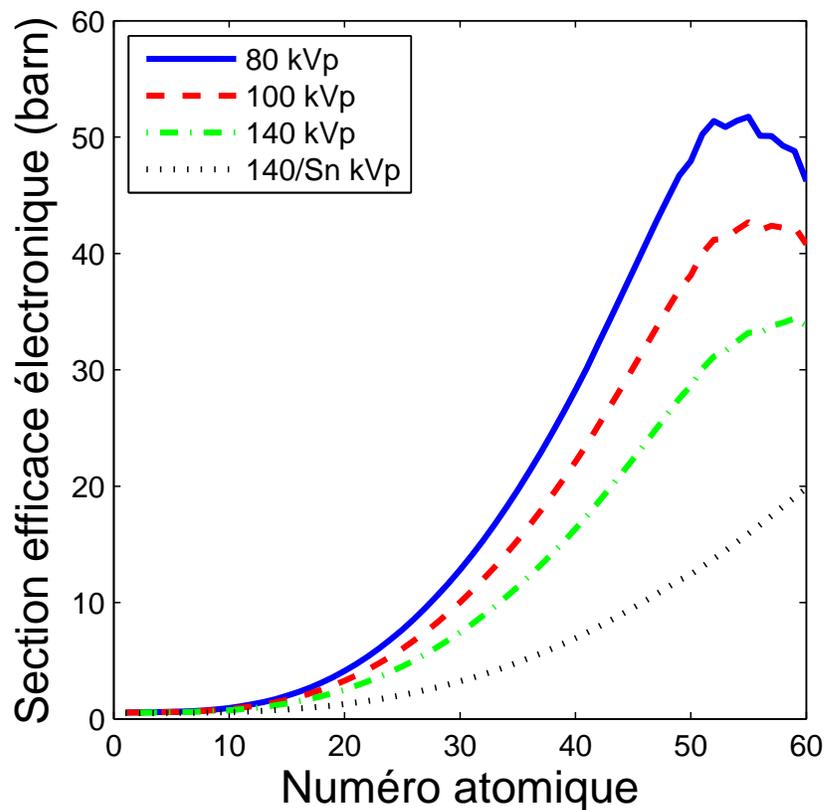
La valeur de n est définie empiriquement à 3,5 et est choisie pour rester consistante avec la définition de la section efficace de l'effet photoélectrique, qui est définie pour les atomes purs comme

$$\sigma_{\text{ph}} \simeq \text{cte} \cdot \frac{Z^m}{E^3}, \quad (4.2)$$

où m est une valeur d'environ 3 [11]. La diffusion Compton ne dépend pas du numéro atomique de façon significative.

Une seconde définition tente de relier directement le Z_{eff} à la section efficace totale. On peut, pour différents spectres d'énergie, tracer la section efficace des atomes en fonction de leur numéro atomique (figure 4.1).

Figure 4.1 – Sections efficaces totales des atomes, tirées de la base de données des sections efficaces XCOM du *National Institute of Standards and Technology* (NIST) du Département du Commerce des États-Unis. Les spectres sont ceux utilisés par l'appareil à doubles sources Siemens SOMATOM Definition Flash.



La relation entre les numéros atomiques et leur section efficace permet d'associer une valeur de numéro atomique effectif à toute valeur de section efficace, pour des Z_{eff} inférieurs à 50. Alors que les numéros atomiques sont un ensemble de nombres naturels,

les Z_{eff} forment un ensemble de nombres réels, continu.

Pour déterminer le Z_{eff} d'un matériau dont la composition est connue, il suffit de considérer la fraction d'électrons λ et les sections efficaces de chaque atome le constituant. Une moyenne de ces valeurs donne la section efficace moyenne du matériau :

$$\sigma_{e,\text{med}} = \sum_i \lambda_i \sigma_{e,i}. \quad (4.3)$$

Le Z_{eff} associé à cette section efficace définit le milieu ayant cette composition atomique.

Les deux définitions du Z_{eff} le relient à la section efficace d'un milieu. La première utilise des formules empiriques pour déterminer les liens entre les numéros atomiques et les sections efficaces et ne tient en compte que l'effet photoélectrique. La seconde utilise une spline cubique pour interpoler les valeurs déjà connues des sections efficaces totales.

Chaque définition est accompagnée d'une méthode pour retrouver le Z_{eff} , ainsi que la densité électronique depuis deux images de tomodensitométrie. La première définition du Z_{eff} , utilisée par Bazalova *et al.* [7, 17] et par Landry *et al.* [18–21] utilise une méthode développée par Torikoshi et Tsunoo [5, 22]. La seconde est développée entièrement par Bourque *et al.* [9] dans l'année précédant la présente recherche.

4.1.1 Méthode de Torikoshi et Tsunoo

Cette méthode sépare la section efficace en deux types d'interactions. Les sections efficaces photoélectriques (σ_{ph}) et de diffusion (σ_{diff}) deviennent des fonctions de l'énergie (E) et du numéro atomique effectif :

$$\sigma_{\text{ph}} = Z_{\text{eff}}^4 F(E, Z_{\text{eff}}), \quad (4.4)$$

$$\sigma_{\text{diff}} = G(E, Z_{\text{eff}}). \quad (4.5)$$

Les fonctions F et G définissent des termes d'absorption photoélectrique et de diffusion respectivement. Puisque la section efficace totale (σ_e) est la somme des sections efficaces

photoélectrique (σ_{ph}) et de diffusion (σ_{diff}), ces relations peuvent être utilisées avec les équations 3.3 et devenir

$$\begin{aligned}\mu_1 &= n_e [Z_{\text{eff}}^4 F(E_1, Z_{\text{eff}}) + G(E_1, Z_{\text{eff}})] \\ \mu_2 &= n_e [Z_{\text{eff}}^4 F(E_2, Z_{\text{eff}}) + G(E_2, Z_{\text{eff}})].\end{aligned}\tag{4.6}$$

L'effet photoélectrique dépend du numéro atomique d'une puissance d'environ 4, quand la section efficace électronique est considérée, et l'effet Compton ne dépend pas du numéro atomique [11], on peut alors supposer que $F(E, Z_{\text{eff}})$ et que $G(E, Z_{\text{eff}})$ ne dépendent pas de Z_{eff} de façon significative [5]. Les fonctions $F(E, Z_{\text{eff}})$ et $G(E, Z_{\text{eff}})$ peuvent être retrouvées en interpolant les données des sections efficaces photoélectriques et de diffusion XCOM du NIST. Deux images de tomodensitométrie donnent les coefficients d'atténuation (μ) à chaque voxel. On peut donc retrouver les valeurs de Z_{eff} et de la densité électronique (n_e) selon

$$\begin{aligned}Z^4 &= \frac{\mu_2 G(E_1, Z_{\text{eff}}) - \mu_1 G(E_2, Z_{\text{eff}})}{\mu_1 F(E_2, Z_{\text{eff}}) - \mu_2 F(E_1, Z_{\text{eff}})} \text{ et} \\ n_e &= \frac{\mu_1 F(E_2, Z_{\text{eff}}) - \mu_2 F(E_1, Z_{\text{eff}})}{F(E_2, Z_{\text{eff}})G(E_1, Z_{\text{eff}}) - F(E_1, Z_{\text{eff}})G(E_2, Z_{\text{eff}})}.\end{aligned}\tag{4.7}$$

Les fonctions $F(E, Z_{\text{eff}})$ et $G(E, Z_{\text{eff}})$ varient avec l'énergie. Ces équations sont donc faciles à résoudre pour des images produites depuis des faisceaux monoénergétiques, mais deviennent très complexes lorsqu'un spectre est considéré. Bazalova a explicité les relations 4.7 dans ces conditions [7]. La résolution requiert alors une connaissance parfaite du spectre, ce qui est souvent difficile à déterminer dans des conditions cliniques.

4.1.2 Méthode de Bourque

La section 3.1 montre comment il est possible d'étalonner des valeurs obtenues d'une image CT pour obtenir les propriétés d'une image. Ceci a inspiré l'utilisation d'une méthode stœchiométrique pour déterminer des valeurs de Z_{eff} et de n_e depuis des données d'images en DECT. La section 4.1, explique la définition utilisée pour cette méthode pour le numéro atomique effectif. Celle-ci utilise un lien direct entre la section efficace

totale, σ_e et le Z_{eff} . Définissons cette relation par

$$\sigma_e = f(Z_{\text{eff}}, E). \quad (4.8)$$

En supposant que Z_{eff} varie peu en fonction de l'énergie, on peut réécrire les relations 3.3

$$\begin{aligned} \mu_1 &= n_e \cdot f(Z_{\text{eff}}, E_1) \\ \mu_2 &= n_e \cdot f(Z_{\text{eff}}, E_2). \end{aligned} \quad (4.9)$$

De façon générale, la densité électronique relative à l'eau (ρ_e) est utilisée. Afin de garder une cohérence dans les unités utilisées, le coefficient d'atténuation est également exprimé de façon relative à l'eau. On définit ainsi le coefficient d'atténuation linéaire relatif à l'eau,

$$u = \frac{\mu}{\mu_{\text{eau}}} = \frac{HU + 1000}{1000}. \quad (4.10)$$

Ceci nous permet d'utiliser les équations

$$\begin{aligned} u_1 &= \rho_e \cdot f_1(Z_{\text{eff}}, E_1) \\ u_2 &= \rho_e \cdot f_2(Z_{\text{eff}}, E_2), \end{aligned} \quad (4.11)$$

avec la densité électronique relative à l'eau, ρ_e . On peut éliminer le facteur de la densité électronique dans cette équation en divisant la valeur de u_1 par celle de u_2 . Les deux façons explorées par Bourque [9] sont

$$\Gamma = \begin{cases} \frac{u_1}{u_2} & \Gamma = \text{DER} \\ \frac{u_1 - u_2}{u_1 + u_2} & \Gamma = \text{DEI} \end{cases}. \quad (4.12)$$

La première relation, le ratio de double énergie (*Dual Energy Ratio*, DER), peut être utilisée de façon équivalente à la seconde, l'indice de double énergie (*Dual Energy Index*, DEI). Le DEI est utilisé dans ce projet, puisqu'il semble plus stable pour de petites valeurs de u . Quelle que soit la définition utilisée, ces deux valeurs sont indépendantes de la densité électronique et ne dépendent que du Z_{eff} pour une paire d'énergies donnée,

$$\Gamma = F^{-1}(Z_{\text{eff}}, E_1, E_2) \quad (4.13)$$

La fonction reliant le numéro atomique effectif à l'index Γ est inconnue. Plutôt que d'utiliser un ratio de deux équations définies empiriquement pour le définir, une fonction à la forme plus générale est utilisée, un polynôme de degré $K - 1$:

$$Z_{\text{eff}} = F(\Gamma) = \sum_{k=1}^K c_k(E_1, E_2) \Gamma^{k-1}. \quad (4.14)$$

Les valeurs de c_k utilisées dans le polynôme sont déterminées à partir des valeurs obtenues depuis un fantôme d'étalonnage (chapitre 6) pour une paire d'énergies E_1 et E_2 ; le même que celui utilisé dans la technique de Schneider *et al.* [1].

Le ρ_e peut ensuite être retrouvée à partir de la valeur de l'atténuation relative à l'eau et du Z_{eff} . Depuis les équations 4.11, on utilise

$$\rho_e = \frac{u}{f(Z_{\text{eff}}, E)}. \quad (4.15)$$

Encore une fois, la fonction $f(Z_{\text{eff}})$ peut être définie comme un polynôme de degré $M - 1$,

$$f(Z_{\text{eff}}) = \sum_{m=1}^M b_m(E) Z_{\text{eff}}^{m-1}. \quad (4.16)$$

Deux équations donnent donc la densité électronique, pour deux énergies différentes,

$$\begin{aligned} \rho_{e,1} &= \frac{u_1}{\sum_{m=1}^M b_{m,1} Z_{\text{eff}}^{m-1}} \\ \rho_{e,2} &= \frac{u_2}{\sum_{m=1}^M b_{m,2} Z_{\text{eff}}^{m-1}}. \end{aligned} \quad (4.17)$$

Ces deux valeurs sont des approximations de la densité électronique, obtenues à partir d'une fonction polynomiale. Elles sont généralement très rapprochées et une moyenne permet de retrouver une meilleure approximation de ρ_e :

$$\rho = \frac{1}{2}[\rho_{e,1} + \rho_{e,2}]. \quad (4.18)$$

Les valeurs de b_m sont déterminées avec une calibration stœchiométrique depuis les images CT d'un fantôme d'étalonnage.

4.1.3 Étalonnage de la méthode stœchiométrique

L'étalonnage se fait en imageant un fantôme contenant une série d'insertions aux propriétés connues. Le même fantôme peut être utilisé pour étalonner la méthode SECT, définie à la section 3.1, et la méthode DECT. Seul l'étalonnage avec le DEI, calculé selon l'équation 4.12, a été effectué pour les paires d'énergies 90 kVp – 120 kVp et 120 kVp – 140 kVp. Avec les résultats de N matériaux du fantôme et leur Z_{eff} , on peut construire le système matriciel suivant depuis l'équation 4.14 :

$$\begin{bmatrix} Z_{\text{eff},1} \\ Z_{\text{eff},2} \\ \vdots \\ Z_{\text{eff},N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Gamma_1 & \Gamma_1^2 & \dots & \Gamma_1^{K-1} \\ 1 & \Gamma_2 & \Gamma_2^2 & \dots & \Gamma_2^{K-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \Gamma_N & \Gamma_N^2 & \dots & \Gamma_N^{K-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_K \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{\Gamma}\mathbf{c},$$

$$\mathbf{c} = (\mathbf{\Gamma}^T\mathbf{\Gamma})^{-1} \mathbf{\Gamma}^T\mathbf{Z}. \quad (4.19)$$

Ce qui nous permet d'évaluer les valeurs de c_k . Une inversion de matrices semblables nous permet de retrouver les valeurs de b_m de la paire d'équations 4.17. En isolant les valeurs de $\frac{u}{\rho_e}$ dans cette équation, on retrouve, pour une énergie et une insertion données,

$$\sum_{m=1}^M b_m Z_{\text{eff}}^{m-1} = \frac{u}{\rho_e}. \quad (4.20)$$

Les paramètres Z_{eff} et ρ_e des insertions sont connus, il est donc possible de déterminer les valeurs de b_m à partir des valeurs de u des insertions dans les images. Pour les N insertions utilisées, le système matriciel suivant est résolu :

$$\begin{bmatrix} b_1 & b_2 & \dots & b_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ Z_{\text{eff},1} & Z_{\text{eff},2} & \dots & Z_{\text{eff},N} \\ Z_{\text{eff},1}^2 & Z_{\text{eff},2}^2 & \dots & Z_{\text{eff},N}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_{\text{eff},1}^{M-1} & Z_{\text{eff},2}^{M-1} & \dots & Z_{\text{eff},N}^{M-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{u}{\rho_e}\right)_1 & \left(\frac{u}{\rho_e}\right)_2 & \dots & \left(\frac{u}{\rho_e}\right)_N \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{bZ} = \mathbf{U},$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{UZ}^T (\mathbf{ZZ}^T)^{-1}. \tag{4.21}$$

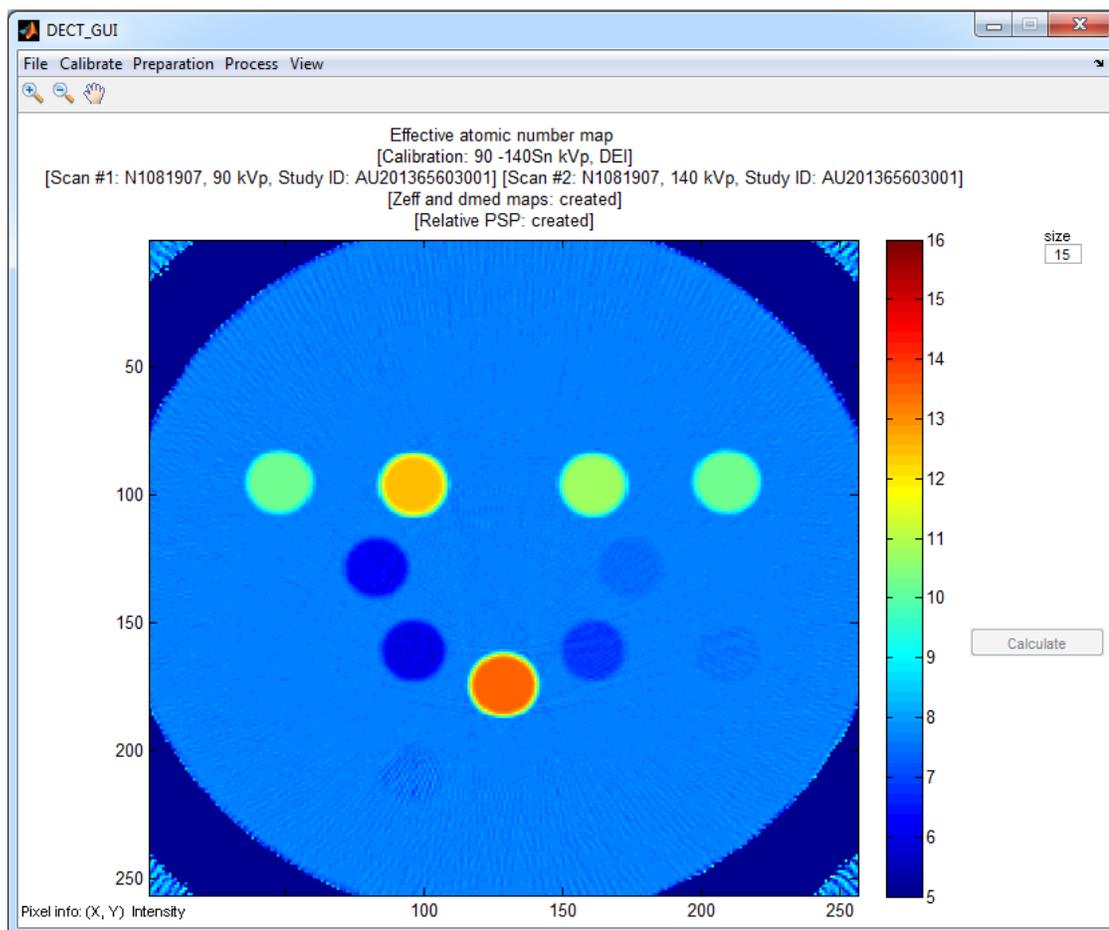
Cette méthode sera utilisée dans ce projet, puisqu'il a été démontré qu'une méthode basée sur une calibration stœchiométrique est plus robuste et stable dans des conditions cliniques, c'est-à-dire lorsqu'il y a présence de bruit ou d'artéfacts d'images [23].

Le fantôme utilisé pour étalonner la méthode dans cette recherche est présenté à la section 6.1. Il contient $N = 13$ matériaux différents. Les auteurs du formalisme suggèrent d'utiliser $K = 6$ et $M = 6$ coefficients dans les polynômes ([9]) et ces mêmes valeurs sont utilisées dans cette étude.

4.2 Interface graphique

Afin d'analyser des images DECT, une interface graphique a été développée dans Matlab. Le développement de l'interface graphique a débuté avant le début de ce projet ; il pouvait alors évaluer les valeurs de Z_{eff} et de ρ_e à partir de deux images pour l'appareil de tomodynamométrie pour lequel il était étalonner. Au cours de cette recherche, il a été modifié pour permettre l'analyse d'une série d'images plus rapidement. L'étalonnage peut maintenant se faire directement dans Matlab. L'interface a aussi été optimisée pour permettre d'étalonner pour des séries d'images plus rapidement.

Figure 4.2 – Interface graphique utilisée pour le projet.



CHAPITRE 5

SIMULATIONS MONTE CARLO

Des images CT dans des conditions idéales permettent de déterminer les limites théoriques des méthodes d'identification de tissus présentées dans cette étude. Dans ce projet, des simulations Monte Carlo sont utilisées pour contrôler l'environnement de calcul et pour arriver à ces conditions idéales. Ces simulations sont effectuées dans un milieu parfaitement déterminé, ce qui permet la comparaison des résultats avec des données connues et de valider l'assignation de tissus. Les simulations Monte Carlo permettent de générer des données de projection CT et de calculer des distributions de dose. Des calculs de distribution de dose dans des fantômes numériques bien contrôlés permettent d'apprécier l'effet de l'assignation d'un tissu à un milieu.

5.1 Le calcul Monte Carlo

Un calcul Monte Carlo consiste à simuler le trajet de particules à partir de nombres générés aléatoirement et de tables de probabilités d'interactions. D'après la loi des grands nombres en probabilité, les propriétés des résultats d'un grand nombre d'événements aléatoires se rapprochent des valeurs réelles. La section efficace, telle que définie dans le chapitre précédent, représente la surface que semble occuper une certaine particule, comparativement à sa surface possible de contact. Étant donné la nature probabiliste des particules, cette valeur est généralement utilisée pour définir une probabilité d'interaction. Ainsi, dans un calcul Monte Carlo, un très grand nombre de particules sont envoyées dans un milieu où les interactions sont définies aléatoirement.

Un calcul Monte Carlo requiert la définition d'une source, d'une géométrie de simulation, des paramètres physiques des milieux de simulation et des paramètres à enregistrer dans la simulation. Les particules sont simulées dans cet environnement et des tables de probabilité d'interaction permettent de reproduire de façon statistique leurs interactions dans le milieu. Les calculs Monte Carlo dans cette recherche ont été effectués à l'aide de

codes de la suite `egsnrc`, du Conseil national de recherches Canada (CNRC)[24]. Plusieurs codes-usagers sont disponibles dans cette suite, mais deux seuls ont été utilisés : `dosxyznrc` [25] et `egs_cbct` [26].

Toutes les particules peuvent être simulées indépendamment dans un calcul Monte Carlo. Ainsi, il est possible de séparer en plusieurs tâches une simulation Monte Carlo. Ceci rend possible la parallélisation du calcul et a permis d'utiliser une grappe de calcul pour accélérer les simulations. Les simulations de ce projet ont été effectuées sur le serveur de calcul Cottos du consortium de recherche interuniversitaire Calcul Québec.

5.2 Le code-usager `egs_cbct`

Afin de bien valider l'identification de tissus à partir d'images CT, des simulations Monte Carlo sont utilisées pour projeter les images. `egs_cbct` permet d'effectuer des simulations de tomodensitométrie avec source conique (*Cone Beam Computed Tomography*, CBCT). Ce code utilise la bibliothèque logicielle `egs++`, qui définit le milieu à l'aide sous-géométries tirées d'une bibliothèque [27]. Il est difficile de définir ainsi le milieu voxel à voxel : des sous-géométries doivent définir chaque élément de volume. Les géométries sont définies de façon uniforme, et un même matériau ne peut avoir qu'une seule définition de section efficace et de densité électronique. Il est par contre possible d'utiliser un nombre illimité de matériaux. La dose peut être enregistrée dans une seule région avec cette bibliothèque logicielle. Le code-usager `egs_cbct` permet d'enregistrer les particules traversant un plan situé à l'opposé de la source, pour simuler un appareil de tomodensitométrie.

Chaque simulation dans `egs_cbct` est constituée de 360 projections, une à chaque degré autour de l'objet à imager. Les projections sont d'abord calculées de façon parallèle sur le serveur de calcul Cottos. Les projections sont ensuite reconstruites à l'aide de l'algorithme FDK (Felkamp-Davis-Kress) qui généralise la rétroprojection du sinogramme filtré pour un faisceau conique [28]. Les reconstructions obtenues donnent les valeurs des coefficients d'atténuation à chaque voxel. On peut retrouver la valeur de HU selon sa définition donnée par l'équation 3.1. Le coefficient d'atténuation de l'eau μ_{eau} pour le

spectre utilisé est directement indiqué dans les fichiers de sortie des simulations Monte Carlo.

5.3 Le code-usager `dosxyznrc`

L'impact de l'identification de tissus se vérifie par des distributions de dose dans différents milieux. Bien comparer ces milieux requiert un contrôle sur l'environnement de calcul et des simulations Monte Carlo sont donc utilisées. Des sources externes projetées sur des fantômes cubiques permettent d'obtenir les résultats nécessaires. Ce type de simulation est effectué à l'aide du code-usager `dosxyznrc`. Les simulations dans `dosxyznrc` permettent de définir différents types de sources, mais elles doivent être définies à l'extérieur de la géométrie de simulation. Ce code-usager permet d'effectuer des simulations dans un milieu défini voxel à voxel. Le milieu peut être défini soit directement dans le fichier d'entrée, soit à l'aide d'un fichier de définition de fantôme, avec l'extension `.egsphnt`. Cette simulation permet de calculer la dose à tous les voxels à l'intérieur de la géométrie de simulation. Le fichier `.pegs4` définit les matériaux utilisés dans le fantôme, il contient les informations sur les sections efficaces. Les paramètres de simulation sont définis dans un fichier d'entrée, avec l'extension `.egsinp`. Il s'agit du fichier principal de la simulation et il appelle les autres fichiers nécessaires.

5.3.1 Fichiers `.egsphnt`

Ces fichiers contiennent l'information sur le fantôme numérique qui définit le milieu de simulation. Il donne d'abord le nombre de matériaux différents utilisés dans le fantôme (ligne 1 de la figure 5.1). `dosxyznrc` est limité à 9 milieux différents dans une seule simulation. Les différents matériaux sont ensuite énumérés (lignes 2 à 10). Le nombre de délimitations de voxels dans chaque dimension est donné (ligne 12), ainsi que les positions limites de tous les voxels (lignes 13 à 15). Ceci permet donc de définir des voxels de tailles variables, mais constantes dans une dimension. Par la suite, les matériaux sont donnés voxels à voxels, selon leur position dans la liste de maté-

5.3.2 Fichiers `.pegs4`

Les simulations requièrent à la fois la densité électronique et la section efficace électronique. Le fichier de définition de fantôme fournit la densité électronique et un fichier de définition de matériaux `.pegs4` permet de définir la section efficace électronique de chaque matériau. Il s'agit d'une valeur dépendant de plusieurs paramètres : l'énergie de la particule incidente et sa nature, ainsi que la composition atomique du milieu. Tous ces paramètres sont inclus dans un fichier de définition des matériaux. Celui-ci est appelé en entrée lorsque la simulation est lancée. Il est d'ailleurs possible d'inclure dans le fichier de matériaux un nombre illimité de milieux, même s'ils ne sont pas présents dans la simulation. Ainsi, un même fichier `.pegs4` peut être utilisé pour plusieurs simulations différentes.

5.3.3 Fichier `.egsinp`

Ce fichier définit les paramètres généraux de la simulation et est directement appelé avec le code-usager `dosxyznrc`. La figure 5.2 présente un exemple d'un fichier `.egsinp`.

Le manuel de `dosxyznrc` [25] décrit en détail chaque paramètre qu'il est possible d'entrer. Les premières lignes décrivent le milieu de simulation. Dans les simulations décrites dans ce projet, les milieux sont définis par des fichiers `.egsphnt`. Ce fichier permet également de modifier la source utilisée. Il est possible de définir des sources monoénergétiques ou d'utiliser un spectre. Cette source peut être ponctuelle, conique ou collimatée, elle peut être placée à n'importe quel angle et à n'importe quelle position à l'extérieur du milieu de simulation. Le reste du fichier `.egsinp` est utilisé pour des paramètres du calcul Monte Carlo et les valeurs par défaut sont utilisées.

Figure 5.2 – Exemple d’un fichier .egsinp

```

crane_segm
0
/RQexec/disalvio/egsnrc/dosxyznrc/craneSegmDone/crane_segm_HUED.egsphnt
0.7, 0.01, 0
0, 0, 0,
0, 1, 0, 0, 8, 90, 90, 10, 10, 180,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0
0.035
10000, 0, 0.99, 33, 97, 100.0, 0, 0, 0, 0, , , 0, 0, 1, 0
:Start MC Transport Parameter:
Global ECUT= 0.7
Global PCUT= 0.01
Global SMAX= 5
ESTEPE= 0.25
XIMAX= 0.5
Boundary crossing algorithm= PRESTA-I
Skin depth for BCA= 0
Electron-step algorithm= PRESTA-II
Spin effects= On
Brems angular sampling= Simple
Brems cross sections= BH
Bound Compton scattering= Off
Compton cross sections= default
Pair angular sampling= Simple
Pair cross sections= BH
Photoelectron angular sampling= Off
Rayleigh scattering= Off
Atomic relaxations= Off
Electron impact ionization= Off
Photon cross sections= xcom
Photon cross-sections output= Off
:Stop MC Transport Parameter:

```

5.4 Choix des paramètres

5.4.1 egs_cbct

La source dans les simulations d’un CBCT est représentée par une source ponctuelle. Dans les simulations effectuées dans ce projet, cette source est positionnée à une distance de 100 cm du centre de rotation. Les sources sont monoénergétiques et les énergies utilisées sont telles que définies au tableau 3.I. 360 projections sont effectuées, à chaque degré autour de l’objet à imager. Un détecteur idéal plan est situé à l’opposé de la source, à une distance de 55 cm du centre de rotation. Le détecteur a une résolution de (256×256) pixels, de taille de $(0,25 \times 0,25)$ cm². 65 536 000 particules sont simulées dans les projections SECT ; 32 768 000 dans les projections DECT. Utiliser la moitié du nombre de particules dans les simulations DECT permet d’obtenir le même nombre de

particules utilisées au total et de comparer les deux méthodes dans de mêmes conditions. Les photons diffusés sont rejetés pour simuler une grille anti-diffusion idéale.

5.4.2 dosxyznrc

De façon générale, les simulations Monte Carlo effectuées dans ce projet sont faites pour reproduire des situations idéales. Dans les calculs de distribution de dose avec `dosxyznrc`, le nombre de particules choisi pour la simulation est suffisamment élevé pour obtenir une erreur relative sur les résultats inférieure à 1% au centre du fantôme sur l'axe longitudinal. Ce nombre varie selon le tissu utilisé dans le fantôme numérique. Trois sources sont utilisées : les spectres de 6 MV et d'iode-125 définis à la section 3.4, ainsi qu'un spectre d'imagerie à 120 kVp fourni avec `egsnrc`. Les sources sont également parfaitement collimatées et les faisceaux sont tous de tailles de $(5 \times 5) \text{ cm}^2$.

CHAPITRE 6

FANTÔMES NUMÉRIQUES

Ce projet vise d'abord à simuler l'imagerie CT dans des conditions contrôlées. Des projections Monte Carlo sont utilisées pour tester l'identification de tissus des méthodes stœchiométriques SECT et DECT. Les méthodes présentées requièrent d'abord un étalonnage. Un fantôme d'étalonnage a d'abord été conçu pour permettre le calcul des paramètres à l'aide de ces deux méthodes. Ensuite, l'identification des tissus est validée à l'aide de différents fantômes. D'abord, un fantôme contenant une grande gamme de tissus permet de vérifier la polyvalence des méthodes. Ensuite, un fantôme contenant des tissus dont les densités varient de leur densité attendue permet d'étudier la robustesse des méthodes. Un fantôme anthropomorphique sert à évaluer l'identification de tissus voxel à voxel dans un milieu plus complexe. Ces projections sont effectuées à l'aide de `egs_cbct` et les fantômes sont décrits à l'aide de géométries.

Un second aspect du projet est de déterminer l'impact de l'assignation d'un tissu. Des simulations Monte Carlo utilisant `dosxyznrc` permettent d'évaluer la distribution de dose dans différents milieux. Ces fantômes numériques sont définis voxel à voxel et utilisent un milieu de simulation simplifié, cubique et uniforme.

6.1 Fantôme d'étalonnage

Ce modèle de fantôme numérique est basé sur le fantôme de caractérisation de tissus de Gammex. Il s'agit d'un fantôme cylindrique où 16 différentes insertions cylindriques peuvent être ajoutées. La figure 6.1 illustre ce modèle.

Les méthodes stœchiométriques utilisées pour obtenir le ρ_e en SECT [1] et en DECT [9] nécessitent des images d'un fantôme d'étalonnage. Le fantôme Gammex 467 est généralement utilisé pour ce type d'opération. Il peut contenir 16 différentes insertions et est constitué d'un matériau équivalent à l'eau, c'est-à-dire d'un matériau solide où les

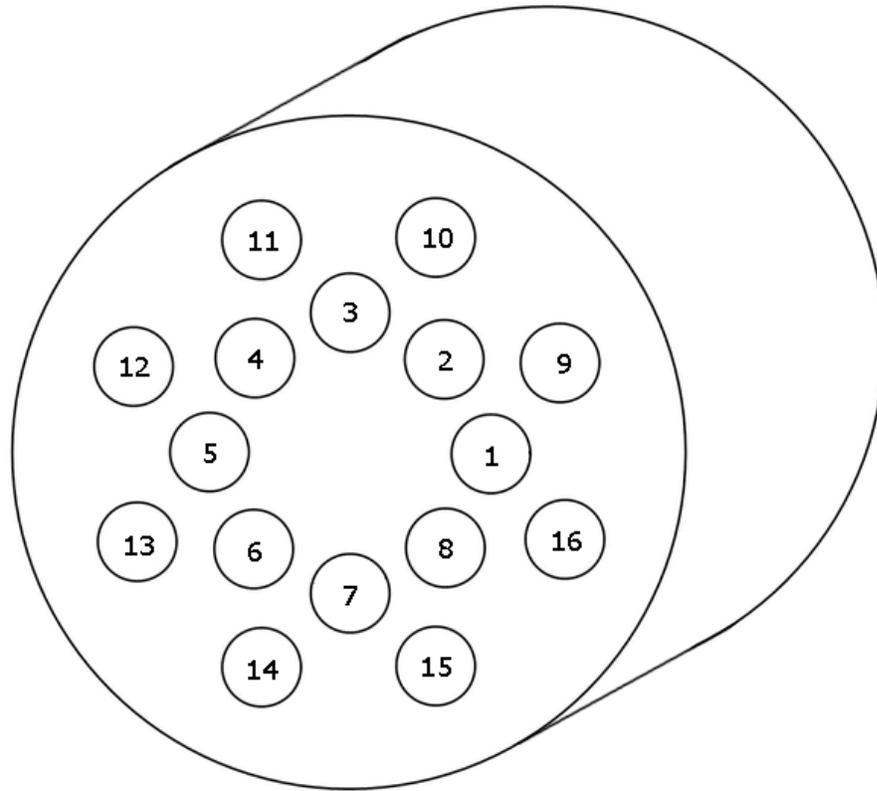


Figure 6.1 – Modèle utilisé pour les fantômes des simulations Monte Carlo. Le numéro des insertions correspond à l'ordre dans lequel elles apparaissent dans les analyses.

interactions sont les mêmes que dans l'eau. Les valeurs de ρ_e et de Z_{eff} et les compositions des insertions fournies avec le fantôme sont données au tableau 6.I. Le numéro des insertions correspond à leur position dans le modèle donné à la figure 6.1.

Les valeurs de Z_{eff} données dans le tableau sont les valeurs moyennes pour les spectres disponibles en DECT du Siemens SOMATOM Definition Flash. Ces valeurs varient légèrement d'un spectre à l'autre, d'une fraction d'un point de pourcentage, mais il est possible de n'utiliser que la valeur moyenne pour l'étalonnage de la méthode [9]. Les valeurs de Z_{eff} données plus loin dans ce rapport sont basées sur cet étalonnage et, bien qu'aucune incertitude ne soit indiquée, elles varient légèrement en fonction de l'énergie. Parmi les tissus utilisés dans cette analyse, le Z_{eff} de la thyroïde varie le plus avec un écart de 0,6% [9].

#	Matériau	Composition chimique [%]										
		ρ_e	Z_{eff}	H	C	N	O	Mg	Si	P	Cl	Ca
7	Eau	1,000	7,45 ± 0,02	11,19			88,81					
9	Poumon	0,292	7,55 ± 0,03	8,46	59,37	1,96	18,14	11,19	0,78		0,10	
15	Poumon	0,477	7,52 ± 0,03	8,47	59,56	1,97	18,11	11,21	0,58		0,10	
3	Tissu adipeux	0,930	6,17 ± 0,02	9,06	72,29	2,25	16,27				0,13	
8	Seins	0,957	6,87 ± 0,03	8,59	70,10	2,33	17,90				0,13	0,95
	Eau solide	0,988	7,66 ± 0,03	8,00	67,29	2,39	19,87				0,14	2,31
13	Foie	1,061	7,66 ± 0,03	8,06	67,01	2,47	20,01				0,14	2,31
2	Cerveau	1,047	6,04 ± 0,03	10,83	72,54	1,69	14,86				0,08	
6	CB2 - 30% CaCO ₃	1,280	10,76 ± 0,02	6,68	53,47	2,12	25,61				0,11	12,01
4	CB2 - 50% CaCO ₃	1,471	12,40 ± 0,01	4,77	41,61	1,52	32,00				0,08	20,02
1	Os cortical	1,696	13,51 ± 0,01	3,41	31,41	1,84	36,49				0,04	26,81
14	Os minéral	1,101	10,29 ± 0,03	6,67	55,51	1,98	23,64			3,24	0,11	8,87
11	Os interne	1,089	10,28 ± 0,03	6,67	55,65	1,96	23,52			3,23	0,11	8,86

Tableau 6.I – Densités électroniques, numéros atomiques effectifs et compositions des matériaux du fantôme Gammex 467

Ce fantôme est utilisé pour étalonner à la fois la méthode SECT (section 3.1) et la méthode DECT.

6.2 Fantômes pour identification de tissus

Le but de cette recherche est de déterminer si utiliser une méthode DECT permet de mieux identifier des tissus. Pour ce faire, un fantôme numérique composé de différents tissus sera imagé puis analysé. Deux fantômes sont utilisés pour cette analyse et ils sont basés sur le modèle présenté à la figure 6.1. Ce modèle est utilisé afin de garder un contexte idéal pour l'identification de tissu et ce fantôme permet de bien isoler les différentes insertions. Les insertions sont remplacées par des tissus personnalisés selon l'analyse désirée. Ce fantôme permet de contrôler les paramètres des expériences et il permet une connaissance parfaite du milieu de simulation initial. Deux séries de tissus ont été utilisées pour analyser la capacité d'identification. Une première série présente une grande variété de tissus et permet de déterminer la polyvalence des méthodes. La seconde série n'utilise qu'un petit nombre de tissus, mais leurs paramètres physiques changent légèrement, ce qui permet d'analyser la robustesse des méthodes.

6.2.1 Fantôme à plusieurs tissus humains

Les images obtenues en SECT sont normalement segmentées en différents tissus. Un fantôme a été conçu pour déterminer l'efficacité de l'identification d'un grand nombre de tissus différents uniquement d'après leur nombre CT, à partir d'images SECT. L'exercice a été reproduit en DECT pour déterminer si l'identification des tissus est améliorée. Ce fantôme sert à vérifier comment les méthodes SECT et DECT réussissent à déterminer les paramètres et la nature des différents types de tissus humains. Les tissus utilisés dans le fantôme ont les propriétés présentes dans le tableau 6.II

Tissu	ρ_e	Z_{eff}
Os cortical	1,781	13,52
Muscle	1,040	7,53
Tissu adipeux	0,951	6,37
Pancréas	1,034	7,38
Moelle rouge	1,023	7,07
Fémur	1,278	11,47
Lentille oculaire	1,055	7,27
Seins	1,014	6,98
Poumon	0,258	7,56
Rate	1,051	7,55
Crâne	1,517	12,59
Vertèbre	1,278	11,18
Thyroïde	1,042	8,04
Cartilage	1,083	7,98
Moelle jaune	0,982	6,26
Colon	1,024	7,41

Tableau 6.II – Tissus utilisés dans le fantôme à plusieurs tissus humains. L'ordre dans lequel les tissus apparaissent dans le tableau correspond à leur position dans le modèle donné à la figure 6.1

Certains tissus sélectionnés ont des paramètres très semblables. Par exemple, le fémur et la vertèbre ont des densités électroniques identiques, mais des compositions et des Z_{eff} différents. D'autres ont des Z_{eff} rapprochées, mais des densités différentes, comme le poumon et la rate. Ceci permet de vérifier la capacité des méthodes SECT et DECT à distinguer des tissus dans ces conditions.

6.2.2 Fantôme de tissus à densité variable

Ce fantôme sert à vérifier comment l'identification de tissus réagit lorsque ces tissus n'ont pas exactement les densités attendues. On peut normalement s'attendre à ce que les tissus du corps varient en densité, selon leur position dans le corps. 3 tissus communs ont été utilisés : le muscle, le tissu adipeux et le cartilage. Ceux-ci sont présents avec des variations de 5% et de 10% de leur densité moyenne. Ces densités et les Z_{eff} sont présentées en détail dans le tableau 6.III.

Tissu	$\Delta\rho_{e,\text{moy}}$	Z_{eff}	ρ_e	#
Tissu adipeux	-10%	6,37	0,85059	9
	-5%	6,37	0,90095	1
	$\pm 0\%$	6,37	0,95100	3
	+5%	6,37	1,00105	13
	+10%	6,37	1,04109	7
Muscle	-10%	7,53	0,93105	15
	-5%	7,53	0,99048	8
	$\pm 0\%$	7,53	1,04000	2
	+5%	7,53	1,08952	11
	+10%	7,53	1,14895	4
Cartilage	-10%	7,98	0,97470	5
	-5%	7,98	1,02393	12
	$\pm 0\%$	7,98	1,0830	10
	+5%	7,98	1,14207	6
	+10%	7,98	1,19130	14

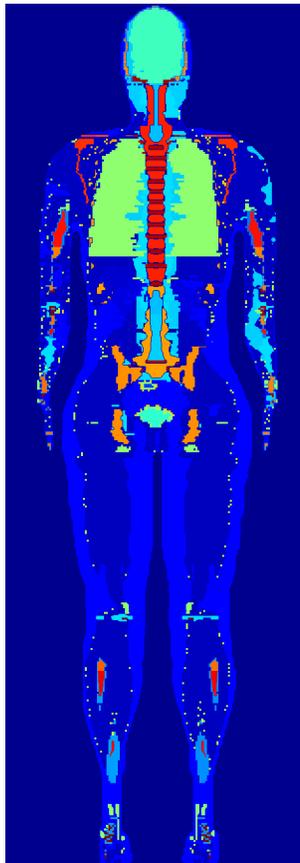
Tableau 6.III – Tissus utilisés dans le fantôme de tissus à densité variable. Le numéro des insertions correspond à leur position dans le modèle donné à la figure 6.1

6.3 Le fantôme anthropomorphique

Le milieu de simulation dans `egs_cbct` est normalement décrit à l'aide de sous-géométries. Une de ces sous-géométries définit directement un fantôme anthropomorphique. La géométrie définissant ce fantôme est basée sur des images CT d'une femme qui ont été segmentées puis voxelisées. Le nom du fantôme, FAX06, signifie *Female adult voxel*, voxels de femme adulte [29]. La figure 6.2 montre la totalité de ce fantôme.

Tous les organes et les tissus sont identifiés sur ce fantôme. Cette géométrie réduit ensuite les différents tissus en 9 types de tissus, en unifiant par exemple les différents os et les différents tissus mous. Chaque tissu a une densité qui lui est assignée et qui reste constante partout où ce tissu est défini. Ainsi, malgré l'apparence complexe du fantôme, il s'agit d'un fantôme simple quant aux paramètres des tissus. Seule la portion du crâne a été utilisée dans les simulations Monte Carlo.

Figure 6.2 – Fantôme anthropomorphique utilisé pour les projections Monte Carlo.



Ce fantôme a été utilisé pour vérifier comment l'analyse des images DECT se comporte dans une géométrie où les différents milieux sont placés de façon moins ordonnée

que dans la géométrie cylindrique. Il permet également de déterminer l'effet du débruitage sur l'identification de tissus.

6.4 Fantômes pour la dosimétrie

L'analyse des images CT permet l'identification de la nature d'un milieu, mais il reste important de quantifier l'impact dosimétrique qu'a l'assignation d'un tissu à ce milieu. Ces données sont en effet utilisées lors de la planification de traitements et une telle analyse permet d'observer la nécessité de les obtenir. Alors qu'une forme cylindrique de fantôme est idéale pour effectuer des simulations d'un CT, il est préférable d'utiliser une surface plane uniforme pour la simulation d'un faisceau carré externe. Un fantôme simplifié de forme cubique est ainsi utilisé. Ceci permet de présenter une surface perpendiculaire à la trajectoire du faisceau et de calculer la distribution de dose dans différents axes par rapport au faisceau. Les simulations `dosxyznrc` utilisent des fantômes définis à l'aide de fichiers `.egsphant` permettant de bien définir, voxel à voxel, ce type de milieu de simulation, tel que décrit au chapitre 5. Les simulations utilisant ces fichiers servent à démontrer l'impact dosimétrique du choix d'un tissu et à valider l'utilisation du Z_{eff} pour caractériser un milieu. Tous ces fantômes ne servent qu'à comparer différents milieux entre eux. Leur format a donc été simplifié pour ne devenir qu'un cube uniforme, défini sur plusieurs voxels où la dose serait enregistrée. Les seules différences entre les simulations sont le type de tissu utilisé pour définir le cube et le spectre utilisé.

6.4.1 Comparaison de tissus

L'impact dosimétrique d'identifier correctement différents tissus peut être vérifié à l'aide de différents fantômes. Les simulations sur `dosxyznrc` servent à vérifier comment différents tissus se comportent sous un même champ externe. Il serait ensuite possible de déterminer à quel point des tissus doivent être distingués pour avoir un impact important sur la dose calculée.

Le but de ces simulations est de déterminer uniquement l'impact dosimétrique du type de tissu assigné à un voxel. Ainsi, tous les fantômes ont la même densité électronique. La composition de chaque tissu permet de définir la densité massique nécessaire pour arriver au même ρ_e . La valeur définie pour tous les matériaux est la densité de l'eau, donc une densité électronique relative de 1. Le format des fichiers `.egsphant` permet de définir un tissu indépendamment de sa densité, ainsi que de définir directement la densité des voxels. Le tableau 6.IV donne les tissus qui ont été utilisés, ainsi que leur Z_{eff} .

Tissu	Z_{eff}	Tissu	Z_{eff}
Moelle jaune	6,26	Poumon	7,56
Tissus adipeux	6,37	Cœur	7,59
Seins	6,98	Sang	7,62
Moelle rouge	7,07	Noyau cellulaire	7,81
Lentille oculaire	7,27	Cartilage	7,98
Peau	7,33	Thyroïde	8,04
Pancréas	7,38	Tissus spongieux	10,10
Colon	7,41	Sacrum	10,84
Testicules	7,50	Fémur	11,47
Rein	7,52	Humérus	12,03
Lymphes	7,53	Crâne	12,59
Muscle	7,53	Mâchoire	12,81
Ovaire	7,53	Os cortical	13,52
Foie	7,54	Eau	7,45
Rate	7,55		

Tableau 6.IV – Tissus utilisés dans les fantômes cubiques des simulations sur `dosxyznrc`

6.4.2 Matériaux dosimétriquement équivalents

D'autres simulations servent à déterminer quel serait l'effet d'assigner un tissu différent, mais ayant un même Z_{eff} sur un calcul de dose. Les compositions chimiques des tissus sont normalement très semblables, mais des cas de compositions limites sont également testés. Ainsi, des matériaux qui imitent les propriétés de densités massique et électronique et de Z_{eff} des tissus sont créés de toute pièce. Ceci a été effectué avec 3 tis-

sus : le sein, le cartilage et l'os cortical. Les compositions des tissus et de leur substitut sont données au tableau 6.V.

Les compositions chimiques sont telles qu'elles respectent deux critères. Premièrement, le ratio entre les densités massique et électronique doit être maintenu. Étant donné que la dose est mesurée comme une énergie pour une masse donnée, il est important de pouvoir comparer des milieux ayant la même masse dans un voxel. Afin de ne considérer que le choix du milieu dans les distributions de dose, les différents matériaux doivent avoir le même ρ_e et le ratio entre les densités doit être respecté. Deuxièmement, les Z_{eff} doivent être les mêmes entre les matériaux. Celui-ci n'est pas directement calculé à partir de la composition chimique, mais plutôt à partir des surfaces efficaces des atomes. Afin de respecter ces deux critères, la composition est déterminée de façon itérative. Un algorithme Matlab permet ainsi de retrouver les compositions voulues. L'atome d'hydrogène est présent dans tous les matériaux, puisqu'il est le seul atome à posséder un électron pour chaque nucléon, ce qui lui donne un impact important sur le ratio entre les densités massique et électronique.

Matériau	Composition chimique [%]																
	H	Li	B	C	N	O	F	Ne	Na	Mg	Si	P	S	Cl	Ar	Ca	
Seins	Original	10,6			33,2	3,0	52,7		0,1			0,1	0,2	0,1			
	Substitut 1	11,40				47,07	41,53										
	Substitut 2	21,68	74,75														3,57
	Substitut 3	16,67		37,13				46,20									
Cartilage	Original	9,6			9,9	2,2	74,4		0,5			2,2	0,9	0,3			
	Substitut 1	14,89					19,33	65,78									
	Substitut 2	21,44	73,00														5,56
	Substitut 3	11,73			65,43						22,84						
Os cortical	Original	3,4			15,5	4,2	43,5		0,1	0,2		10,3	0,3				22,5
	Substitut 1	13,42									25,35	61,23					
	Substitut 2	18,33	50,08														31,59
	Substitut 3	16,00							41,78							42,22	

Tableau 6.V – Compositions des matériaux utilisés dans les simulations `dosxyznrc` comparant des matériaux aux mêmes Z_{eff}

6.5 Création de matériaux

Les interactions des photons rayons-x sont indépendantes des liens moléculaires entre les atomes. Comme les sections efficaces des matériaux sont les seuls paramètres

qu'il est nécessaire de respecter, il est possible de les définir simplement avec les atomes qui les composent. Le logiciel ESTAR du NIST permet de calculer les pouvoirs d'arrêt, c'est-à-dire le taux de perte d'énergie cinétique d'une particule sur une distance parcourue [13], de matériaux aux compositions chimiques connues telles que définies dans le rapport ICRU 37 [30]. Ces valeurs peuvent être obtenues à partir de n'importe quelle composition, ce qui permet de créer des matériaux à partir de n'importe quels atomes. À l'aide de ces valeurs, il est possible de créer un fichier de définition de milieu `.pegs4` qui est utilisé dans les simulations.

CHAPITRE 7

IDENTIFICATION DE TISSUS HUMAINS

Les fantômes cylindriques contiennent des insertions à identifier à l'aide des méthodes SECT et DECT. L'identification de tissus sert à améliorer les calculs de distribution de dose Monte Carlo, qui requièrent à la fois une information sur la densité électronique et sur le type de tissu dans le milieu de simulation. Il est possible d'évaluer le ρ_e à l'aide du SECT, puis d'associer un tissu à un voxel selon cette valeur. Par contre, il peut arriver que différents voxels aient la même densité, mais qu'ils correspondent à des tissus différents. Assigner un mauvais tissu à un voxel peut avoir un impact sur le calcul de dose. L'imagerie DECT permet à la fois d'extraire le ρ_e et le Z_{eff} , ce qui permettrait de distinguer des tissus aux mêmes densités. Pour arriver à identifier un tissu, les propriétés d'un voxel sont extraites des images, puis associées au matériau le plus semblable.

7.1 Méthodes

Les méthodes d'identification de tissus varient selon le type d'information disponible. Une méthode SECT ne peut se baser que sur le ρ_e pour déterminer le type de tissu présent. Une méthode basée sur le DECT peut utiliser à la fois le ρ_e et le Z_{eff} , ce qui améliorerait théoriquement ses résultats. Cette recherche se fait dans des conditions idéales. Dans le but de réduire la présence de bruit et l'incertitude, les images des tranches au centre du cylindre ont été moyennées. Par la suite, ce sont les valeurs moyennes des insertions qui ont servi à déterminer leurs paramètres et à les identifier. En fait, les valeurs des coefficients d'atténuation mesurés sont très rapprochées des valeurs théoriques données aux énergies utilisées. Ceci permet de déterminer la sensibilité des méthodes d'identification ainsi que leur efficacité.

7.2 Segmentation SECT

De façon générale, la segmentation en SECT est effectuée en bornant les ρ_e ou directement les HU. Par exemple, tout voxel dont le HU est inférieur à -950 est remplacé par de l'air ; tout voxel au HU entre -950 et -700, par du poumon ; tout voxel au HU entre -700 et 125, par du tissu mou ; le reste, par de l'os. Ces valeurs changent selon l'énergie du CT, le type d'image, les tissus identifiés ou simplement selon les besoins de l'analyse. Dans l'idée de garder une constance entre les données obtenues en SECT et en DECT, la densité électronique est utilisée plutôt que les nombres HU. Plutôt que de borner les valeurs directement, le tissu assigné à un voxel est simplement celui qui correspond au ρ_e la plus près de celui calculé. Ainsi, pour chaque tissu i , son ρ_e et le ρ_e calculée $\rho_{e,calc}$ sont comparés,

$$\eta_i = (\rho_{e,calc} - \rho_{e,i})^2. \quad (7.1)$$

Le tissu ayant le plus faible facteur de différenciation η est assigné au voxel.

7.2.1 Fantôme à plusieurs tissus humains

Les valeurs de ρ_e sont calculées à partir des valeurs obtenues depuis les simulations Monte Carlo et de la courbe HU-ED. Ces valeurs sont présentées au tableau 7.I. Les valeurs moyennes de HU mesurées proviennent de simulations très précises et d'un grand nombre de voxels et ont ainsi une incertitude relative inférieure à 0,1%. Les densités électroniques sont directement déterminées à partir de ces valeurs et ont donc la même incertitude relative.

De façon générale, l'erreur sur le ρ_e est très acceptable en utilisant cette méthode, dans les conditions idéales présentées. Une erreur plus importante sur le calcul du ρ_e de la thyroïde est attendue, puisque ce tissu a une composition exceptionnelle. D'autres tissus ont des erreurs plus élevées que la moyenne et on peut s'attendre à ce qu'elle augmente davantage dans des conditions cliniques. En appliquant la méthode de la minimisation

Tissu	$\rho_{e,theo}$	$\rho_{e,90kVp}$	$\rho_{e,120kVp}$	$\rho_{e,140kVp}$	Erreur relative (%)
Os cortical	1,781	1,788	1,786	1,785	0,21
Muscle	1,040	1,041	1,042	1,041	0,11
Tissu adipeux	0,951	0,950	0,951	0,951	0,03
Pancréas	1,034	1,033	1,034	1,033	0,07
Moelle rouge	1,023	1,019	1,020	1,020	0,29
Fémur	1,278	1,294	1,291	1,289	0,85
Lentille oculaire	1,055	1,041	1,045	1,047	0,73
Seins	1,014	1,008	1,010	1,010	0,36
Poumon	0,258	0,268	0,264	0,263	2,07
Rate	1,051	1,050	1,051	1,051	0,04
Crâne	1,517	1,518	1,518	1,517	0,01
Vertèbre	1,278	1,275	1,276	1,276	0,15
Thyroïde	1,042	1,065	1,061	1,057	1,44
Cartilage	1,083	1,084	1,084	1,083	0,02
Moelle jaune	0,982	0,969	0,971	0,973	0,89
Colon	1,024	1,027	1,028	1,026	0,16

Tableau 7.I – Valeurs de densités électroniques obtenues à partir de la méthode SECT pour le fantôme à 16 différents tissus. Les valeurs d’erreurs relatives des données à 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

du facteur de différenciation pour l’énergie de 140 kVp, la plus exacte, on retrouve les tissus tels que présentés au tableau 7.II pour une simulation numérique.

D’après ces résultats, des erreurs se glissent parmi des tissus semblables, telles la lentille oculaire et la rate. La vertèbre et le fémur ont la même densité électronique et sont indissociables avec cette méthode, même s’ils ont des compositions différentes. La thyroïde a un ρ_e semblable à celui du muscle, d’où l’erreur à l’identification de celui-ci. Le ρ_e de la thyroïde calculée est plus élevée que son ρ_e réel, ce qui cause une erreur d’identification. L’identification est identique pour toutes les énergies, sauf pour la lentille oculaire : la thyroïde y est plutôt associée à 90 kVp et à 120 kVp.

7.2.2 Fantôme de tissus à densité variable

Les projections du fantôme aux tissus à densité variable a permis de calculer les valeurs de ρ_e des insertions. Celles-ci sont présentées au tableau 7.III. Les comparaisons

Tissu	Tissu identifié
Os cortical	Os cortical
Muscle	<i>Thyroïde</i>
Tissu adipeux	Tissu adipeux
Pancréas	Pancréas
Moelle rouge	Moelle rouge
Fémur	Fémur
Lentille oculaire	<i>Rate</i>
Seins	Seins
Poumon	Poumon
Rate	Rate
Crâne	Crâne
Vertèbre	<i>Fémur</i>
Thyroïde	<i>Lentille oculaire</i>
Cartilage	Cartilage
Moelle jaune	Moelle jaune
Colon	Colon

Tableau 7.II – Tissus identifiés à l’aide de la méthode SECT. Le tissu identifié correspond à celui dont la densité électronique correspond le mieux à celui calculé pour le tissu. Les erreurs d’identification sont mises en évidence.

sont effectuées à partir des valeurs entrées directement dans les simulations Monte Carlo. Les valeurs exactes $\rho_{e,theo}$ sont présentées.

Cette méthode arrive très bien à donner les valeurs de ρ_e de façon exacte dans les cas où les tissus ont la densité attendue, avec des erreurs en deçà de 0,05%. Par contre, lorsque les densités varient, l’erreur augmente rapidement, même dans les conditions idéales présentées dans cette recherche, avec des erreurs dépassant 2% pour des variations de densité de 10%. Les valeurs de HU et de ρ_e associées à ces tissus s’éloignent de la courbe HU-ED attendue, ce qui cause des erreurs dans le calcul de ρ_e . De façon générale, cette méthode sous-estime l’écart de la densité à la valeur moyenne. L’identification est faite à l’aide des valeurs moyennes des tissus, puisque le tissu et la densité sont assignés séparément dans un calcul de dose Monte Carlo. Les mêmes résultats sont obtenus à toutes les énergies et ils sont présentés au tableau 7.IV.

Tissu	$\Delta\rho_{e,moy}$	$\rho_{e,theo}$	$\rho_{e,90kVp}$	$\rho_{e,120kVp}$	$\rho_{e,140kVp}$	Erreur relative (%)
Tissu adipeux	-10%	0,85059	0,848	0,850	0,851	0,05
	-5%	0,90095	0,899	0,900	0,901	0,01
	$\pm 0\%$	0,95100	0,949	0,952	0,951	0,01
	+5%	1,00105	0,983	0,987	0,990	1,12
	+10%	1,04109	1,007	1,015	1,020	2,05
Muscle	-10%	0,93105	0,974	0,964	0,956	2,72
	-5%	0,99048	1,011	1,006	1,003	1,22
	$\pm 0\%$	1,04000	1,042	1,042	1,041	0,05
	+5%	1,08952	1,072	1,079	1,080	0,88
	+10%	1,14895	1,093	1,099	1,104	3,89
Cartilage	-10%	0,97470	1,018	1,008	1,001	2,64
	-5%	1,02393	1,050	1,045	1,040	1,58
	$\pm 0\%$	1,08300	1,084	1,084	1,083	0,03
	+5%	1,14207	1,099	1,104	1,108	2,97
	+10%	1,19130	1,111	1,121	1,128	5,28

Tableau 7.III – Valeurs de densités électroniques obtenues à partir de la méthode SECT pour le fantôme aux 3 tissus variant en densité. Les valeurs d’erreurs relatives des données à 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

Tissu	$\Delta\rho_{e,moy}$	Tissu identifié
Tissu adipeux	-10%	Tissu adipeux
	-5%	Tissu adipeux
	$\pm 0\%$	Tissu adipeux
	+5%	Tissu adipeux
	+10%	<i>Muscle</i>
Muscle	-10%	<i>Tissu adipeux</i>
	-5%	Muscle
	$\pm 0\%$	Muscle
	+5%	<i>Cartilage</i>
	+10%	<i>Cartilage</i>
Cartilage	-10%	<i>Muscle</i>
	-5%	<i>Muscle</i>
	$\pm 0\%$	Cartilage
	+5%	Cartilage
	+10%	Cartilage

Tableau 7.IV – Tissus identifiés à l’aide de la méthode SECT. Les erreurs d’identification sont mises en évidence.

Les résultats de l’identification sont attendus, puisque les densités théoriques des tissus mal identifiés se rapprochent plus de la densité moyenne d’autres tissus. Il s’agit d’une limite à utiliser ce type de méthode pour identifier des tissus.

7.3 Segmentation DECT

La méthode DECT présente normalement deux avantages majeurs : d'abord, le calcul du ρ_e n'est pas basé seulement sur une courbe HU-ED, ensuite, le Z_{eff} fournit une information supplémentaire.

Éviter l'étape de conversion à partir de la courbe HU-ED permet d'obtenir une meilleure précision sur la densité électronique, particulièrement lorsque les paramètres d'un tissu s'éloignent de la courbe. Certains tissus ont des compositions différentes, ce qui apporte une erreur dans la mesure du ρ_e lorsqu'une courbe HU-ED est utilisée. C'est le cas de la thyroïde, qui semble, dans une image CT, être d'une densité plus élevée à cause de la présence d'iode. L'ajout du Z_{eff} comme information permet d'ailleurs de mieux déterminer la nature d'un tissu dont la densité varie et de discriminer des tissus aux mêmes ρ_e .

De façon similaire à la méthode de segmentation SECT, un facteur de différenciation est calculé,

$$\eta_i = \alpha \cdot (Z_{\text{eff,calc}} - Z_{\text{eff},i})^2 + (1 - \alpha) \cdot (\rho_{e,\text{calc}} - \rho_{e,i})^2. \quad (7.2)$$

Un facteur de pondération α permet de déterminer quel paramètre a le plus d'importance. Il est possible de justifier plusieurs choix pour ce paramètre. Une valeur de 0,5 est un choix satisfaisant, mais normalement non optimal. Il peut être pertinent de mettre plus d'importance sur le Z_{eff} que sur le ρ_e , donc de choisir une valeur de α au-delà de 0,9. Puisque le choix du matériau dans les calculs de dose Monte Carlo n'affecte que les sections efficaces utilisées dans les calculs et que le ρ_e peut être assignée indépendamment, un choix basé majoritairement sur le Z_{eff} peut être avantageux.

Afin de déterminer le plus efficacement le tissu, il peut être plus idéal de considérer l'incertitude sur les valeurs de $Z_{\text{eff,calc}}$ et de $\rho_{e,\text{calc}}$ afin de déterminer la valeur de α . L'incertitude sur les valeurs de HU des images CT mène à une incertitude sur les valeurs de ρ_e et de Z_{eff} calculées [9]. Il est préférable d'utiliser le paramètre le plus certain pour

déterminer la nature d'un tissu. La valeur de α diminuerait alors lorsque l'incertitude sur le Z_{eff} augmente. Comme les résultats obtenus avec ces fantômes sont basés sur des cas idéaux, le bruit n'entre pas en considération dans le choix du facteur de pondération.

La méthode DECT a été étalonnée pour les paires d'énergies à 90 kVp – 120 kVp et à 120 kVp – 140 kVp. Les deux paires d'énergies donnent des résultats très semblables. Le DEI a été utilisé pour déterminer la valeur du facteur Γ selon l'équation 4.12.

7.3.1 Fantôme à plusieurs tissus humains

Les valeurs de ρ_e et de Z_{eff} ont été calculées à partir des paires d'images. Ces valeurs sont présentées aux tableaux 7.V et 7.VI. Les valeurs moyennes de HU mesurées proviennent de simulations très précises et d'un grand nombre de voxels et ont ainsi une incertitude relative inférieure à 0,1%. Les densités électroniques sont calculées à partir de ces valeurs et ont donc la même incertitude relative.

Tissu	$\rho_{e,\text{theo}}$	$\rho_{e,90\text{kVp}-140\text{kVp}}$	$\rho_{e,120\text{kVp}-140\text{kVp}}$	Erreur relative (%)
Os cortical	1,781	1,781	1,774	0,03
Muscle	1,040	1,042	1,044	0,14
Tissu adipeux	0,951	0,951	0,949	0,02
Pancréas	1,034	1,034	1,032	0,04
Moelle rouge	1,023	1,024	1,026	0,11
Fémur	1,278	1,277	1,275	0,11
Lentille oculaire	1,055	1,056	1,055	0,08
Seins	1,014	1,016	1,017	0,16
Poumon	0,258	0,259	0,260	0,41
Rate	1,051	1,054	1,054	0,28
Crâne	1,517	1,520	1,519	0,16
Vertèbre	1,278	1,279	1,277	0,08
Thyroïde	1,042	1,046	1,046	0,41
Cartilage	1,083	1,084	1,081	0,06
Moelle jaune	0,982	0,982	0,984	0,04
Colon	1,024	1,025	1,025	0,11

Tableau 7.V – Valeurs de densités électroniques obtenues à partir de la méthode DECT pour le fantôme à 16 différents tissus. Les valeurs d'erreurs relatives des données à 90 kVp – 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

Tissu	$Z_{\text{eff,theo}}$	$Z_{\text{eff},90\text{kVp}-140\text{kVp}}$	$Z_{\text{eff},120\text{kVp}-140\text{kVp}}$	Erreur relative (%)
Os cortical	13,52	13,55	13,60	0,22
Muscle	7,53	7,52	7,43	0,14
Tissu adipeux	6,37	6,34	6,46	0,43
Pancréas	7,38	7,38	7,44	0,05
Moelle rouge	7,07	7,16	7,06	1,20
Fémur	11,47	11,49	11,52	0,18
Lentille oculaire	7,27	7,26	7,31	0,19
Seins	6,98	6,96	6,89	0,36
Poumon	7,56	7,51	7,36	0,72
Rate	7,55	7,53	7,52	0,31
Crâne	12,59	12,60	12,61	0,12
Vertèbre	11,18	11,19	11,22	0,05
Thyroïde	8,04	8,04	8,06	0,01
Cartilage	7,98	8,00	8,10	0,22
Moelle jaune	6,26	6,22	6,14	0,62
Colon	7,41	7,41	7,41	0,00

Tableau 7.VI – Valeurs de numéro atomique effectif obtenues à partir de la méthode DECT pour le fantôme à 16 différents tissus. Les valeurs d’erreurs relatives des données à 90 kVp – 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

Dans tous les cas, l’erreur du calcul du ρ_e est inférieure à 0,5% et celui du Z_{eff} reste en deçà de 0,8% dans presque tous les cas. La thyroïde, qui est normalement un tissu problématique en SECT a un ρ_e calculé à moins d’un demi-point de pourcentage d’écart avec sa valeur réelle. Ces résultats ont permis d’identifier les tissus tels que présentés au tableau 7.VII. La valeur du paramètre α présenté à l’équation 7.2 a été posée à 0,5 et à 0,9 avec les mêmes résultats.

Cette méthode commet une erreur en tentant d’identifier la rate. Du muscle lui est plutôt associé, un tissu ayant à la fois un Z_{eff} et un ρ_e très rapprochés. Cette erreur est due à une erreur de 0,3% sur le calcul du Z_{eff} . Cette méthode permet de différencier des tissus aux densités semblables, mais aux compositions différentes et permet de bien identifier la thyroïde.

Tissu	Tissu identifié
Os cortical	Os cortical
Muscle	Muscle
Tissu adipeux	Tissu adipeux
Pancréas	Pancréas
Moelle rouge	Moelle rouge
Fémur	Fémur
Lentille oculaire	Lentille oculaire
Seins	Seins
Poumon	Poumon
Rate	<i>Muscle</i>
Crâne	Crâne
Vertèbre	Vertèbre
Thyroïde	Thyroïde
Cartilage	Cartilage
Moelle jaune	Moelle jaune
Colon	Colon

Tableau 7.VII – Tissus identifiés à l’aide de la méthode DECT. Les erreurs d’identification sont mises en évidence.

7.3.2 Fantôme de tissus à densité variable

Les tableaux 7.VIII et 7.IX présentent les valeurs de ρ_e et de Z_{eff} calculés pour le second fantôme à partir des projections effectuées.

La variation la densité d’un tissu n’a aucun impact sur l’exactitude du calcul du ρ_e avec cette méthode, alors que l’erreur relative reste inférieure à 0,5%. L’erreur sur le Z_{eff} est un peu plus élevée, mais reste inférieure à 1,5%. Finalement, les insertions ont été identifiées telles que présente le tableau 7.X

L’identification se fait parfaitement dans des conditions idéales grâce à l’ajout de l’information sur le Z_{eff} . Même une valeur de α de 0,5 suffit pour bien caractériser les tissus malgré la différence des ρ_e .

7.4 Comparaison des méthodes

La méthode DECT présente un avantage dans l’identification et la caractérisation de la thyroïde. Elle ne semble pas offrir un avantage particulier dans l’identification d’autres

Tissu	$\Delta\rho_{e,moy}$	$\rho_{e,theo}$	$\rho_{e,90kVp-140kVp}$	$\rho_{e,120kVp-140kVp}$	Erreur relative (%)
Tissu adipeux	-10%	0,85059	0,851	0,851	0,05
	-5%	0,90095	0,900	0,902	0,13
	$\pm 0\%$	0,95100	0,950	0,948	0,06
	+5%	1,00105	1,004	1,003	0,26
	+10%	1,04109	1,044	1,051	0,26
Muscle	-10%	0,93105	0,933	0,927	0,18
	-5%	0,99048	0,992	0,993	0,20
	$\pm 0\%$	1,04000	1,040	1,035	0,02
	+5%	1,08952	1,092	1,090	0,24
	+10%	1,14895	1,152	1,154	0,25
Cartilage	-10%	0,97470	0,978	0,977	0,29
	-5%	1,02393	1,027	1,025	0,33
	$\pm 0\%$	1,08300	1,088	1,093	0,45
	+5%	1,14207	1,145	1,149	0,29
	+10%	1,19130	1,195	1,196	0,30

Tableau 7.VIII – Valeurs de numéro atomique effectif obtenues à partir de la méthode DECT pour le fantôme aux 3 tissus variant en densité. Les valeurs d’erreurs relatives des données à 90 kVp – 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

Tissu	$\Delta\rho_{e,moy}$	$Z_{eff,theo}$	$Z_{eff,90kVp-140kVp}$	$Z_{eff,120kVp-140kVp}$	Erreur relative (%)
Tissu adipeux	-10%	6,37	6,316	6,354	0,84
	-5%	6,37	6,410	6,294	0,63
	$\pm 0\%$	6,37	6,364	6,483	0,10
	+5%	6,37	6,304	6,357	1,04
	+10%	6,37	6,287	5,930	1,31
Muscle	-10%	7,53	7,478	7,696	0,69
	-5%	7,53	7,518	7,492	0,16
	$\pm 0\%$	7,53	7,543	7,698	0,17
	+5%	7,53	7,501	7,578	0,38
	+10%	7,53	7,499	7,439	0,42
Cartilage	-10%	7,98	7,952	7,974	0,35
	-5%	7,98	7,961	8,030	0,24
	$\pm 0\%$	7,98	7,939	7,791	0,52
	+5%	7,98	7,966	7,856	0,18
	+10%	7,98	7,951	7,922	0,36

Tableau 7.IX – Valeurs de numéro atomique effectif obtenues à partir de la méthode DECT pour le fantôme aux 3 tissus variant en densité. Les valeurs d’erreurs relatives des données à 90 kVp – 140 kVp sont en moyenne les plus faibles et sont présentées.

tissus humains, mais le ρ_e est plus exact avec cette méthode (tableau 7.XI). La méthode DECT présente un avantage net lorsque les voxels d’un tissu donné (avec une composition chimique donnée) varient en densité. Le ρ_e est mieux évalué dans ces conditions alors que la courbe HU-ED ne convient pas pour ce genre de calcul. Par ailleurs, l’iden-

Tissu	$\Delta\rho_{e,moy}$	Tissu identifié
Tissu adipeux	-10%	Tissu adipeux
	-5%	Tissu adipeux
	$\pm 0\%$	Tissu adipeux
	+5%	Tissu adipeux
	+10%	Tissu adipeux
Muscle	-10%	Muscle
	-5%	Muscle
	$\pm 0\%$	Muscle
	+5%	Muscle
	+10%	Muscle
Cartilage	-10%	Cartilage
	-5%	Cartilage
	$\pm 0\%$	Cartilage
	+5%	Cartilage
	+10%	Cartilage

Tableau 7.X – Tissus identifiés à l’aide de la méthode DECT. Les erreurs d’identification sont mises en évidence.

tification de tissus peut se faire de façon indépendante au ρ_e , ce qui présente un avantage pour effectuer des calculs Monte Carlo.

D’autres études démontrent qu’il est possible de distinguer un plus grand nombre de milieux en ajoutant une valeur de Z_{eff} [7]. Dans cet article, les matériaux sont directement identifiés selon leur nombre HU en SECT. Les tissus mous sont réunis, étant indissociables en n’utilisant que cette valeur. L’utilisation du ρ_e et du Z_{eff} permet d’identifier plus de matériaux en DECT. Cette étude est effectuée sur un plus petit nombre de tissus humains et sur d’autres matériaux.

Fantôme	Erreur relative (%)	
	SECT	DECT
16 tissus	0,46	0,14
Densité variable	1,63	0,22

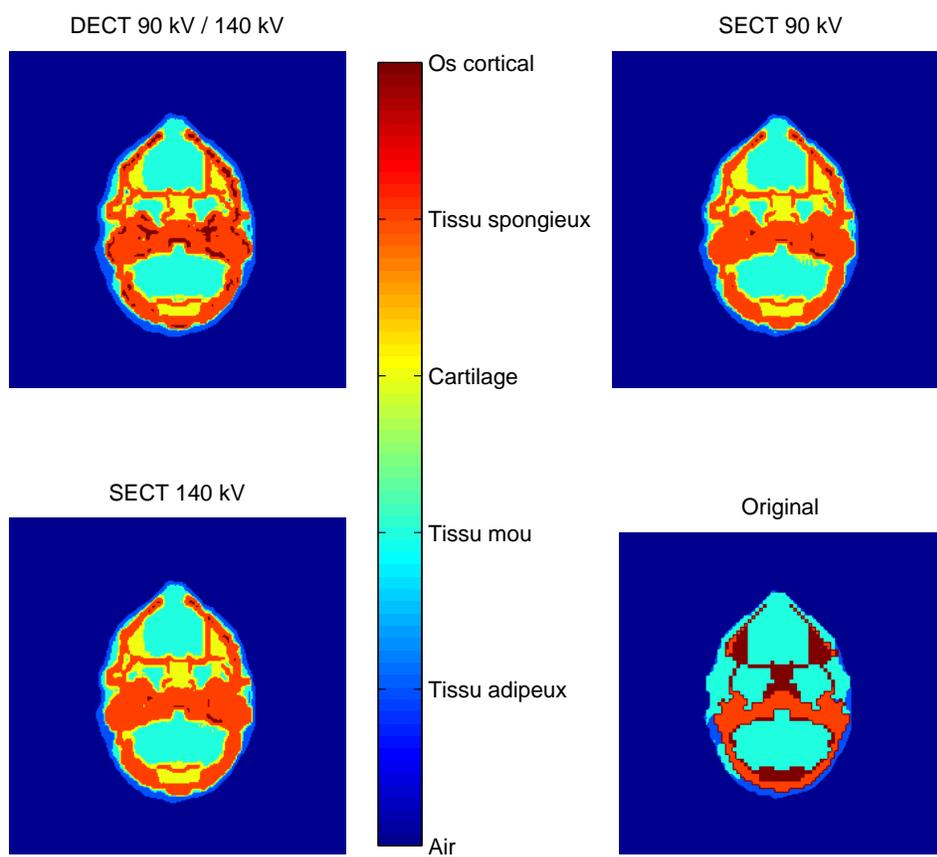
Tableau 7.XI – Erreurs relatives moyennes sur l’évaluation des ρ_e . La valeur en SECT est celle à 140 kVp, qui était la plus précise et la valeur en DECT est celle à 90 kVp – 140 kVp, la plus précise.

7.5 Segmentation du fantôme anthropomorphique

Le même exercice d'identification est effectué sur la portion du crâne du fantôme anthropomorphique FAX06. Les images sont également obtenues à partir de faisceaux monoénergétiques. Le même algorithme de reconstruction est utilisé et les images sont débruitées à l'aide d'une transformée en ondelettes [31]. Les résultats de segmentation sur une tranche centrale sont montrés à la figure 7.1. Les tissus ont été identifiés voxel à voxel. Parmi tous les voxels qui ne représentent pas de l'air, 69,04% des tissus sont correctement identifiés avec la méthode DECT contre 67,61% avec la méthode SECT. Le résultat en DECT est obtenu avec le couple d'énergies 90 kVp – 140 kVp et celui en SECT, à l'énergie de 140 kVp. Le paramètre α faisait peu varier les résultats. Une valeur de $\alpha = 0$ est choisie lorsque le ρ_e était inférieur à 1,08 et une valeur de $\alpha = 1$ sinon. Le bruit affecte plus fortement des petites valeurs de Z_{eff} , étant donné que celui-ci varie alors très rapidement avec la section efficace (figure 4.1).

Les deux méthodes semblent généralement équivalentes dans ce genre de situation. Le fantôme FAX06 contient des régions uniformes et un petit nombre de tissus. La méthode DECT ne présente donc pas d'avantage dans des géométries particulières. Le bruit plus important dans ces images que dans les images des fantômes cylindriques est une source d'erreur pour les deux méthodes. Le lissage est une cause d'erreur dans l'identification des tissus aux frontières d'autres tissus. Une telle méthode de réduction du bruit dans l'image cause une perte de résolution aux frontières des images, puisque ces deux informations sont présentes dans les hautes fréquences du domaine spectral de l'image [2]. Finalement, des effets de volume partiel apparaissent également aux frontières des tissus et causent des erreurs d'identification. Lorsqu'un faisceau ne traverse que partiellement un voxel d'un milieu, une partie de l'information sur ce voxel est perdue ou transmise aux voxels environnants.

Figure 7.1 – Résultats de la segmentation à la tranche 150 de la tête du fantôme FAX06



CHAPITRE 8

IMPACTS DOSIMÉTRIQUES DE LA SEGMENTATION

La planification de traitement en radio-oncologie permet de déterminer les doses livrées aux tissus à traiter et aux tissus sains. L'exactitude de ces calculs est cruciale afin de bien traiter les régions tumorales et d'épargner les tissus sains. Une bonne caractérisation permet d'améliorer ces calculs et d'améliorer les plans de traitement.

Le chapitre 7 montre comment une méthode DECT permet d'améliorer l'identification de certains tissus. Afin de vérifier l'avantage que cela représente lors d'un calcul de dose, des faisceaux externes sont simulés à l'aide de `dosxyznrc`. Ces simulations, telles que décrites au chapitre 5, sont effectuées dans des milieux définis par des matériaux différents, mais de mêmes densités. Ceci permet de déterminer plus directement l'impact qu'a l'assignation de tissus et comment une meilleure identification de tissus permet de mieux prédire une distribution de dose. La section 6.4 donne plus de détails sur les différents fantômes numériques utilisés pour ces simulations. Le but est de déterminer à quel point différents matériaux donnent des distributions de dose différentes dans les mêmes conditions.

8.1 Différence entre les tissus

Cette première série de simulation a permis d'obtenir des rendements en profondeur au centre de cubes uniformes composés de différents tissus de mêmes densités. Ceci permet de les comparer de façon qualitative, d'observer des différences dans les distributions de dose. Trois faisceaux ont été utilisés sur une série de différents tissus. Les figures 8.1, 8.2 et 8.3 présentent les rendements en profondeur, c'est à dire la distribution de dose en profondeur au centre du faisceau, aux énergies de 6 MV et de 120 kVp et de désintégration de l'iode-125 respectivement. Ces figures ne présentent qu'une portion des tissus pour ne pas surcharger les graphiques.

Figure 8.1 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 6 MV. La figure 8.7 à la fin du chapitre présente la totalité des tissus dans un même graphique.

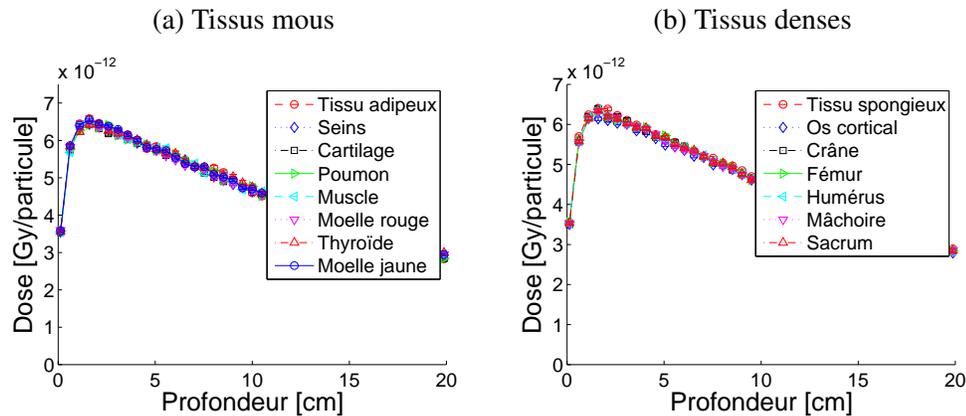
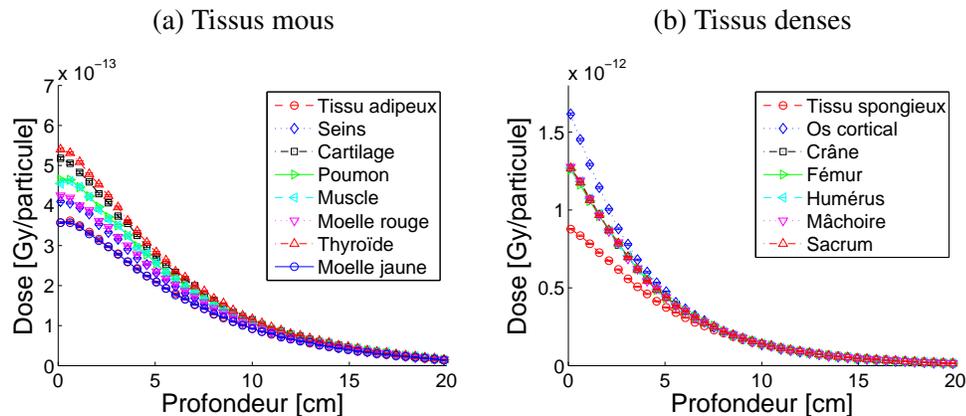
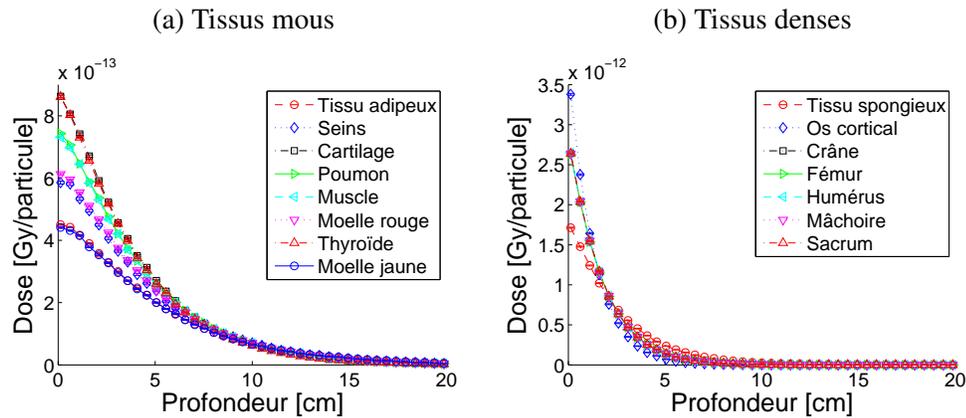


Figure 8.2 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 120 kVp. La figure 8.8 à la fin du chapitre présente la totalité des tissus dans un même graphique.



D'après la figure 8.1, la composition des matériaux n'affecte pas la distribution de dose pour les faisceaux à plus haute énergie. Par contre, les figures 8.2 et 8.3 montrent qu'il y a un intérêt à bien identifier les tissus pour des faisceaux à plus faibles énergies. Dans les figures 8.2a et 8.3a, on peut discerner les tissus adipeux des tissus mous communs comme le muscle. La dose augmente partout dans le cartilage et dans la thyroïde. Les figures 8.2b et 8.3b montrent des différences dans les distributions de dose parmi certains types d'os. À la fois parmi les tissus mous et parmi les os, de grandes diffé-

Figure 8.3 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre d'iode-125. La figure 8.9 à la fin du chapitre présente la totalité des tissus dans un même graphique.



rences entre des doses à la surface peuvent être observées. La dose à la surface de la thyroïde est 15% plus élevée que celle du muscle à ces énergies et celle à la surface des tissus adipeux est 20% plus faible que celle du muscle. La dose dans les tissus spongieux est 40% plus faible à la surface que dans l'os cortical et 30% plus faible à la surface du crâne qu'à la surface de l'os cortical.

La thyroïde, le cartilage et les tissus adipeux doivent donc être bien discernés afin d'effectuer un calcul de distribution dose précis. Une bonne identification de la nature d'un os améliorerait également ce calcul. La section 7 montre d'ailleurs que la thyroïde est un tissu plus difficile à correctement identifier.

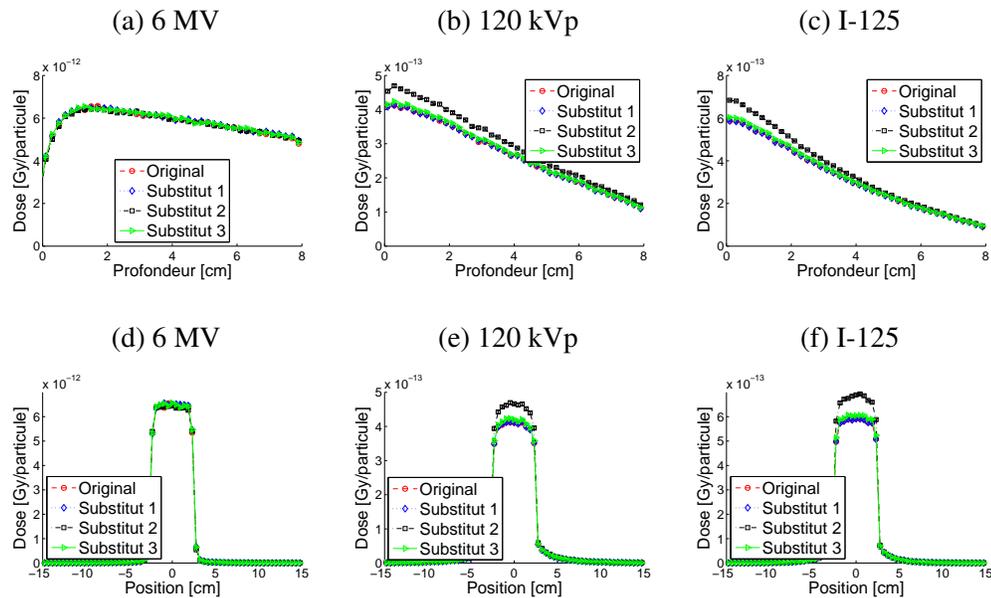
L'effet de l'identification du tissu est négligeable pour un faisceau de 6 MV. Parmi les interactions où il y a un transfert d'énergie du photon au milieu, on compte d'abord la diffusion Compton, qui ne dépend pas du numéro atomique [11]. Ensuite, l'effet photoélectrique dépend de façon inversement proportionnelle à l'énergie du photon à la puissance 3 (équation 4.4). À une énergie de 6 MV, l'effet photoélectrique est moins important et cause donc un moins grand écart parmi les distributions de dose. La production de paires varie très peu en fonction du type d'atome pour des énergies inférieures à 20

MeV [13]. Le faible écart entre les différentes distributions de dose à partir du spectre de 6 MV est donc un résultat attendu.

8.2 Utilisation de tissus substituts

Cette seconde série de simulations permet de comparer les rendements en profondeur, ainsi que les profils de doses à la profondeur de la dose maximale d_{\max} , dans un axe perpendiculaire à la direction de propagation du faisceau. Ces simulations sont effectuées dans des milieux dont les compositions chimiques sont différentes, mais qui ont les mêmes Z_{eff} et les mêmes densités massique et électronique. Les figures 8.4, 8.5 et 8.6 présentent les rendements en profondeur et les profils à d_{\max} dans le sein, dans le cartilage et dans l'os cortical, ainsi que dans leurs substituts, respectivement. Le tableau 6.V donne les compositions des matériaux utilisés.

Figure 8.4 – Rendements en profondeur au centre et profils de dose des fantômes de sein et de ses substituts.



Dans tous les cas, il y a une très bonne correspondance entre tous les matériaux sauf le substitut # 2. Le tableau 6.V montre que ces substituts sont tous composés d'hydrogène, de lithium et de calcium. Différents tissus aux mêmes Z_{eff} ont des rendements en profondeur et des profils de dose ayant moins de 2% d'écart lorsque les atomes constituant le matériau sont de faibles numéros atomiques. Par contre, la dose à la surface

Figure 8.5 – Rendements en profondeur au centre et profils à d_{\max} des fantômes de cartilage et de ses substituts.

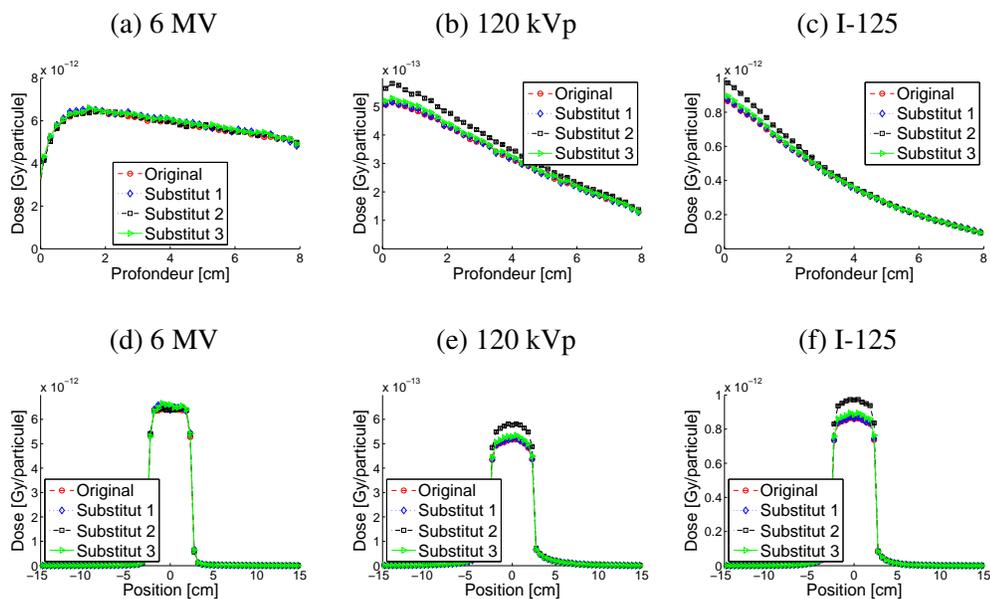
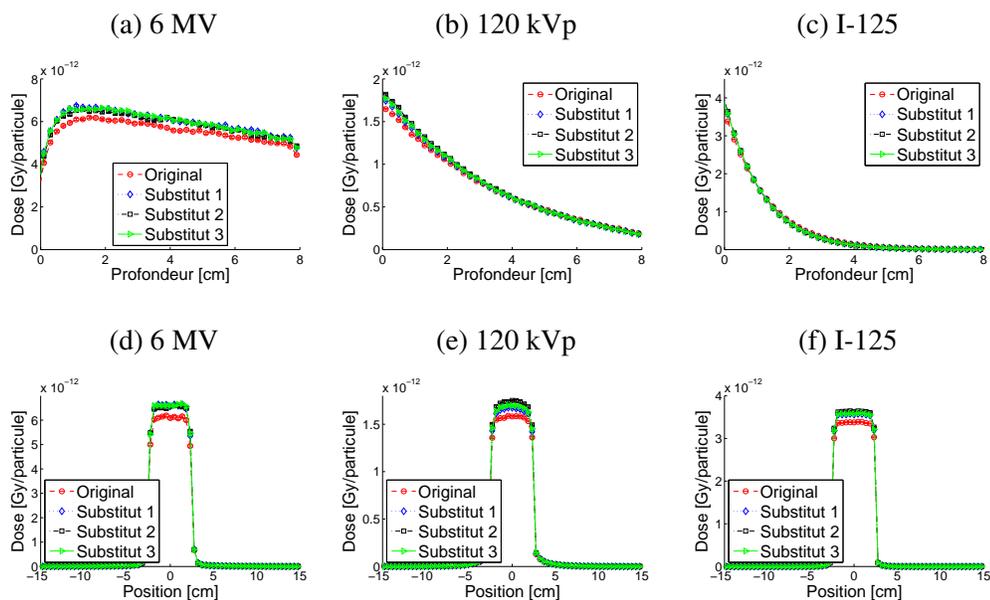


Figure 8.6 – Rendements en profondeur au centre et profils à d_{\max} des fantômes d'os cortical et de ses substituts.



augmente lorsqu'un atome au numéro atomique plus élevé est présent dans un matériau avec un écart atteignant 15%. Un changement important dans les numéros atomiques des atomes constituant le matériau cause donc une différence dans la distribution de dose. Cela montre la valeur que l'on peut donner au Z_{eff} pour définir les interactions dans un milieu. L'atome utilisé au numéro atomique le plus élevé parmi les matériaux substitués imitant bien le tissu original est le magnésium. Tout matériau composé principalement d'atomes au numéro atomique inférieur à 12 peut remplacer un tissu humain au même Z_{eff} . Comme on s'attend à ce que les atomes de tissus du corps qui ont des Z_{eff} similaires n'aient pas de valeurs de numéros atomiques particulièrement élevés, le Z_{eff} permet de bien définir un tissu dans le corps.

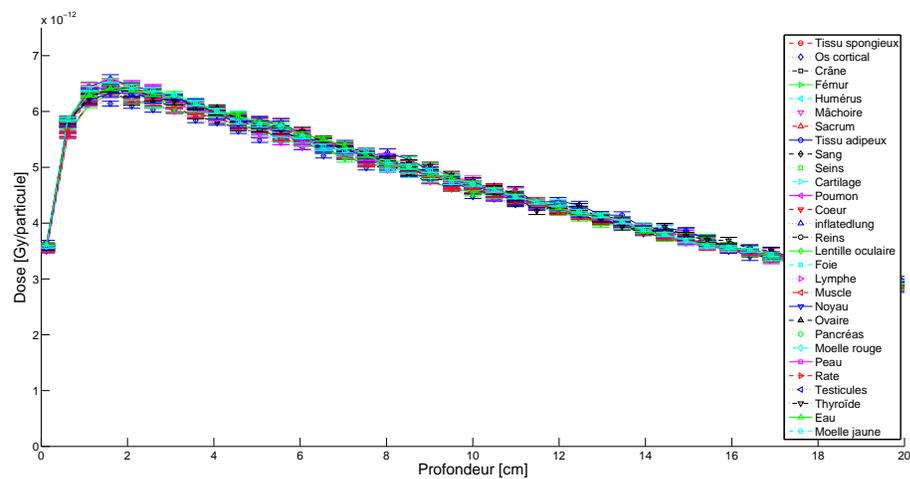


Figure 8.7 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 6 MV.

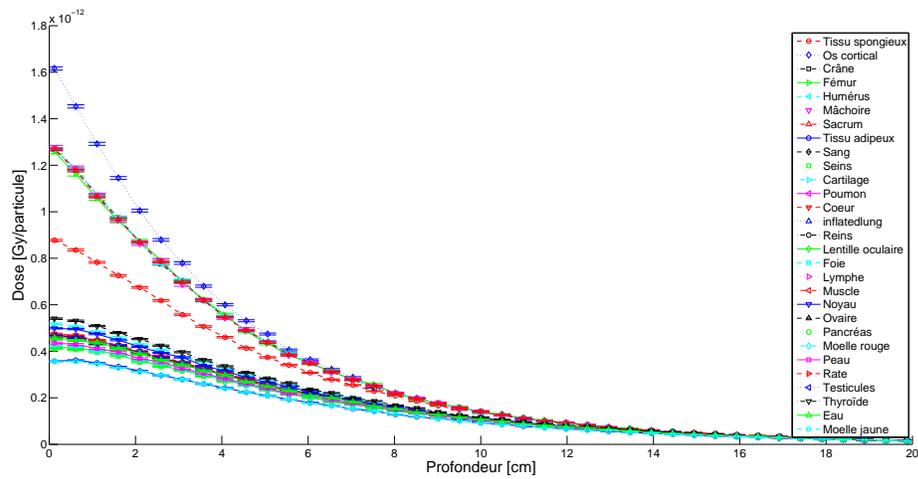


Figure 8.8 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre de 120 kVp.

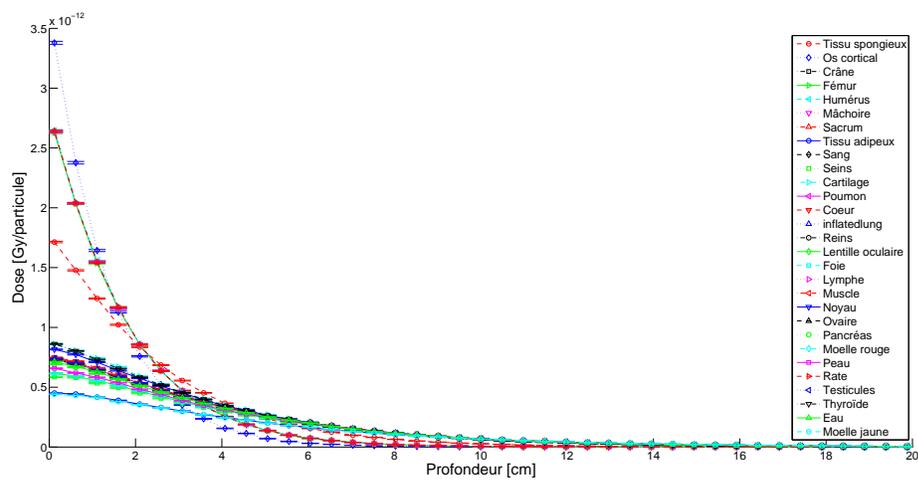


Figure 8.9 – Rendements en profondeur au centre des fantômes pour un spectre d'iode-125.

CHAPITRE 9

CONCLUSION

Les avancées technologiques en informatique permettent d'améliorer la rapidité des calculs. Ceci permettrait normalement d'utiliser en clinique des simulations Monte Carlo pour effectuer des calculs de dose plus exacts. En fait, les simulations Monte Carlo sont utilisées depuis plus de 50 ans [32] et les études basées sur le calcul Monte Carlo se multiplient depuis les années 1990 [33]. Cette recherche cherche à optimiser l'utilisation de l'imagerie DECT pour ce genre de calculs. Les valeurs obtenues grâce à une méthode stœchiométrique d'analyse d'images DECT [9] permettent de déterminer la nature de certains milieux. Cette méthode est comparée à une méthode basée sur l'imagerie SECT dont l'efficacité est déjà connue [1]. Améliorer la caractérisation des milieux permettrait aux calculs Monte Carlo d'arriver à des résultats plus exacts.

9.1 Retour sur la méthode

Une méthode de segmentation DECT a été comparée avec une méthode SECT dans des conditions idéales d'imagerie. Les deux méthodes sont basées sur des calibrations stœchiométriques. Différentes séries de tissus ont permis de comparer le potentiel des deux méthodes d'identifier un large spectre de tissus, ainsi que d'identifier des tissus aux densités variables. Bien identifier les tissus permet d'améliorer l'exactitude de calculs de dose avec une méthode Monte Carlo.

La méthode SECT arrive généralement à bien identifier la densité électronique d'un milieu lorsque celui-ci correspond à un couple sur sa courbe HU-ED. Cette méthode n'évalue pas correctement la densité électronique de la thyroïde, puisqu'elle contient de l'iode et sa composition particulière augmente son absorption par rapport à d'autres tissus de même densité. De la même façon, lorsqu'un tissu n'a pas la densité attendue, cette méthode ne calcule pas exactement sa densité électronique. La méthode DECT donne des valeurs exactes de la densité électronique dans tous les cas étudiés. Cette

méthode présente également l'avantage de fournir un paramètre supplémentaire sur un voxel : son numéro atomique effectif. Ceci permet à cette méthode de distinguer différents tissus aux mêmes densités, ainsi que les tissus aux densités variables. La méthode SECT ne peut pas différencier deux tissus s'ils ont le même ρ_e , ni si la densité du voxel diffère trop de la densité moyenne du tissu.

Dans un calcul de dose Monte Carlo, il est possible de définir à la fois une densité électronique et un type de tissu à un voxel. Définir ces deux paramètres adéquatement améliore l'exactitude du calcul. La méthode DECT définit le mieux ces deux paramètres. En fait, ils sont déterminés de façon distincte, ce qui définit mieux un milieu complexe.

Assigner un différent tissu à un voxel a un impact sur la distribution de dose. Cet impact a été évalué selon trois sources utilisées en radio-oncologie. Une source de 6 MV est souvent utilisée par un accélérateur linéaire en radiothérapie externe. Un spectre de 120 kVp correspond à une énergie d'imagerie et se rapproche de celle utilisée en orthovoltage, un type de radiothérapie en surface. L'iode-125 est utilisé en curiethérapie. L'importance d'une bonne assignation de tissus varie selon le type de traitement.

Les simulations effectuées permettent d'évaluer la distribution de dose dans un cube uniforme constitué d'un tissu donné. La comparaison des distributions de dose dans des fantômes de différents tissus à la même densité montre que le choix du tissu n'affecte pas la distribution de dose lorsqu'un faisceau de 6 MV est utilisé, ce qui est vérifié ailleurs dans la littérature [34]. Par contre, le choix du tissu a un impact lorsqu'un faisceau de 120 kVp, une source d'iode-125 ou même un faisceau d'électrons est utilisé [35]. Les distributions de dose dans les tissus adipeux et dans la thyroïde diffèrent de celle dans le muscle et dans les autres tissus mous dans ces simulations. Différents os ont également des distributions de dose différentes de l'os cortical à ces énergies. L'identification d'un tissu a un impact sur le calcul de la distribution de dose dans des traitements de curiethérapie. Utiliser une meilleure méthode d'identification de tissus améliorerait donc ces calculs.

Tous les calculs sont effectués dans des conditions idéales. L'absence de bruit et d'artefact dans les images utilisées a permis de déterminer les limites théoriques des méthodes d'identification de tissus. La présence de bruit dans une image clinique apporte des erreurs dans l'évaluation des paramètres dans une image. Dans des images bruitées, le calcul du ρ_e reste très fiable avec une méthode DECT, mais celui du Z_{eff} varie facilement, surtout pour de valeurs faibles de Z_{eff} . Par ailleurs, les images DECT ont souvent un plus haut niveau de bruit que les images SECT. Avec les mêmes paramètres d'imagerie, un appareil à doubles sources subit l'effet de diffusion des deux sources [36]. De plus, l'acquisition d'une paire d'images avec les mêmes paramètres qu'en SECT double la dose d'imagerie au patient. Cet effet peut être réduit en diminuant l'intensité des sources, mais en augmentant le niveau de bruit dans chaque image. Des algorithmes permettent néanmoins de débruiter des images, mais cette solution reste toutefois limitée.

Des artefacts peuvent également affecter les valeurs calculées dans les images dans les images SECT et DECT. Il existe des méthodes de reconstructions d'images DECT permettant de reconstruire des images sans les artefacts dus à l'utilisation d'un spectre [3]. Par ailleurs, la méthode stœchiométrique est robuste dans des conditions cliniques de bruit et de durcissement de faisceau [23].

La méthode utilisée pour évaluer la différence entre les distributions de dose dans différents tissus ne permet pas de quantifier l'erreur effectuée sur un calcul de dose dans un contexte clinique. Les simulations effectuées supposent des conditions de diffusion et d'atténuation constantes au travers du fantôme. L'effet de ne modifier la nature que de quelques voxels dans plusieurs fantômes identiques n'a pas été vérifié et apporterait une information supplémentaire sur l'impact sur la distribution de dose. Ces simulations permettent d'apprécier une différence parmi les différents tissus, mais elles ne permettent pas de déterminer l'erreur commise dans un calcul de dose Monte Carlo dans un contexte réaliste.

La méthode d'identification de tissus DECT permet d'améliorer la caractérisation des voxels d'une image. Ceci améliore le calcul de dose Monte Carlo pour des sources aux énergies d'imagerie et de curiethérapie. Avec la progression du calcul Monte Carlo, cette méthode permettrait d'améliorer la planification de ces traitements. La technique DECT identifie mieux la thyroïde que la méthode SECT, elle permet de dissocier des tissus aux mêmes densités, mais de compositions différentes et elle analyse mieux les tissus aux densités variables.

9.2 Travaux futurs

D'abord, les images utilisées étaient exemptes de bruit. Une étude approfondie sur l'effet du niveau de bruit sur la performance des deux méthodes d'identification de tissus permettrait de déterminer la robustesse des méthodes présentées. Cette étude permettrait également de déterminer le poids à donner au numéro atomique effectif dans l'identification de tissu dans un contexte clinique. L'étude de différents algorithmes de débruitage aiderait à réduire l'effet du bruit sur l'identification de tissus. Une étude supplémentaires sur des projections Monte Carlo d'un fantôme numérique anthropomorphique aux formes imitant mieux une situation clinique compléterait cette recherche. Une évaluation des bénéfices d'un DECT et des coûts associés à une plus grande dose d'imagerie serait nécessaire afin d'utiliser cette recherche en clinique.

Ensuite, l'impact de l'identification de tissus doit être vérifié plus en profondeur. Ceci peut être déterminé autrement qu'à l'aide d'un fantôme uniforme. Ne modifier que quelques voxels à l'intérieur d'un fantôme fixe aiderait à déterminer l'effet de bien identifier les voxels individuellement, à la fois sur le voxel identifié, mais aussi sur les voxels l'environnant. De plus, des simulations Monte Carlo utilisant une source interne imiteraient mieux un traitement de curiethérapie. Une comparaison d'une distribution de dose effectuée à partir d'images segmentées selon la méthode présentée avec les recommandations du TG-43 [14] permettrait de saisir l'impact qu'aurait cette méthode dans un contexte clinique. Le choix de la série de tissus à identifier reste à être optimisé alors que

les simulations Monte Carlo utilisant `egsnrc` sont limités à 9 matériaux.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] U. Schneider, E. Pedroni, and A. Lomax, "The calibration of CT Hounsfield units for radiotherapy treatment planning," *Physics in medicine and biology*, vol. 41, no. 1, p. 111, 1996.
- [2] A. C. Kak and M. Slaney, *Principles of computerized tomographic imaging*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001.
- [3] R. E. Alvarez and A. Macovski, "Energy-selective reconstructions in x-ray computerised tomography," *Physics in medicine and biology*, vol. 21, no. 5, p. 733, 1976.
- [4] W. H. Payne, W. D. McDavid, R. G. Waggener, M. J. Dennis, and V. J. Sank, "Extrapolation of linear attenuation coefficients of biological materials from diagnostic-energy x-ray levels to the megavoltage range," *Medical physics*, vol. 4, no. 6, pp. 505–507, 1977.
- [5] M. Torikoshi, T. Tsunoo, M. Sasaki, M. Endo, Y. Noda, Y. Ohno, T. Kohno, K. Hyodo, K. Uesugi, and N. Yagi, "Electron density measurement with dual-energy x-ray CT using synchrotron radiation," *Physics in medicine and biology*, vol. 48, no. 5, p. 673, 2003.
- [6] C. Rizescu, C. Beşliu, and A. Jipa, "Determination of local density and effective atomic number by the dual-energy computerized tomography method with the 192-Ir radioisotope," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 465, no. 2, pp. 584–599, 2001.
- [7] M. Bazalova, J.-F. Carrier, L. Beaulieu, and F. Verhaegen, "Dual-energy CT-based material extraction for tissue segmentation in monte carlo dose calculations," *Physics in medicine and biology*, vol. 53, no. 9, p. 2439, 2008.

- [8] B. Heismann, J. Leppert, and K. Stierstorfer, “Density and atomic number measurements with spectral x-ray attenuation method,” *Journal of Applied Physics*, vol. 94, no. 3, pp. 2073–2079, 2003.
- [9] A. E. Bourque, J.-F. Carrier, and H. Bouchard, “A stoichiometric calibration method for dual energy computed tomography,” *Physics in medicine and biology*, vol. 59, no. 8, p. 2059, 2014.
- [10] I. Kawrakow, “Accurate condensed history Monte Carlo simulation of electron transport. I. EGSnrc, the new EGS4 version,” *Medical physics*, vol. 27, no. 3, pp. 485–498, 2000.
- [11] J. T. Bushberg and J. M. Boone, *The essential physics of medical imaging*. Lippincott Williams & Wilkins, 2002.
- [12] F. H. Attix, *Introduction to radiological physics and radiation dosimetry*. John Wiley & Sons, 2008.
- [13] F. M. Khan, *The physics of radiation therapy*. Lippincott Williams & Wilkins, 2010.
- [14] M. J. Rivard, B. M. Coursey, L. A. DeWerd, W. F. Hanson, M. S. Huq, G. S. Ibbott, M. G. Mitch, R. Nath, and J. F. Williamson, “Update of AAPM Task Group No. 43 report : A revised AAPM protocol for brachytherapy dose calculations,” *Medical physics*, vol. 31, no. 3, pp. 633–674, 2004.
- [15] L. Beaulieu, Å. C. Tedgren, J.-F. Carrier, S. D. Davis, F. Mourtada, M. J. Rivard, R. M. Thomson, F. Verhaegen, T. A. Wareing, and J. F. Williamson, “Report of the Task Group 186 on model-based dose calculation methods in brachytherapy beyond the TG-43 formalism : Current status and recommendations for clinical implementation,” *Medical physics*, vol. 39, no. 10, pp. 6208–6236, 2012.
- [16] H. Johns and J. Cunningham, *The physics of radiology*. American lecture series, Charles C. Thomas, 1983.

- [17] M. Bazalova, J.-F. Carrier, L. Beaulieu, and F. Verhaegen, "Tissue segmentation in Monte Carlo treatment planning : a simulation study using dual-energy CT images," *Radiotherapy and Oncology*, vol. 86, no. 1, pp. 93–98, 2008.
- [18] G. Landry, P. V. Granton, B. Reniers, M. C. Öllers, L. Beaulieu, J. E. Wildberger, and F. Verhaegen, "Simulation study on potential accuracy gains from dual energy CT tissue segmentation for low-energy brachytherapy Monte Carlo dose calculations," *Physics in medicine and biology*, vol. 56, no. 19, p. 6257, 2011.
- [19] G. Landry, B. Reniers, P. V. Granton, B. van Rooijen, L. Beaulieu, J. E. Wildberger, and F. Verhaegen, "Extracting atomic numbers and electron densities from a dual source dual energy CT scanner : experiments and a simulation model," *Radiotherapy and Oncology*, vol. 100, no. 3, pp. 375–379, 2011.
- [20] G. Landry, J. Seco, M. Gaudreault, and F. Verhaegen, "Deriving effective atomic numbers from DECT based on a parameterization of the ratio of high and low linear attenuation coefficients," *Physics in medicine and biology*, vol. 58, no. 19, p. 6851, 2013.
- [21] G. Landry, K. Parodi, J. E. Wildberger, and F. Verhaegen, "Deriving concentrations of oxygen and carbon in human tissues using single-and dual-energy CT for ion therapy applications," *Physics in medicine and biology*, vol. 58, no. 15, p. 5029, 2013.
- [22] T. Tsunoo, M. Torikoshi, Y. Ohno, K. Uesugi, and N. Yagi, "Measurement of electron density in dual-energy x-ray CT with monochromatic x rays and evaluation of its accuracy," *Medical physics*, vol. 35, no. 11, pp. 4924–4932, 2008.
- [23] J.-É. Tremblay, S. Bedwani, and H. Bouchard, "A theoretical comparison of tissue parameter extraction methods for dual-energy computed tomography," *Medical Physics*, vol. 41, no. 8, 2014.
- [24] I. Kawrakow and D. Rogers, "The EGSnrc code system," *NRC Report PIRS-701*, NRC, Ottawa, 2000.

- [25] B. Walters, I. Kawrakow, D. Rogers, *et al.*, “DOSXYZnrc users manual,” *NRC Report PIRS*, vol. 794, 2005.
- [26] E. Mainegra-Hing and I. Kawrakow, “Variance reduction techniques for fast Monte Carlo CBCT scatter correction calculations,” *Physics in medicine and biology*, vol. 55, no. 16, p. 4495, 2010.
- [27] I. Kawrakow, “egspp : the EGSnrc C++ class library. NRCC report PIRS-899,” *National Research Council of Canada*, 2005.
- [28] L. Feldkamp, L. Davis, and J. Kress, “Practical cone-beam algorithm,” *JOSA A*, vol. 1, no. 6, pp. 612–619, 1984.
- [29] R. Kramer, H. J. Khoury, J. W. Vieira, and V. J. M. Lima, “MAX06 and FAX06 : update of two adult human phantoms for radiation protection dosimetry,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 51, no. 14, p. 3331, 2006.
- [30] ICRU, “Stopping powers for electrons and positrons. ICRU Report 37, International Commission on Radiation Units and Measurements, Washington, D.C., 1984.”
- [31] I. W. Selesnick, “The double-density dual-tree DWT,” *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 52, no. 5, pp. 1304–1314, 2004.
- [32] D. Rogers, “Fifty years of Monte Carlo simulations for medical physics,” *Physics in medicine and biology*, vol. 51, no. 13, p. R287, 2006.
- [33] F. Verhaegen and J. Seuntjens, “Monte Carlo modelling of external radiotherapy photon beams,” *Physics in medicine and biology*, vol. 48, no. 21, p. R107, 2003.
- [34] L. Wang, E. Yorke, and C.-S. Chui, “Monte Carlo evaluation of tissue inhomogeneity effects in the treatment of the head and neck,” *International Journal of Radiation Oncology* Biology* Physics*, vol. 50, no. 5, pp. 1339–1349, 2001.
- [35] F. Verhaegen and S. Devic, “Sensitivity study for CT image use in Monte Carlo treatment planning,” *Physics in medicine and biology*, vol. 50, no. 5, p. 937, 2005.

- [36] Y. Kyriakou and W. A. Kalender, “Intensity distribution and impact of scatter for dual-source CT,” *Physics in medicine and biology*, vol. 52, no. 23, p. 6969, 2007.