UNIVERSITÉ DE LORRAINE

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

00 IN PL 0285 V

Institut National Polytechnique de Lorraine
Ecole Doctorale IAE+M
Centre de Recherche en Automatique de Nancy
Centre Alexis Vautrin





THESE

Pour obtenir le grade de
Docteur de l'Institut National Polytechnique de Lorraine
Spécialité : Automatique et Traitement Numérique du Signal

Présentée et soutenue publiquement au Centre Alexis Vautrin,
le 17 octobre 2000 par :

Gisèle HILT

Vérification automatique de la position d'un patient pendant les traitements en radiothérapie externe par recalage d'images.

Président du jury :
Dr. Michel DUFAUT — CRAN

Rapporteurs :
Pr. Jean CHAVAUDRA — Institut Gustave Roussy. Paris
Pr. Ernest HIRSCH — Université Louis Pasteur, ENSPS. Strasbourg

Examinateurs :
Pr. Pierre BEY — CAV
Dr. Wolfgang KAISSL — Varian Medical Systems International. (Suisse)

D 136 024213 4

CAV

Directeur de thèse :
Pr. Didier WOLF — CRAN

136024 2134

001 NPLO 83 M

Institut National Polytechnique de Lorraine
Ecole Doctorale IAE+M
Centre de Recherche en Automatique de Nancy
Centre Alexis Vautrin

TJ 2000 HILT, G-

Service Commun de la Documentation
INPL
Nancy-Brabois

THESE

Pour obtenir le grade de
Docteur de l'Institut National Polytechnique de Lorraine
Spécialité : Automatique et Traitement Numérique du Signal

Présentée et soutenue publiquement au Centre Alexis Vautrin,
le 17 octobre 2000 par :

Gisèle HILT

Vérification automatique de la position d'un patient pendant les traitements en radiothérapie externe par recalage d'images.

Service Commun de la Documentation
INPL
Nancy-Brabois

Président du jury :
Dr. Michel DUFAUT — CRAN

Rapporteurs :
Pr. Jean CHAVAUDRA — Institut Gustave Roussy. Paris
Pr. Ernest HIRSCH — Université Louis Pasteur, ENSPS. Strasbourg

Examinateurs :
Pr. Pierre BEY — CAV
Dr. Wolfgang KAISSL — Varian Medical Systems International. (Suisse)

Co-directeur de thèse :
Dr. Pierre ALETTI — CAV

Directeur de thèse :
Pr. Didier WOLF — CRAN

Remerciements

Je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères à :

Monsieur le Professeur **Pierre BEY**, Directeur du Centre Alexis Vautrin, et Monsieur le Professeur **François GUILLEMIN**, sous Directeur et chargé de la recherche au centre, pour m'avoir accueilli dans leur établissement et au sein de leur équipe de recherche. Je remercie également Monsieur BEY pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux en acceptant d'être membre du jury de cette thèse et pour la confiance qu'il m'a accordé.

Monsieur le Professeur **Didier WOLF**, responsable du thème ingénierie pour la santé au Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN) et directeur de cette thèse, pour sa patience, sa disponibilité, son soutien moral et ses conseils. Qu'il daigne trouver dans ces termes l'expression de ma reconnaissance et de mon respect.

Monsieur **Pierre ALETTI**, physicien d'hôpital et responsable de la qualité au Centre Alexis Vautrin, pour avoir co-dirigé cette thèse et partagé avec moi ses connaissances en radiophysique. Qu'il soit assuré de ma reconnaissance et de mon respect pour sa gentillesse, son soutien et la valeur qu'il accorde à ce travail.

Monsieur **Jean CHAVAUDRA**, physicien d'hôpital et responsable de l'unité de radiophysique de l'Institut Gustave Roussy, pour avoir accepté d'être rapporteur de cette thèse, pour son accueil chaleureux, ses explications et ses conseils. Son intérêt pour ma recherche m'a profondément touchée.

Monsieur le Professeur **Ernest HIRSCH**, enseignant à l'ENSPS, pour avoir accepté d'être rapporteur de cette thèse et m'avoir reçue dans son laboratoire.

Monsieur **Wolfgang KAISSL**, Manager treatment planning and special scientific projects chez Varian Medical Systems International (Suisse),pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en tant que membre du jury et pour son déplacement de Suisse.

Monsieur **Michel DUFAUT**, Directeur des études à l'ENSEM, pour avoir présidé ce jury et pour ces remarques judicieuses.

Monsieur **Edouard YVROUD** pour son soutien, ses encouragements, ses conseils et sa présence lors des moments importants. Ses qualités humaines m'ont profondément touchée. Merci encore pour ses mots qui ont conclus la soutenance.

Monsieur **Jacques DIDELON** et son fils **Ismaël** pour leur soutien constant et leur amitié. Je tiens tout particulièrement à remercier Monsieur DIDELON pour ses précieux conseils autant sur le plan professionnel que personnel. Je suis heureuse de la qualité et de la sincérité de notre amitié.

Monsieur **Stéphane SANCHEZ**, pour son apport sur le thème du recalage des images par l'intermédiaire de son DEA. J'ai été réellement touchée par sa patience, sa serviabilité et son amitié. J'ai également pris beaucoup de plaisir à travailler en sa compagnie.

Monsieur **Marc BOLLET**, pour notre collaboration dans le cadre de son DEA. Notre travail en commun m'a permis d'appréhender mon sujet de recherche du point de vue médical. Cette expérience fut très enrichissante et agréable.

Monsieur **Kokou DJATH**, pour sa contribution à l'amélioration de la qualité des images portales lors de son DEA.

Monsieur **Grégory SCHMITT**, à qui j'associe Monsieur **Jean-Marie DAVID** son responsable de stage, pour sa contribution à la programmation en C de mes algorithmes dans le cadre de son stage de 3ème année d'école d'ingénieur (ESSTIN). J'ai pu apprécier leurs qualités humaines et j'ai pris beaucoup de plaisir à réaliser cette collaboration.

Monsieur **Vincent MARCHESI**, pour son aide précieuse dans le domaine de la radiophysique, sa gentillesse et sa disponibilité. Merci d'avoir répondu à toutes mes questions !

Monsieur **Christian MARCHAL**, et Madame **Véronique BECKENDORF** pour m'avoir fait profiter de leurs connaissances médicales et pour leur entrain.

Mademoiselle **Isabelle BUCHHEIT**, Messieurs **Alain NOEL** et **Yan METAYER**, physiciens d'hôpital, pour m'avoir éclairée sur des problèmes de radiophysique et pour leur sympathie.

Pour leur concours à l'avancée de mes travaux du point de vue technique, matériel et administratif : Ms **Bernard ROMARY**, **Bruno MAURY**, **Eric PICARDAT**, **Francis MARTEL** et **Erwin MANIPOUD** ; Mmes **Dominique MARIUS LE PRINCE**, **Françoise ODILLE**, **Christine PIERSON**, **Bernadette REYNIER** et **Marjorie SCHWARTZ**.

Monsieur **Ousama A'AMAR**, un ami très cher. Merci pour ses conseils et pour tout !

Monsieur **Juan José PADILLA**, son épouse **Griselda** et leur fils **Juan Miguel** mon collègue et "amigo". Merci pour les moments très enrichissants et agréables passés ensemble !

Monsieur **Arturo VERA**, son épouse **Monica** et leurs enfants **Arturo Stéphane** et **Carla Sophia**, mes confiants, mes amis. J'ai été sincèrement émue par leur soutien et leur attention.

Mademoiselle **Hadjira REZZOUG**, pour son amitié, nos confidences et le partage de nos doutes et de nos espoirs.

Mademoiselle **Stéphanie COUTIER**, pour son amitié et nos moments d'écoute mutuels. J'ai été très sensible à son soutien et à ses encouragements dans les moments difficiles.

Mes collègues du CRAN à l'ENSEM et à la Faculté des Sciences pour leur sympathie, leur soutien et leur aide : **Wilfrid COUROUX**, **Régis GRESSON**, **Alex LALLEMENT**, **Laurent RONDEAU**, **Zahi SABEH**, **Ali SIADAT**, **Claude TESS**.

Mes collègues de l'unité de radiothérapie et du laboratoire IMAC au Centre Alexis Vautrin pour la bonne ambiance qu'ils ont fait régner dans l'équipe : **Faten AHMAD, Guillaume BONNIAUD, Vadzim CHALAU, Marie-Luce DILLER, Guy JEANNESON, Kamila KHEMIS, Emmanuel LAIDELLI, Claudine NIEDERST**.

Mes collègues du laboratoire d'oncologie au Centre Alexis Vautrin et de la Faculté de Pharmacie pour leur sympathie et leurs encouragements : **Irina BELICHENKO, Jean-François BISSON, Lina BOLOTINE, Corinne BOURG-DILL, Isabelle COSSERAT, Céline DIDELOT, Christophe DUBESSY, Hervé GAUTIER, Marie-Pierre GRAMAIN, Sophie MARCHAL, Estelle MAUGAIN, Vlada MELNIKOVA, Jean-Louis MERLIN, Marie-Hélène TEITEN**.

La **Ligue nationale contre le cancer** pour son soutien financier.

Table des matières

Remerciements III

Table des matières VII

Notes préliminaires XV

Introduction générale 3

Chapitre I : La radiothérapie externe – problématique 9

I.1 Introduction 9
I.2 Prescription du traitement 10
I.2.1 Volume(s) cible(s) 11
I.2.2 Organes à risque 11
I.2.3 Fractionnement et étalement 11
I.3 Préparation du plan de traitement 11
I.3.1 Etapes de la radiothérapie standard 12
I.3.1.1 Evaluation a priori de la balistique 12
I.3.1.2 Simulation ou centrage 12
I.3.1.2.1 Système de simulation 13
I.3.1.2.2 Positionnement du patient 13
I.3.1.2.3 Moyens de contention et systèmes adaptés 14
I.3.1.2.4 Simulation 14
I.3.1.2.5 Paramètres et repères 14
I.3.1.3 Etude dosimétrique 15
I.3.1.3.1 Détermination du volume à irradier 15
I.3.1.3.2 Calcul de la répartition des doses 15
I.3.2 La radiothérapie conformationnelle 17
I.4 Traitement 18
I.4.1 Système de traitement 18
I.4.2 Placement du patient 19
I.4.3 Contrôles 19
I.5 Problématique 21
I.5.1 Point de vue médical 21
I.5.1.1 Succès de la thérapie 21
I.5.1.2 Contrôle de la qualité du traitement 21

I.5.1.2.1 Les incertitudes de positionnement 22
I.5.1.2.2 Correction des écart mesurés 24
I.5.1.3 Définition du sujet 25
I.5.2 Point de vue traitement de l'image 26
I.5.2.1 Qualité de l'image 26
I.5.2.2 Caractéristiques des bords du champ - pénombre 27
I.5.2.3 Mouvements à détecter 28
I.6 Conclusion 29

Chapitre II : Etat de l'art

..... 33
II.1 Introduction 33
II.2 Amélioration de la qualité des images – prétraitements 34
II.2.1 Correction de la distorsion spatiale 34
II.2.1.1 Origine des distorsions 34
II.2.1.2 Correction de la distorsion 35
II.2.1.2.1 Mesure et correction de la distorsion géométrique à l'aide de champs 35
II.2.1.2.2 Mesure et correction de la distorsion géométrique avec des points de contrôle ... 36
II.2.2 Réduction du bruit 37
II.2.2.1 Identification et caractérisation du bruit 37
II.2.2.1.1 Bruit dans les images portales 38
II.2.2.1.2 Mesure du bruit dans les images portales 38
II.2.2.2 Correction de l'image dégradée par un bruit identifié 39
II.2.2.3 Filtres linéaires 39
II.2.2.4 Filtres non-linéaires 39
II.2.2.5 Filtres adaptatifs 41
II.2.2.6 Filtres sélectifs 41
II.2.3 Traitement des bruits multiplicatifs 42
II.2.4 Restauration 43
II.2.4.1 Modélisation des dégradations 43
II.2.4.2 Méthodes de restauration déterministes 44
II.2.4.3 Méthodes de restauration stochastiques 45
II.2.4.4 Autres méthodes de restauration 46
II.2.5 Rehaussement des images 47
II.2.5.1 Mesure du contraste 47
II.2.5.2 Transformation des niveaux de gris 47
II.2.5.3 Modification d'histogramme 47
II.2.5.3.1 Techniques de base 48
II.2.5.3.2 Variantes adaptatives 48
II.2.5.3.3 Variantes sélectives 49
II.2.5.4 Accentuation des contours 50
II.2.6 Conclusion 50
II.3 Segmentation 50

II.3.1 Modélisation des contours 51
II.3.2 Détection du bord du champ d'irradiation 51
II.3.2.1 Détecteurs de contour 51
II.3.2.2 Segmentation 52
II.3.2.3 Description du champ 53
II.3.2.3.1 Description par des segments 54
II.3.2.3.2 Description par un masque 54
II.3.2.3.3 Description par un ensemble de points 54
II.3.3 Détection des structures anatomiques 55
II.3.3.1 Détection de contour et segmentation 55
II.3.3.2 Description des structures anatomiques 56
II.3.4 Conclusion 56
II.4 Recalage 57
II.4.1 Techniques de base utilisées en recalage d'image 57
II.4.1.1 Hypothèses de recalage 57
II.4.1.2 Critères de recalage 58
II.4.1.3 Techniques de recalage 58
II.4.1.3.1 Recalage d'ensembles de points 58
II.4.1.3.2 Recalage d'une figure sur une image 59
II.4.1.3.3 Recalage de surfaces ou de volumes 59
II.4.1.3.4 Recalage d'images en niveaux de gris 60
II.4.1.4 Optimisation 62
II.4.1.4.1 Méthodes avec calcul des dérivées 62
II.4.1.4.2 Méthodes sans calcul des dérivées 62
II.4.2 Positionnement du champ et vérification de sa forme 63
II.4.2.1 Recalage des structures anatomiques ou/et des points de repère 63
II.4.2.2 Recalage de masques binaires 64
II.4.2.3 Recalage et vérification des contours du champ 64
II.4.3 Vérification du positionnement du patient 68
II.4.3.1 Recalage des bords du champ 68
II.4.3.2 Recalage d'images en niveau de gris 69
II.4.3.3 Recalage de figures et/ou de points 71
II.4.4 Conclusion 74
II.5 Solutions proposées 75

CHAPITRE III : Images de simulation et images portales - Acquisition et qualité 79
III.1 Introduction 79
III.2 Obtention des images de simulation 80
III.2.1 Radiographie de simulation 80
III.2.2 DRR (digitally reconstructed radiograph) 82
III.3 Obtention des images portales 83
III.3.1 SRI-100 (Elekta) 83

III.3.2 iView (Elekta) 84
III.3.3 Target View (General Electric) 85
III.3.4 Portal Vision (Varian) 85
III.3.5 Acquisition des images portales 86
III.4 Distorsions géométriques 87
III.4.1 Mesure de la distorsion 87
III.4.2 Distorsions géométriques dans les images de référence 88
III.4.3 Distorsions géométriques dans les images portales 88
III.5 Identification et analyse des dégradations sur les images portales 89
III.5.1 Homogénéité 89
III.5.2 Bruit 91
III.5.2.1 Méthode d'identification 91
III.5.2.2 Nature du bruit 92
III.5.3 Flou 92
III.5.3.1 Détermination de la fonction de transfert d'un système d'imagerie 93
III.5.3.2 Etude des différents systèmes d'imagerie 94
III.5.4 Conclusion 96
III.6 Amélioration de la qualité des images portales 96
III.6.1 Correction du fond 96
III.6.1.1 Méthode 97
III.6.1.2 Résultats 97
III.6.2 Réduction du bruit/filtrage 98
III.6.2.1 Méthodes testées 98
III.6.2.2 Critères de sélection 99
III.6.2.3 Résultats 99
III.6.3 Restauration 101
III.6.3.1 Méthodes testées 102
III.6.3.1.1 Méthodes déterministes 102
III.6.3.1.2 Méthodes stochastiques 102
III.6.3.1.3 Méthodes proposées antérieurement 103
III.6.3.1.4 Pseudo-PSF 103
III.6.3.2 Résultats 104
III.7 Conclusion 108

Chapitre IV : Détection, contrôle et recalage des bords des champs 111
IV.1 Introduction 111
IV.2 Détection des bords du champ de traitement 112
IV.2.1 Méthode de détection 112
IV.2.1.1 Calcul du gradient d'intensité 113
IV.2.1.2 Suivi de contour 114
IV.2.1.3 Description du bord du champ 114
IV.2.1.4 Choix du paramètre α 114

IV.2.2 Résultats 114
IV.3 Vérification de la forme du champ 117
IV.3.1 Bords du champ de référence 117
IV.3.2 Descripteurs de taille et de forme 117
IV.3.3 Vérification 118
IV.4 Recalage des bords des champs de traitement et de référence 121
IV.4.1 Transformation en distance 121
IV.4.2 Définition de la fonction coût 122
IV.4.3 Simplexe 123
IV.4.4 Résultats du recalage des bords des champs 125
IV.4.4.1 Tests de précision 125
IV.4.4.2 Taux de réussite - remarques 127
IV.5 Conclusion 129

Chapitre V : Segmentation des structures anatomiques 133

V.1 Introduction 133
V.2 Champ de référence 134
V.2.1 Radiographie de simulation 134
V.2.2 DRR 135
V.3 Modèle patient général 135
V.4 Segmentation de l'image de simulation 137
V.4.1 Détection des contours – segmentation bas niveau (bottom-up) 137
V.4.1.1 Extraction des maxima locaux de la norme du gradient d'intensité 138
V.4.1.2 Extraction des segments 139
V.4.1.3 Résolution de l'image de simulation et paramètres de segmentation bas niveau 140
V.4.2 Recalage d'un modèle déformable – segmentation haut niveau (top-down) 143
V.4.2.1 Transformation paramétrique 143
V.4.2.2 Fonction coût et paramètres 144
V.4.2.2.1 Distribution a priori 144
V.4.2.2.2 Vraisemblance 145
V.4.2.2.3 Fonction coût 146
V.4.2.3 Optimisation – algorithme génétique 147
V.4.2.3.1 Fonction de sélection 147
V.4.2.3.2 Opérateurs génétiques 148
V.4.2.3.3 Terminaison 149
V.4.2.3.4 Paramètres de l'algorithme génétique 149
V.4.2.4 Approche multirésolution 149
V.4.2.5 Méthode appliquée à une forme simple - Tests de validation 150
V.4.2.6 Paramètres de segmentation haut niveau 154
V.4.3 Résultats de la segmentation des images de référence 157
V.4.3.1 Segmentation bas niveau 157
V.4.3.1.1 Fantôme 157

V.4.3.1.2 Patient 157
V.4.3.2 Segmentation haut niveau 159
V.5 Segmentation de l'image de traitement 163
V.5.1 Segmentation bas niveau (bottom-up) 164
V.5.2 Segmentation haut niveau (top-down) 165
V.5.3 Résultats de la segmentation des images de traitement 166
V.5.3.1 Fantôme 167
V.5.3.2 Patient 168
V.6 Conclusion 169

Chapitre VI : Recalage des structures anatomiques et position du patient 173
VI.1 Introduction 173
VI.2 Modification des structures de référence 174
VI.2.1 Protocole expérimental 174
VI.2.2 Détermination du déplacement 175
VI.3 Tests de recalage du modèle patient de référence en 2D 176
VI.3.1 Paramètres, fonction coût et optimisation 177
VI.3.2 Résultats du recalage en 2D des images de traitement et de référence 177
VI.3.2.1 Etude d'un cas simple 177
VI.3.2.2 Recalage 2D des images du fantôme Rando 179
VI.4 Détermination de la position du patient en 3D 184
VI.4.1 Passage de la 2D à la 3D 184
VI.4.2 Incertitudes liées au matériel 184
VI.4.3 Résultats du recalage en 3D des images de traitement et de référence 186
VI.4.3.1 Fantôme 186
VI.4.3.2 Patient 187
VI.5 Conclusion 193

Conclusion générale et perspectives 197

Annexe A : Méthodes de réduction du bruit testées - Valeurs des paramètres 203

Annexe B : Amélioration de la qualité des images portales 209

Annexe C : Segmentation des images de simulation des patients 217

Annexe D : Segmentation et recalage des images portales de patients 221

Bibliographie 233

Notes préliminaires

Ces travaux ont été effectués pour répondre à un problème clinique en radiothérapie. La lecture de ce mémoire doit donc être accessible aux automaticiens, aux radiophysiciens, voire aux médecins.

Cependant, le vocabulaire et les conventions diffèrent souvent d'une discipline à l'autre. Nous nous sommes conformé au langage des automaticiens, mais nous avons cherché à rendre ce document pédagogique.

Un point important que nous souhaitions souligner ici est le choix du repère dans les images. Nous avons n'avons pas appliqué les recommandations internationales déterminant les repères liés à la table de traitement, au patient et au système d'imagerie en radiothérapie. Nous avons utilisé un repère adapté au traitement informatique des images dont le centre est en haut à gauche, l'axe des x est vertical et dirigé vers le bas, et l'axe des y est horizontal et dirigé vers la droite (Figure).

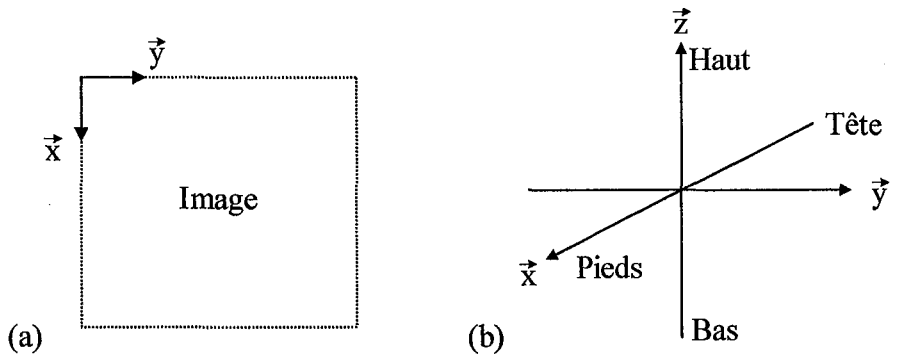


Figure : ***(a) Repère lié à l'image, (b) Repère correspondant lié au patient.***

Introduction générale

La radiothérapie induit la destruction de tissus pathologiques, tels que les tumeurs malignes, par irradiation. C'est l'une des thérapies prédominantes pour le traitement des cancers avec la chirurgie et la chimiothérapie. Ces trois thérapeutiques sont souvent associées afin d'accroître l'efficacité d'un traitement et d'en réduire les effets indésirables. La chirurgie est la plus pratiquée et permet l'ablation des lésions locales. Cependant, une intervention chirurgicale engendre parfois une mutilation et des cellules cancéreuses infiltrées dans les tissus sains environnants peuvent subsister. La chimiothérapie, quant à elle, est fondée sur l'emploi de drogues et rend possible la guérison de cancers disséminés. Son utilisation est encore peu développée du fait de son efficacité limitée dans de nombreux cas.

La radiothérapie englobe deux techniques. L'une d'elles est la curiethérapie consistant en l'implantation d'éléments radioactifs au contact ou à l'intérieur du foyer tumoral, dans des régions relativement accessibles. Ce type de traitement est de ce fait utilisé en ORL, au niveau des bronches, des poumons, de l'œsophage, du rectum, de la prostate et pour les cancers gynécologiques. La deuxième technique est la radiothérapie externe qui est à la base de nos travaux. C'est une thérapie non-invasive durant laquelle la tumeur est exposée aux radiations de faisceaux de rayons ionisants extérieurs.

Compte tenu des doses importantes nécessaires à un effet tumoricide en radiothérapie, les tissus sains soumis à l'action des faisceaux encourent des risques non négligeables. Il est donc essentiel de limiter l'irradiation des tissus sains tout en administrant la dose optimale aux tissus tumoraux. La prescription d'un traitement comprend la définition du volume cible, des organes à risque, de la dose à apporter à la tumeur, des doses seuils maximales tolérées par les organes à risque, de la balistique des faisceaux d'irradiation, ainsi que du fractionnement et de l'étalement du traitement dans le temps. La simulation et la dosimétrie constituent les étapes de la préparation du traitement. La dosimétrie intervient dans l'étude de la répartition des doses. La simulation fournit les données de référence nécessaires au contrôle et à la réalisation du traitement comme la position du patient, les différents faisceaux d'irradiation, les images de référence des champs simulés et les divers repères.

Pendant les irradiations, le positionnement du patient par rapport aux faisceaux joue un rôle important dans le succès de la thérapie. Il doit être effectué avec précision conformément à la simulation, à l'aide de repères cutanés et de faisceaux lasers. Toute erreur peut entraîner un sous dosage du volume cible et/ou un surdosage des tissus normaux et des organes à risque. La position du patient est contrôlée par des images obtenues durant les irradiations. L'emplacement des structures anatomiques par rapport aux champs de traitement est vérifié à l'aide de l'image de référence, par comparaison.

Les images acquises lors des séances sont appelées images de traitement ou images portales[1]. Elles sont obtenues par l'intermédiaire de systèmes d'imagerie portale placés perpendiculairement aux faisceaux d'irradiation à l'opposé de la source des rayonnements. Les systèmes à notre disposition sont le SRI-100, le iView (Elekta), le Target View (General Electric) et le Portal Vision (Varian). Les trois premiers dispositifs sont constitués d'une plaque métallique et d'un écran fluorescent qui transforment les radiations (rayon X ou électrons) en photons dans le spectre visible. L'image ainsi formée, est ensuite réfléchie par un miroir vers la caméra à travers une lentille. Le système de Varian est composé d'une matrice de 256×256 chambres d'ionisation. L'image est construite à partir de courants d'ionisation.

En raison des énergies élevées des faisceaux de rayon X employées en radiothérapie, le contraste entre les os et les tissus mous est très faible dans les images de traitement. En outre, le bruit y est important et les contours sont flous. Nous avons aussi constaté des variations d'intensité, dues aux systèmes d'imagerie, sur des images de champs ne contenant aucun objet. Les images portales sont particulièrement difficiles à interpréter aussi bien visuellement que par l'entremise de l'informatique.

L'objectif de notre recherche est la vérification automatique de la position du patient en trois dimensions par rapport à l'appareillage, pendant les traitements en radiothérapie externe. Il nous incombe, par conséquent, de comparer automatiquement les images de traitement et de référence. La solution que nous proposons et mettons en œuvre est basée sur l'extraction des structures anatomiques dans les deux images suivie d'un recalage. L'application principale de notre étude est le traitement des cancers de la prostate par la radiothérapie conformationnelle. Ce type de traitement permet une conformation de la distribution des doses au volume cible pour épargner des organes à risque proches et sensibles. Le choix de cette application est motivé par l'importance que revêt alors la position du patient par rapport aux faisceaux. La localisation de la prostate, de par sa profondeur et l'énergie des rayonnements nécessaire, donne une très mauvaise qualité d'image de traitement et un placement du patient difficile à reproduire.

Le premier chapitre de ce mémoire décrit de façon synthétique la radiothérapie externe, pour nous mener à la justification de la nécessité de nos travaux et à la définition de la problématique.

Le second chapitre est l'état de l'art. Nous verrons que les solutions proposées depuis une dizaine d'années, correspondant à l'apparition des premiers systèmes d'imagerie portale, ne sont pas encore totalement satisfaisantes. L'état de l'art des divers traitements appliqués aux images portales est complété par des techniques plus générales d'amélioration de la qualité des images, de recalage et d'optimisation.

Dans le troisième chapitre sont présentés les matériels d'acquisition ou les méthodes d'obtention des différentes images. Après une analyse des caractéristiques de ces images et des dégradations qu'elles subissent, nous avons déterminé une suite de procédures destinées à l'amélioration de la qualité des images portales en vue de leur segmentation. Nous préconisons une correction du fond, une réduction du bruit et une restauration.

[1] Image portale : image du patient obtenue dans un plan perpendiculaire au faisceau d'irradiation. En toute rigueur, une radiographie peut donc être considérée comme une image portale. Cependant, comme couramment admis dans la littérature, nous n'employons ce terme que pour les images obtenues pendant les traitements en radiothérapie.

Les méthodes et résultats de la détection, de la vérification et du recalage des bords des champs sont donnés dans le quatrième chapitre. Les paramètres de rotation et de translation calculés permettent de placer les champs dans un même repère pour la mesure du déplacement du patient par rapport à la référence.

Dans le cinquième chapitre, nous montrons l'intérêt de l'introduction d'un modèle déformable de connaissance a priori de la forme des structures à rechercher, pour la segmentation des images de traitement et de référence. Lors de notre étude, nous avons créé un modèle de pelvis pour différents angles de faisceau, mais cette méthode est généralisable à tout autre partie du corps humain.

La position du patient est déterminée en 3 dimensions, dans le sixième chapitre, au moyen d'un recalage rigide d'au moins deux paires d'images. La validation expérimentale est réalisée à l'aide d'un fantôme anthropomorphique ayant subi des déplacements connus lors de phases d'irradiation. Les différents recalages s'appuient sur un algorithme génétique d'optimisation des paramètres. Les premiers résultats cliniques, dans le cadre de la radiothérapie conformationnelle, concluent ce chapitre et sont l'aboutissement de notre recherche.

Dans une dernière partie, nous résumons les résultats obtenus et donnons les conclusions et les perspectives de cette étude.

Chapitre I

La radiothérapie externe – problématique

I.1 Introduction

La radiothérapie est née dans les années qui ont suivi la découverte des rayons X (1895) et de la radioactivité (1896). Cependant, elle ne s'est réellement développée qu'à partir de 1920 avec l'évolution des connaissances en radiobiologie et du matériel d'irradiation et de détection. Le principe de la radiothérapie externe est fondé sur l'exploitation des effets destructeurs des rayons ionisants à des fins thérapeutiques.

Sont essentiellement utilisés dans ce but, les photons (rayons X et γ) et les électrons. Les télécobalts ou encore unités de cobalthérapie produisent des rayonnements γ d'origine nucléaire et d'énergie moyenne fixe de 1.25 MeV[1], qui résulte de la désintégration du Cobalt 60. Les accélérateurs linéaires, quant à eux, produisent des électrons dont l'énergie varie entre 3 et 40 MeV ou bien des rayons X d'énergie de l'ordre de 6, 10, et 25 MV par interposition d'une cible de tungstène dans le faisceau d'électrons, c'est-à-dire un processus atomique. L'énergie des rayons X est donnée en MV, par analogie aux rayons X de diagnostic. Cette convention est utilisée afin de différencier les spectres d'énergie des rayons X comprenant toutes les valeurs (spectre entier) inférieures à l'énergie maximale du faisceau (6, 10 ou 25 MV), de ceux des électrons et des rayons γ concentrés autour d'une valeur (spectre discret).

Les faisceaux d'électrons, peu pénétrants, sont utilisés de préférence pour traiter des tumeurs superficielles. Ils ne permettent pas facilement l'obtention d'images de transmission. Ils ne seront donc pas

[1] 1 électron-volt (eV) est l'énergie acquise par un électron soumis à une différence de potentiel de 1V. 1 eV = $1{,}6.10^{-19}$ joules

exploités par la suite, dans l'optique du traitement d'image.

Lorsque l'on irradie un organisme, les rayonnements transfèrent de l'énergie à la matière vivante, ce qui après une série de mécanismes physiques et chimiques, entraîne des effets biologiques utilisés pour détruire les tumeurs. Les effets physiques sont des excitations et des ionisations au niveau atomique (Figure I 1). Les effets chimiques au niveau moléculaire, consistent en une ionisation de l'eau des tissus (Figure I 2) et l'apparition de radicaux libres obtenus par la rupture d'une molécule d'eau (Figure I 3). Ces radicaux libres qui sont hautement réactifs au niveau cellulaire, sont des agents d'oxydation à la source de l'altération de nombreuses molécules [116][171]. Les effets biologiques sont essentiellement dus aux lésions de l'ADN des cellules. Celles-ci sont alors altérées dans leur fonctionnement, conduisant à la mort cellulaire. Les effets biologiques peuvent apparaître après plusieurs semaines voire des années.

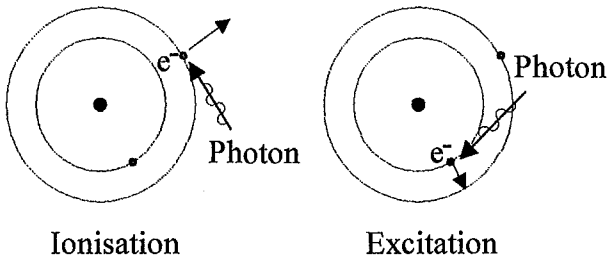


Figure I 1 : ***Ionisation et excitation d'un atome par l'action d'un photon.***

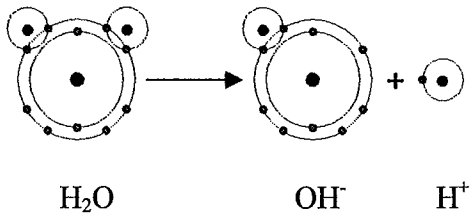


Figure I 2 : ***Ionisation de l'eau. Formation d'ions.***

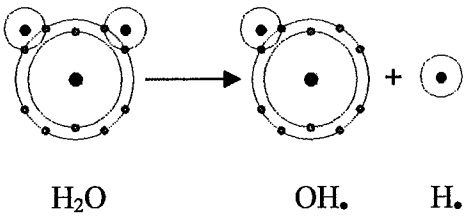


Figure I 3 : ***Radiolyse de l'eau. Formation de radicaux libres.***

Un traitement en radiothérapie externe nécessite un certain nombre d'étapes de prescription et de préparation avant l'irradiation d'un patient. Nous verrons, en suivant ces différentes étapes, les problèmes rencontrés par les thérapeutes et les physiciens concernant la qualité du traitement. La reproductibilité du positionnement du patient est une des préoccupations majeures à l'heure où certains traitements tendent à être de plus en plus précis et localisés. Nous montrerons l'importance de la vérification de la position du patient du point de vue médical et l'intérêt, voire même la nécessité, de son automatisation. Nous en déduirons les procédures à mettre en œuvre pour répondre aux attentes des cliniciens.

I.2 Prescription du traitement

L'unité de mesure de la dose délivrée est le gray (Gy[1]) qui est l'énergie absorbée par unité de masse. Les doses absorbées en radiothérapie sont de 40 à 80 Gy selon les types de cancers [171]. Des doses trop faibles sont insuffisantes pour obtenir une guérison et des doses trop élevées sont dangereuses pour les tissus sains environnants. Le problème consiste donc à apporter la dose la plus élevée et la plus homogène possible à la tumeur en épargnant au mieux les tissus sains environnants, avec une attention particulière pour les organes à risque. La prescription du traitement comprend la définition du volume cible anatomoclinique, la dose totale à apporter à ce volume cible, la définition des organes à risque et des doses seuils maximales tolérées, ainsi que le fractionnement et l'étalement du traitement dans le temps.

[1] 1 Gy (gray) = 1 J/Kg. On peut encore trouver 1 rad = 0.01 Gy qui est une ancienne unité.

I.2.1 Volume(s) cible(s)

Le volume cible anatomoclinique [2] est constitué du volume tumoral macroscopique, c'est-à-dire de l'ensemble des tissus tumoraux palpables et/ou visibles, et du volume tumoral microscopique. Le volume microscopique est défini en terme de probabilité d'envahissement tumoral. Il n'est pas connu et doit être estimé. Le choix du volume cible anatomoclinique est une décision purement médicale. Il est aussi intéressant de noter qu'il peut y avoir plusieurs volumes cibles.

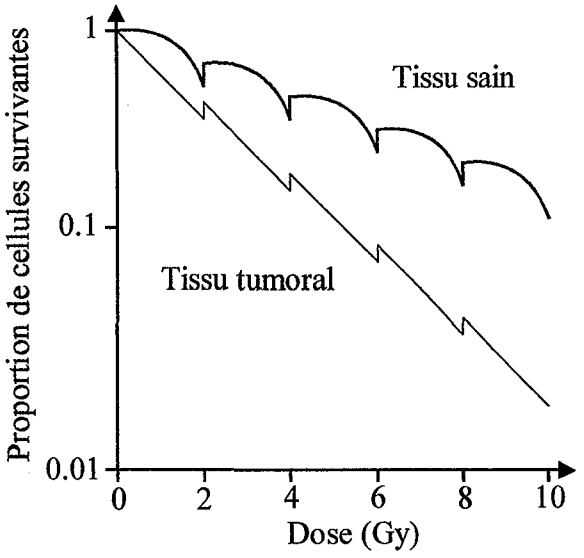
I.2.2 Organes à risque

De nombreux organes ont une dose seuil au-delà de laquelle il y a un risque important de complication tardive grave. Ils peuvent être classés en trois catégories [2], selon que les organes dont les lésions liées au traitement (radiolésions) :

- peuvent entraîner la mort ou des séquelles graves, tels que le cerveau, la moelle épinière, les deux poumons, les deux reins, le foie en totalité, l'intestin grêle;
- entraînent des séquelles sévères à modérées, comme le poumon partiel, le cerveau en zone non fonctionnelle, le rectum partiel, la vessie partielle, l'hypophyse, les ovaires, les testicules, etc.;
- sont sans conséquence grave, comme les tissus sous-cutanés.

I.2.3 Fractionnement et étalement

Lors de la prescription du traitement, est également exploité le fait que les tissus tumoraux se régénèrent moins vite que les tissus sains. En fractionnant et en étalant l'irradiation dans le temps (Graphe I 1), l'efficacité du traitement est accrue. Généralement, le traitement complet s'effectue en 20 ou 30 séances avec 1 ou 2 séances par jour, 5 jours par semaine. La dose est d'environ 2 Gy par séance.



Graphe I 1 : *Fractionnement et étalement.*

I.3 Préparation du plan de traitement

Selon les types de lésions cancéreuses, trois niveaux de technicité pour la mise en œuvre d'un traitement sont à considérer :

- L'approche standard, la plus rencontrée, utilise des moyens techniques usuels et des estimations globales des volumes à irradier. Sa description nous permettra de définir les procédures à la base de tous les traitements.
- L'approche élaborée requiert des contrôles particuliers car les traitements doivent être plus précis que précédemment. Elle est utilisée par exemple, pour l'irradiation de tumeurs d'enfants ou dans le cas de la maladie de Hodgkin.
- L'approche haute technicité nécessite une méthodologie et un matériel spécifique à chaque traite-

ment. Les irradiations par technique stéréotaxique entrent dans le cadre de cette approche. C'est également le cas de la radiothérapie conformationnelle, une technique assez récente, qui est appliquée au niveau de la prostate, de tumeurs cérébrales et ORL ainsi que de lésions pulmonaires. La raison principale de son utilisation est la présence d'organes très sensibles près de la tumeur, comme le rectum ou la vessie pour le traitement de la prostate. La radiothérapie conformationnelle autorise une optimisation de la dose au niveau de la tumeur pour permettre une escalade de dose. La radiothérapie conformationnelle est le domaine d'application privilégié de nos travaux, nous présenterons les modifications et ajouts apportés sur les bases de l'approche standard.

I.3.1 Etapes de la radiothérapie standard

Les étapes de la radiothérapie standard sont représentées Figure I 4.

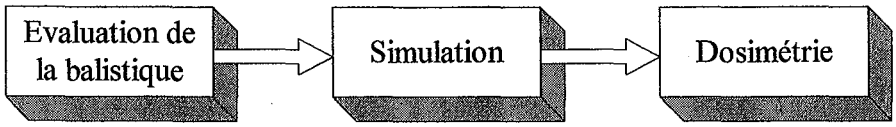


Figure I 4 : *Etapes de la radiothérapie standard.*

I.3.1.1 Evaluation a priori de la balistique

Il est impossible d'éviter l'irradiation des tissus sains situés en amont et en aval de la lésion, mais on peut néanmoins limiter les doses reçues. Il suffit pour cela d'utiliser plusieurs faisceaux se croisant au niveau de la tumeur. Ainsi, les mêmes zones saines ne sont pas irradiées en permanence durant le traitement. Le choix du nombre de faisceaux, de leur orientation et de leur forme définit la balistique (Figure I 5).

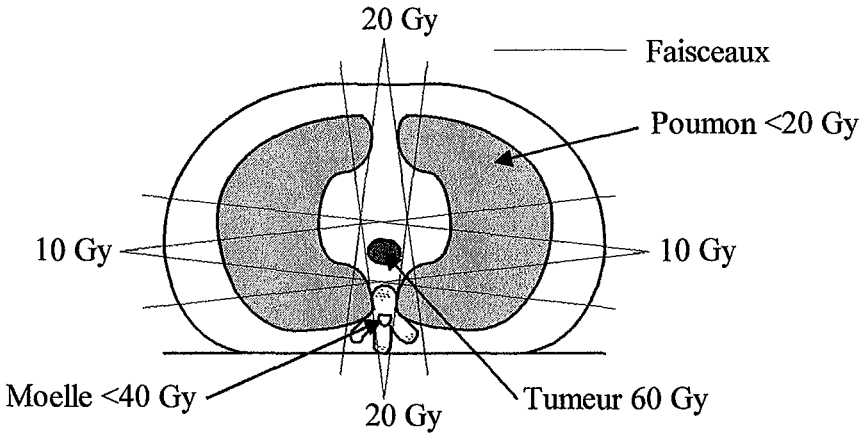
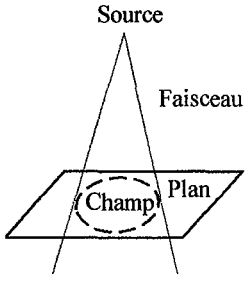


Figure I 5 : *Exemple de balistique d'un cancer de l'œsophage.*

I.3.1.2 Simulation ou centrage

Les faisceaux d'irradiation déterminés par le médecin à partir de la connaissance a priori de la balistique sont simulés dans les mêmes conditions que lors d'un traitement, à la différence que les énergies des rayonnements correspondent à celles utilisées en radiodiagnostic. Elles sont faibles, de l'ordre de la centaine de kV afin d'obtenir des films de simulation[1] de qualité, représentant un champ d'irradiation[2]. Les doses sont de l'ordre de quelques dixièmes de mGy.

La simulation fournit des données de référence indispensables au contrôle et à la réalisation du traitement. C'est une étape de repérage.



[1] Film de simulation : film radiologique obtenu lors de la simulation du traitement.
[2] Champ d'irradiation : intersection du faisceau d'irradiation et d'un plan perpendiculaire à l'axe du faisceau.

I.3.1.2.1 Système de simulation

Le système de simulation se compose du statif, d'un système d'imagerie et de la source de rayons X de diagnostic (Figure I 6). Le statif supporte le bras pouvant effectuer une rotation de 360° autour d'un axe horizontal. L'intersection entre tous les axes de rotation des faisceaux définit l'isocentre. La position du bras détermine l'angle d'incidence du faisceau. Le statif est comparable en géométrie à celui d'un appareil de traitement. Le système d'imagerie, constitué d'un ensemble film et écran renforçateur, permet l'obtention des radiographies de simulation. Un intensificateur d'image ou un détecteur pour tomographie peuvent également être utilisés. Enfin, un collimateur permet de délimiter les faisceaux.

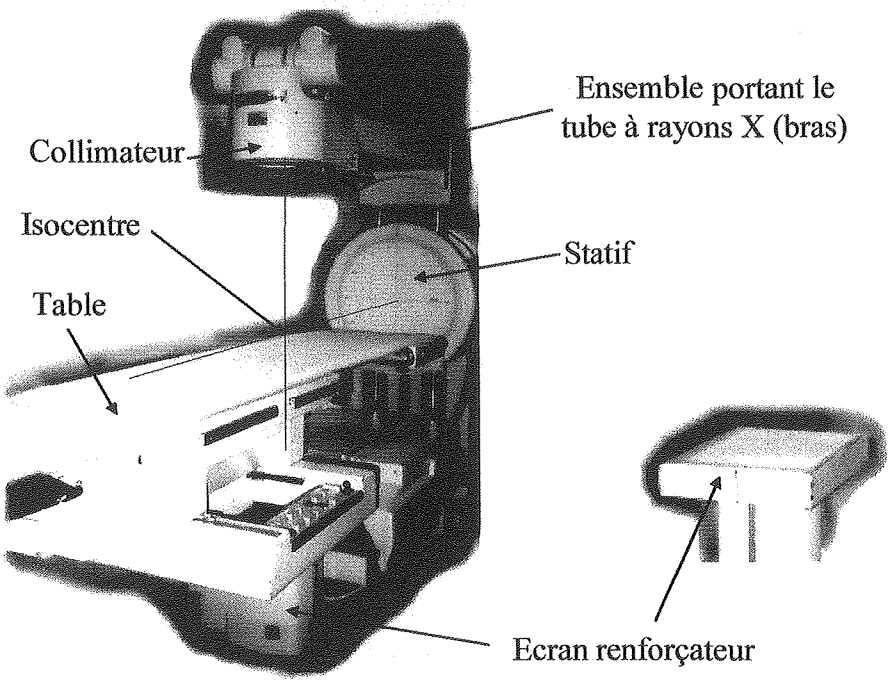


Figure I 6 : *Système de simulation – simulateur.*

I.3.1.2.2 Positionnement du patient

L'alignement du patient est réalisé à l'aide d'un système de trois draps lasers fixes (Figure I 7), par l'intermédiaire des traces qu'ils dessinent sur la peau. Ce système permet entre autres de visualiser les points d'entrée des faisceaux quand ceux-ci sont perpendiculaires ou parallèles à la table. Le point de rencontre des lasers est l'isocentre et doit se confondre avec le centre de la tumeur.

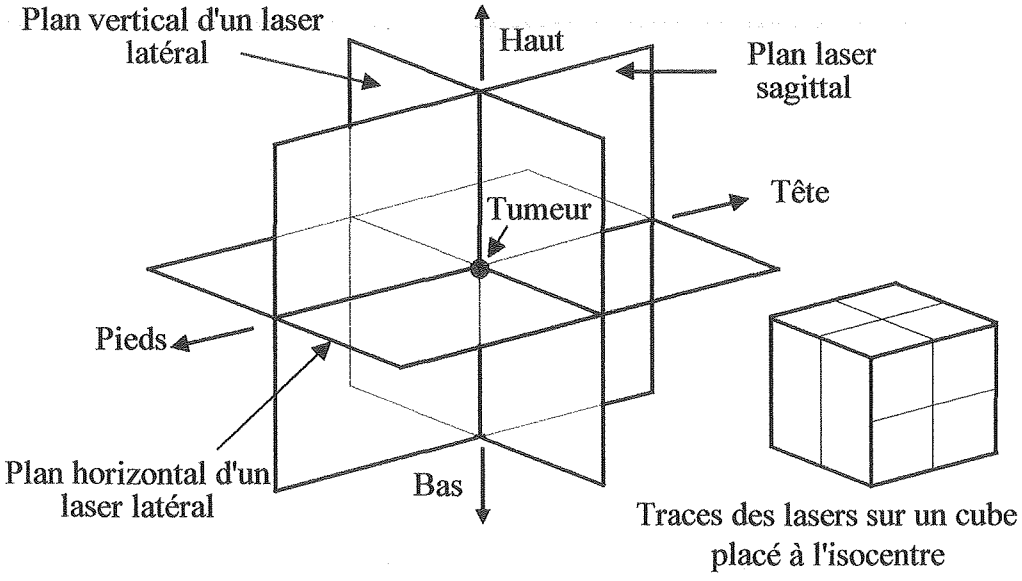


Figure I 7 : *Système de faisceaux lasers.*

Le placement initial du patient se fait selon plusieurs critères :

- l'emplacement de la tumeur, qui est estimé à l'aide de repères anatomiques,
- la reproductibilité de la position,
- et le confort de la position, pour éviter des mouvements de fatigue qui seraient préjudiciables lors de l'irradiation.

I.3.1.2.3 Moyens de contention et systèmes adaptés

Les moyens de contention et les systèmes adaptés (plans inclinés, cales...) sont utilisés pour maintenir et assurer la reproductibilité des positions et aussi limiter les mouvements (Figure I 8).

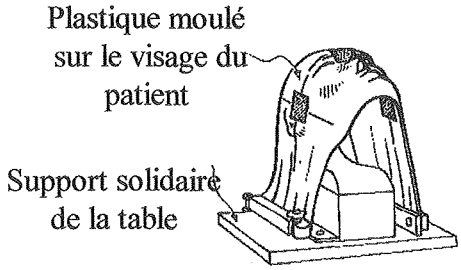


Figure I 8 : ***Exemple de contention pour un traitement ORL. [116]***

I.3.1.2.4 Simulation

La simulation des faisceaux d'irradiation (Figure I 9) fournit des images de référence de la disposition des structures anatomiques par rapport aux bords des champs. Les limites des champs sont matérialisées grâce à des barres situées dans le collimateur. Elles sont visibles sur l'image radiographique. La zone tumorale doit être contenue dans les rectangles délimitant les différents champs. Quand la position est jugée correcte, le médecin détermine les zones à protéger sur chaque radiographie.

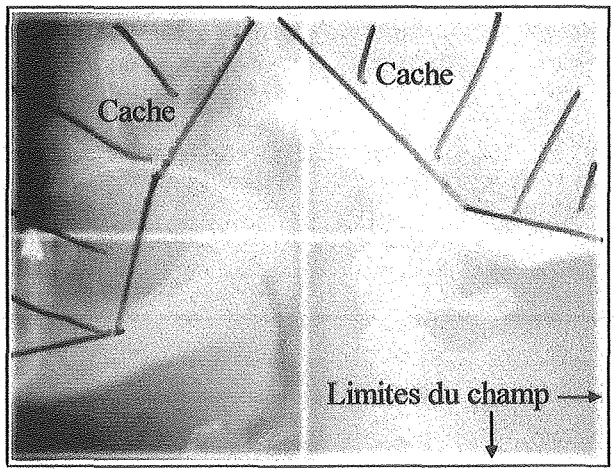


Figure I 9 : ***Image de simulation.***

I.3.1.2.5 Paramètres et repères

Tous les paramètres et les repères initialisés pendant la simulation vont être nécessaires pour effectuer la dosimétrie et une irradiation efficace. Ces données indispensables sont :

- la position du patient, s'il est sur le dos, le ventre, le coté, etc.,
- les moyens de contention et les systèmes adaptés,
- le nombre de faisceaux et pour chacun d'eux les dimensions du champ suivant les axes x et y au niveau de l'isocentre, les rotations du bras et du collimateur,
- la position des caches dans les différents champs,
- la distance du patient à la source, c'est-à-dire la distance source peau DSP,

- les radiographies des champs simulés,
- les repères dessinés sur la peau (ou sur le moyen de contention) de la trace des lasers et des bords des champs d'irradiation.

I.3.1.3 Etude dosimétrique

La dosimétrie est l'étape finale de la préparation du traitement. Elle consiste à calculer la répartition des doses dans toutes les zones irradiées après avoir déterminé le volume cible.

I.3.1.3.1 Détermination du volume à irradier

Le volume cible visible (GTV) et les organes à risque sont définis à partir des coupes d'un scanner. Le médecin estime le volume cible anatomoclinique (CTV). Puis, les incertitudes liées aux mouvements des organes (ITV) et du patient sont prises en compte dans une marge de sécurité pour obtenir le volume cible prévisionnel[1] (PTV). Le volume irradié (TV) est déterminé par l'étude dosimétrique (Figure I 10). Des marges doivent également être définies autour des organes à risque du fait de leurs mouvements.

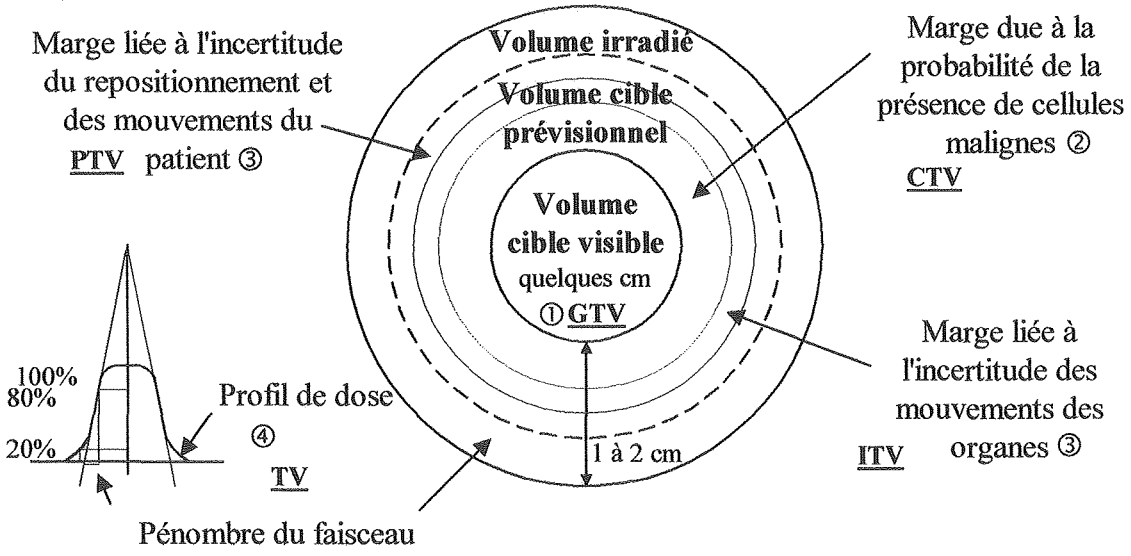


Figure I 10 : ***Volume cible ① → volume à irradier ②+③ → volume irradié ④.***

I.3.1.3.2 Calcul de la répartition des doses

La dose reçue par les différents éléments de volume constituant le patient est calculée pour ne pas dépasser les doses critiques au niveau des organes, des os et des tissus sains qui risqueraient d'être détruits ou endommagés. Il faut aussi optimiser la dose apportée par les différents faisceaux et calculer les temps d'irradiation. Celui-ci est, par faisceau, de l'ordre de 1 à 2 minutes pour les télécobalts et d'environ 30 secondes pour les accélérateurs.

Les courbes isodose (Figure I 11) et les histogrammes dose/volume permettent la vérification, en simulation, de la conformité des doses reçues par la tumeur et les tissus normaux, aux doses prescrites. Les histogrammes dose/volume indiquent le pourcentage de volume ayant reçu une dose donnée.

Les informations nécessaires aux calculs de dosimétrie sont :

- la position des structures anatomiques du patient et du volume cible l'un par rapport à l'autre,
- la position et la forme des faisceaux,

[1]Volume cible prévisionnel : volume que l'on souhaite irradier.

- la position du patient par rapport à la machine de traitement (voir Figure I 12). En effet, la dose reçue varie selon la profondeur de pénétration (voir Graphe I 2).

La dose diminue de façon progressive en fonction de l'épaisseur traversée selon une loi semi-exponentielle. La décroissance de la dose est d'autant plus lente que l'énergie des photons du faisceau est élevée.

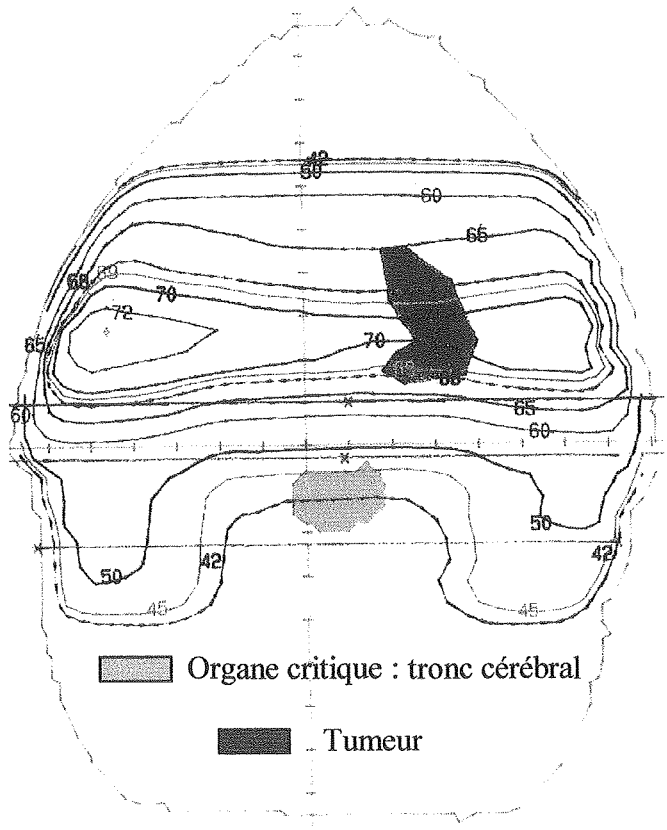
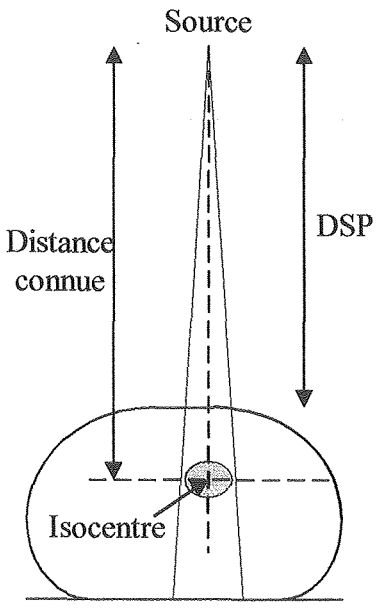
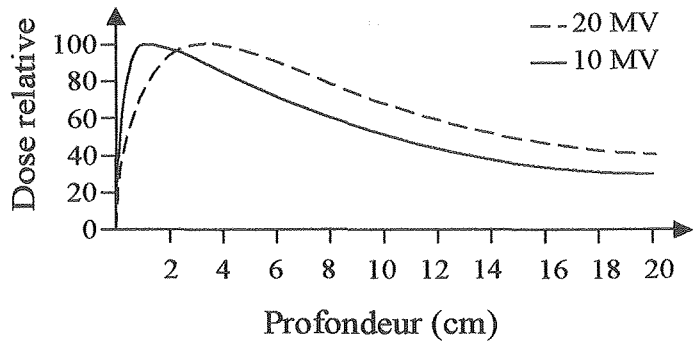


Figure I 11 : ***Courbes isodose pour un exemple de traitement ORL.***



Profondeur = distance connue - DSP

Figure I 12 : ***Profondeur et DSP.***



Graphe I 2 : ***Courbe simplifiée profondeur/dose selon l'énergie apportée.***

I.3.2 La radiothérapie conformationnelle

En radiothérapie conformationnelle, les étapes traditionnelles sont quelque peu bouleversées. Elles sont exécutées comme le montre la Figure I 13.

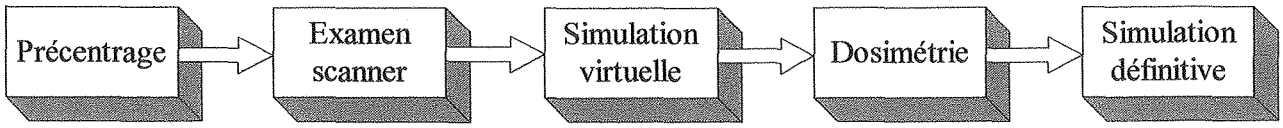


Figure I 13 : ***Etapes de la radiothérapie conformationnelle.***

Un système de contention personnalisé est fabriqué pendant le précentrage. Le radiothérapeute dessine ensuite le CTV ainsi que les organes à risque sur les coupes scanner. La forme du champ et la rotation du bras pour les différents faisceaux sont définis par la simulation virtuelle. Le calcul de la répartition des doses (Figure I 14) met bien en évidence la conformation du volume irradié à la tumeur.

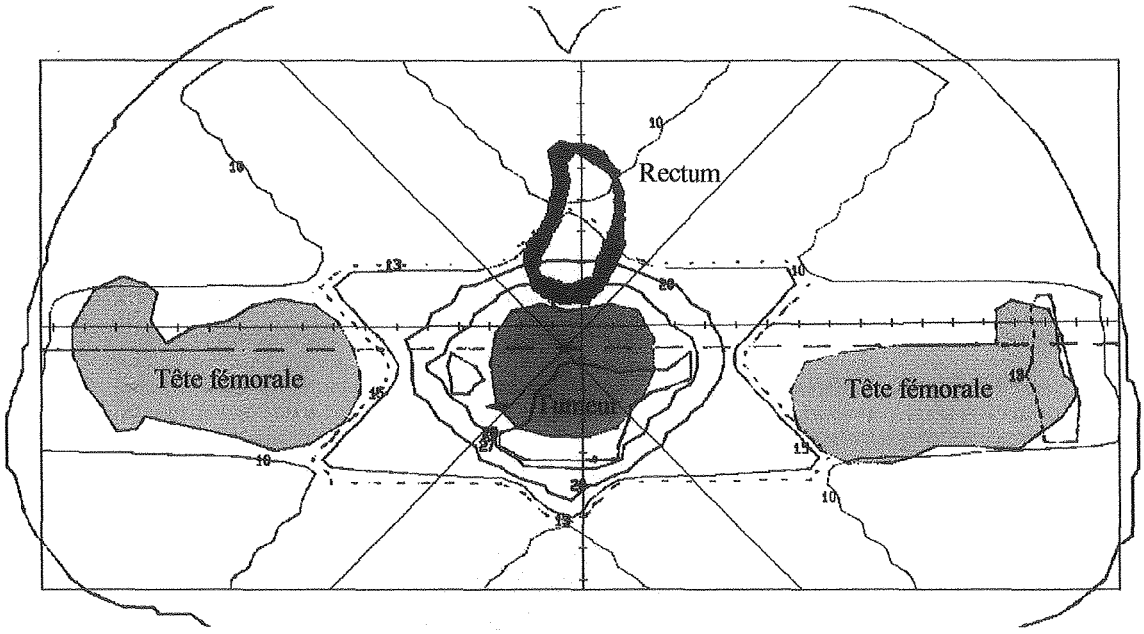


Figure I 14 : ***Courbes isodose pour un traitement conformationnel de la prostate.***

Enfin, la mise en place des faisceaux est réalisée lors de la simulation définitive (Figure I 15). Avec l'évolution des techniques, les films de simulation pourront être remplacés par des images reconstruites à partir des images scanner (DRR : Digitally Reconstructed Radiograph) au cours de la simulation virtuelle (Figure I 16). Celles-ci ont l'avantage d'être disponibles directement sur ordinateur et devraient éviter une simulation au simulateur si elle n'est pas indispensable pour estimer les mouvements par exemple.

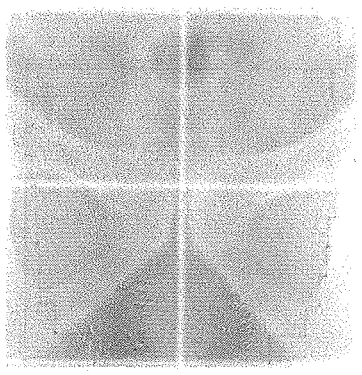


Figure I 15 : ***Film de simulation obtenue au simulateur.***



Figure I 16 : ***Exemple de DRR.***

Une récente évolution de la radiothérapie conformationnelle permet désormais la modulation d'intensité. C'est dans le contexte de l'augmentation de la dose au volume cible, sans élévation de la dose aux organes à risque et aux tissus sains, que cette amélioration a été introduite. Elle consiste à moduler l'intensité du faisceau par l'intermédiaire d'une planification ou dosimétrie inverse, pour obtenir la distribution souhaitée. La Figure I 17 schématise le processus. La modulation du faisceau peut être réalisée par des atténuateurs interposés entre les faisceaux et le patient, un collimateur multilame[1] ou un balayage.

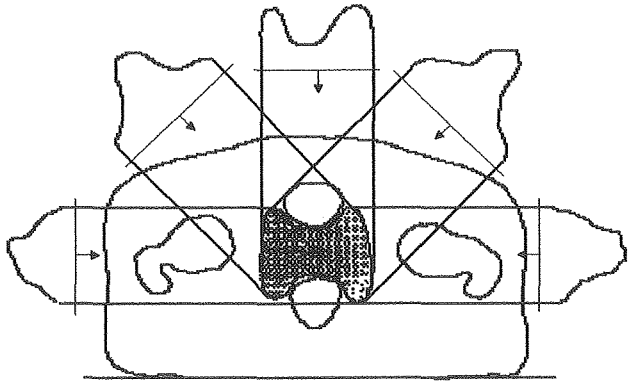


Figure I 17 : *Modulation d'intensité.*

I.4 Traitement

C'est durant le traitement que la tumeur va être irradiée. Le positionnement correct du patient et les divers contrôles effectués pendant ou après l'irradiation sont les garants de la qualité du traitement.

I.4.1 Système de traitement

L'appareil de traitement (Figure I 18) permet de produire des rayonnements d'énergies élevées nécessaires aux traitements de radiothérapie. Des images peuvent être acquises durant le traitement grâce à un système d'imagerie portale.

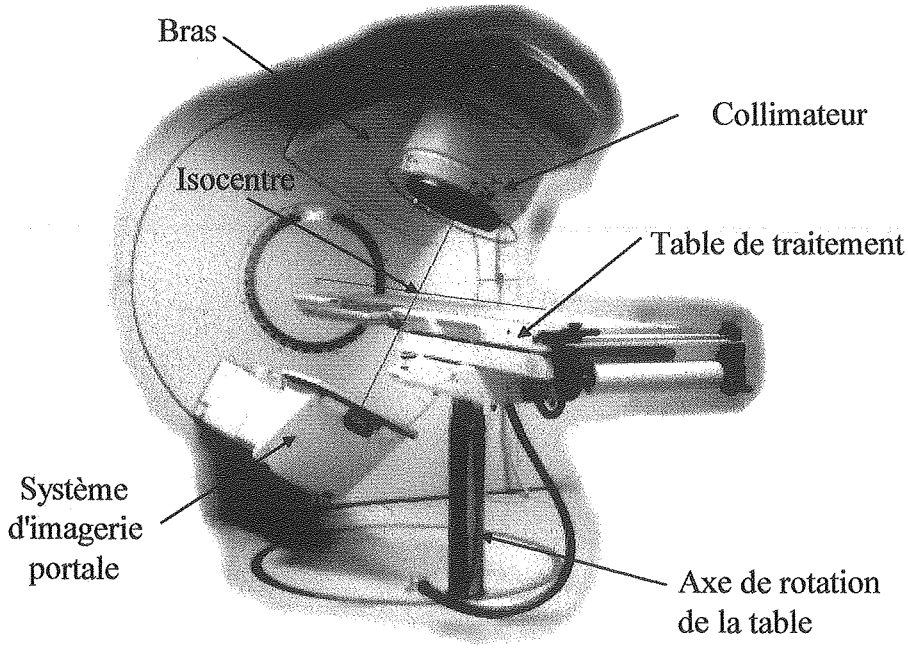


Figure I 18 : *Système de traitement (accélérateur Elekta).*

[1] Collimateur multilame : ensemble de lames pouvant être déplacées indépendamment pour modifier la forme d'un faisceau.

La forme du champ d'irradiation prescrite ou simulée est obtenue

- Soit par des caches qui vont protéger les organes sensibles en radiothérapie standard. Seules la longueur et la largeur du champ sont programmées (Figure I 19).

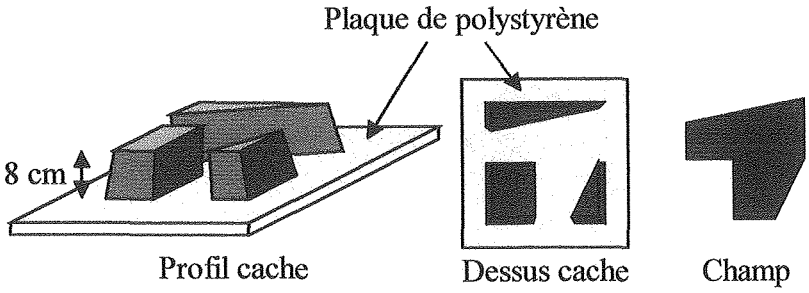


Figure I 19 : *Cache et champ obtenu.*

- Soit par l'utilisation d'un collimateur multilame (MLC : multileaf collimator) en radiothérapie conformationnelle pour lequel la position des lames est calculée pour n'irradier que le volume cible. La forme du champ déterminée par le système de calcul de dose est réalisée par le MLC (Figure I 20). Le MLC est un dispositif très intéressant pour la modulation d'intensité car utilisé en mode dynamique ou en mode statique, il permet la modification de la forme du champ au cours de l'irradiation et ainsi l'exécution des nouveaux types de traitement par modulation d'intensité.

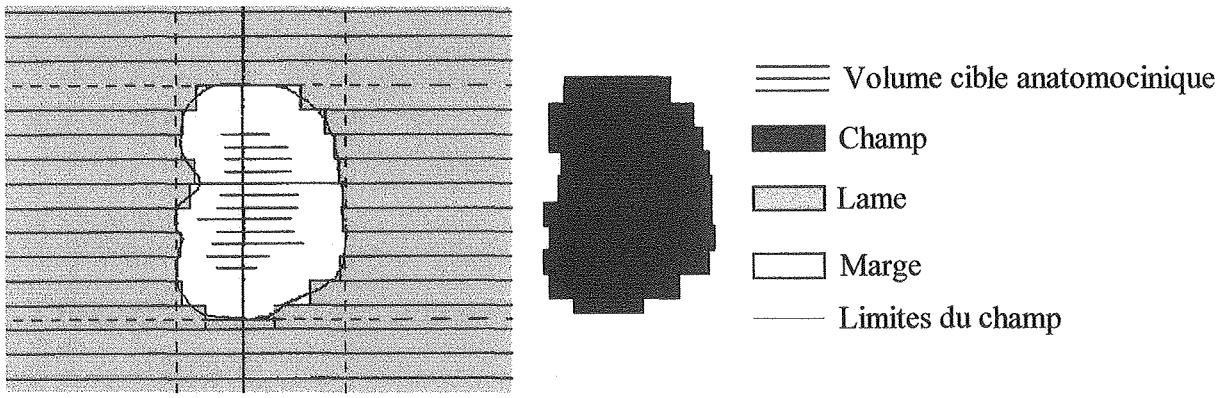


Figure I 20 : *Collimateur multilame et champ obtenu.*

I.4.2 Placement du patient

Le patient est placé grâce aux repères définis en simulation :

- repères sur la table de traitement et lasers pour aligner le patient,
- systèmes de contention et marques sur le corps.

I.4.3 Contrôles

Le contrôle de la dose administrée au patient est réalisé par la mesure des doses à l'entrée et à la sortie au niveau de l'axe du faisceau, à l'aide de détecteurs à semi-conducteurs (Figure I 21). Ce contrôle permet la détection d'une erreur sur la dose intervenue lors de la préparation du traitement mais aussi d'évaluer les incertitudes d'administration de la dose. C'est la dosimétrie in-vivo.

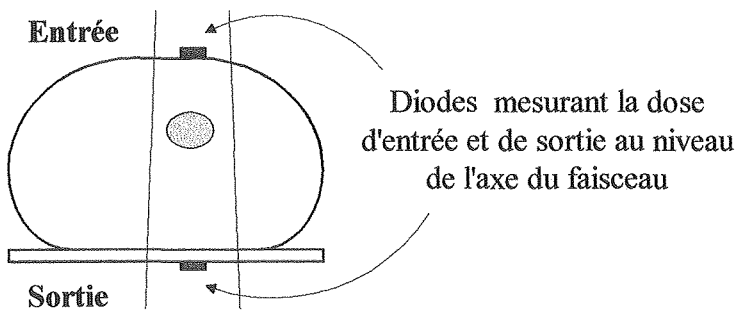


Figure I 21 : *Dosimétrie in-vivo.*

Les images de simulation et de traitement sont comparées visuellement pour s'assurer de la conformité du volume irradié au volume prévisionnel. L'emplacement des champs et des caches est vérifié par rapport aux structures anatomiques visibles à l'intérieur du champ. Parfois la radiographie de simulation est remplacée par une image de traitement pour laquelle la position du patient a été jugée correcte au préalable ou une DRR.

Deux types d'images sont obtenus pendant le traitement :

- Une **image de contrôle** (Figure I 22) double exposition ou simple exposition permet le bon positionnement du patient au début des irradiations. Nous pouvons d'ores et déjà noter la très mauvaise qualité des images.
  - ✧ Les images avec une **double exposition** sont utilisées pendant les premières séances pour placer les patients de la façon la plus précise possible, surtout pour des petits champs et au niveau du pelvis [40]. Une première image est acquise avec un champ large et une deuxième avec la forme du champ prescrite.
  - ✧ Les images avec une **exposition simple** sont utilisées de manière générale pour la comparaison d'image.
- Une **image de vérification**, à valeur médico-légale, est acquise pendant toute la durée de la séance à la suite de l'image de contrôle.

Champ antéro-postérieur du pelvis

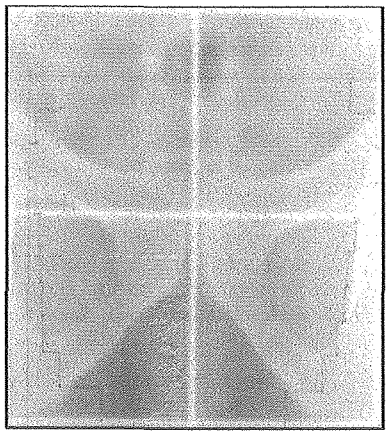


Figure I 22 : ***Image de simulation.***

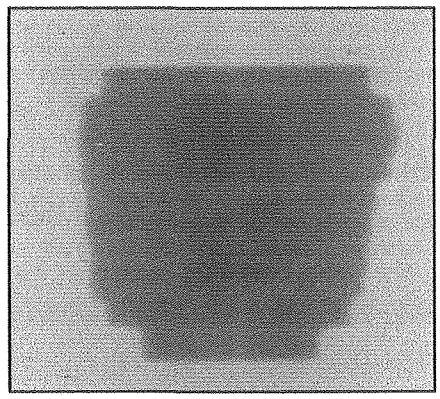


Image double exposition

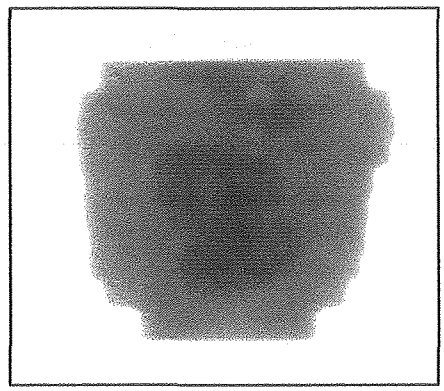


Image simple exposition

Figure I 23 : ***Images de traitement.***

D'autres dispositifs de vérification de la position du patient ont été testés pour éviter l'emploi des images de traitement, comme une source de rayon X d'énergie radiodiagnostic, ou les échographies ou encore des systèmes à caméra. Cependant, ces solutions posent d'autres problèmes et n'ont pas connu d'essor jusqu'à maintenant. Pour une localisation comme le pelvis et un patient gros, il est impossible d'assurer sa position que par les repères externes avec une caméra, par exemple. Il faut tenir compte des décalages internes des structures pouvant exister même si un système de contention personnalisé est utilisé.

I.5 Problématique

Il est nécessaire dans un premier temps, de bien comprendre les besoins cliniques par une définition de la problématique du point de vue médical, afin de pouvoir exprimer ensuite cette problématique du point de vue scientifique.

I.5.1 Point de vue médical

Le succès d'un traitement par radiothérapie dépend du contrôle de la qualité de chaque maillon constituant la chaîne de radiothérapie, de l'exécution du traitement et en particulier du positionnement des champs par rapport au volume cible. Nous recenserons les erreurs et les corrections possibles et en déduirons les besoins visant à une amélioration de la qualité de ce contrôle du positionnement.

I.5.1.1 Succès de la thérapie

En radiothérapie externe, les chances de guérison dépendent directement de la dose totale d'irradiation apportée à la tumeur. Une imprécision dans la balistique des faisceaux d'irradiation peut entraîner un sous-dosage de la tumeur, avec pour conséquence un risque de récidive. Elle peut aussi entraîner un surdosage dans les tissus sains avoisinant la lésion qui se traduit par une détérioration de ces tissus et des séquelles secondaires. Dans le cadre de la radiothérapie conformationnelle, les erreurs deviennent encore plus significatives car la distribution de la dose est conforme au volume cible pour épargner des organes à risque très sensibles.

La position du champ d'irradiation est considérée comme acceptable selon la marge définie pendant la préparation du plan de traitement. Toute erreur dans le positionnement du champ dépassant la marge de mouvement peut entraîner les conséquences citées précédemment sur l'évolution de la maladie. Une déviation du champ de 5 mm au-delà de la marge entraîne une diminution de 10 à 20% de la probabilité de réussite [117]. L'incertitude sur la dose apportée ne doit pas dépasser 5% [50].

Le "déplacement" d'un champ ou "l'erreur de positionnement" d'un champ se produit pendant un traitement quand le faisceau n'englobe pas le volume cible comme prévu. Les causes d'erreurs de positionnement d'un champ sont multiples. Le placement du champ lui-même est responsable de la majeure partie des erreurs : positionnement du bras, mauvaise rotation du collimateur. La position du malade et des caches de protection jouent aussi un rôle [27][48][68].

Pour une meilleure efficacité d'un traitement, la solution serait d'augmenter la dose au niveau de la tumeur, c'est-à-dire faire une escalade des doses. Mais pour cela, il faudrait pouvoir diminuer le volume de tissus sains adjacents, et par conséquent prendre des marges de sécurité plus petites. Si l'alignement du champ peut être amélioré, il sera alors possible de réduire ces marges sans compromettre les chances de guérison.

I.5.1.2 Contrôle de la qualité du traitement

Un patient étant irradié de façon répétitive tout au long du traitement, des variations dans ses positions par rapport aux faisceaux vont inévitablement se produire. Le contrôle de la qualité du traitement, c'est-à-dire de l'emplacement du champ par rapport aux structures anatomiques, est réalisé visuellement à l'aide des images de contrôle. Conventionnellement, la vérification du placement est faite par la comparaison d'un film portal[1] et d'un film de simulation ce qui présente les inconvénients d'un coût élevé, d'une mauvaise qualité d'image et d'un long délai d'obtention [186].

Actuellement, le film portal tend à être remplacé par les images portales qui sont acquises en quelques secondes et directement sous forme numérique par des systèmes d'imagerie portale (Figure I 24).

[1] Film portal : film radiologique obtenu lors du traitement.

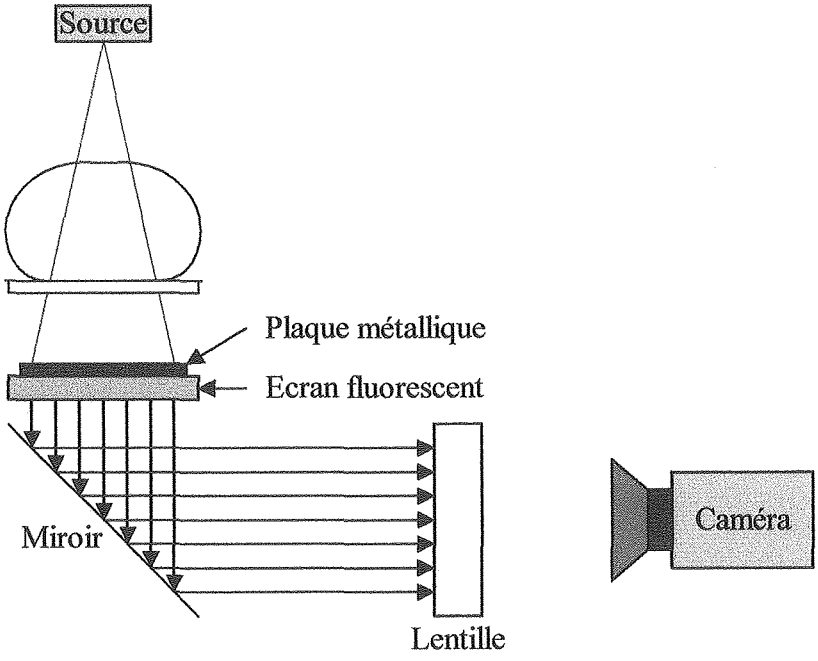


Figure I 24 : *Système d'imagerie portale de type[1] écran fluorescent + miroir + caméra.*

I.5.1.2.1 Les incertitudes de positionnement

Deux types d'incertitudes de positionnement du patient entrent en jeu lors d'un traitement : les incertitudes de type A (aléatoires) et les incertitudes de type B (systématiques) [50].

Les incertitudes de type A

Les incertitudes de type A (aléatoires) sont essentiellement dues aux mouvements du patient [48], aux ajustements répétés des paramètres du traitement [50] et à des problèmes techniques. L'incertitude de type A est la mesure de l'écart entre les points de référence des images de traitement et la position moyenne de ces points dans les images de traitement [156]. C'est la variation de traitement à traitement. Les incertitudes de type A *IA* [156] sont calculées à l'aide d'une répétition des mesures avec

$$(IA)_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n}\left(x_{jk} - \bar{x}_j\right)^2 + \sum_{k=1}^{n}\left(y_{jk} - \bar{y}_j\right)^2}{n}} \qquad \text{(I - 1)}$$

$$IA = \frac{\sum_{j=1}^{m}(IA)_j}{m} \qquad \text{(I - 2)}$$

Les incertitudes de type B

Les incertitudes de type B (systématiques) si elles ne sont pas détectées et corrigées pendant les premières séances apparaissent tout au long des séances [2]. Elles sont introduites par un manque de précision des mesures effectuées pour la mise en place du traitement et/ou une erreur lors du repérage en simulation [50]. Par exemple, une forme incorrecte du champ entraîne une incertitude systématique. L'incertitude de type B est la différence entre la position d'un point dans l'image de référence et la position moyenne de ce point dans les images de traitement [156]. Une méthode manuelle de calcul des incertitudes de type B *IB* [156] est donnée par

[1]Il existe aussi des systèmes à matrice de chambre d'ionisation, à écran fluorescent + fibres optiques + caméra CCD, à état solide [1].

$$(IB)_j = \sqrt{(\bar{x}_j - x_{j0})^2 + (\bar{y}_j - y_{j0})^2} \quad \text{(I - 3)}$$

$$IB = \frac{\sum_{j=1}^{m} (IB)_j}{m} \quad \text{(I - 4)}$$

Avec :

$\bar{x}_j = \frac{\sum_{k=1}^{n} x_{jk}}{n}$ et $\bar{y}_j = \frac{\sum_{k=1}^{n} y_{jk}}{n}$.

(x_{jk}, y_{jk}) représente la position du point de repère j (j = 1,...,m) dans l'image n° k (k = 0,...,n; k = 0 correspond au film de simulation).

L'incertitude totale est la différence globale entre les mesures des images portales et des images de référence [156].

$$(IT)_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n} (x_{jk} - x_{j0})^2 + \sum_{k=1}^{n} (y_{jk} - y_{j0})^2}{n}} \quad \text{(I - 5)}$$

$$IT = \frac{\sum_{j=1}^{m} (IT)_j}{m} \quad \text{(I - 6)}$$

$$(IT)^2 = (IA)^2 + (IB)^2 \quad \text{(I - 7)}$$

De nombreuses études ont été menées pour la détermination des écarts de positionnement du patient, par rapport à la référence. De manière générale, le taux global des écarts supérieur à 5 mm pour toutes les régions anatomiques confondues est de 15% [27][182]. Mais les incertitudes de placement dépendent surtout de la localisation anatomique des lésions, le taux d'écarts détectés est de 20 à 40% pour le pelvis et l'abdomen, 15 à 30% pour la poitrine, 10 à 15% pour le cou et la nuque, 5 à 10% pour la tête [68].

La précision du traitement pour les différentes localisations est de l'ordre de :

- **Tête, cou** :
  - ✧ La moyenne des erreurs de placement varie entre 2.5 mm et 5.5 mm, notamment selon l'immobilisation. L'écart type varie entre 4.1 mm et 5 mm [74][84][124][144].
  - ✧ Les incertitudes de type B (systématiques) doivent être corrigées avec le plus de rigueur possible, car quelles que soient les incertitudes de type A (aléatoires), elles entraînent un écart entre la dose souhaitée et la dose reçue [127][156]. Les incertitudes de type A peuvent éventuellement se compenser, elles ont donc moins d'influence sur la dose. La répartition entre les incertitudes de type A et B dépend de la technique de traitement.
- **Thorax** :
  - ✧ La respiration entraîne des déplacements de 2 à 3 mm des repères [177] et des variations de 1.5 à 4.19 cm² de l'aire des poumons [53].
  - ✧ La moyenne des déplacements varie entre 5 et 8 mm [34][169] et les écarts type entre 1 et 2.5 mm.
  - ✧ Dans 88% des cas l'erreur de placement est inférieure à 5mm [181].
  - ✧ Entre 10% et 46% des déplacements sont supérieurs à 1 cm [98].

- **Abdomen** :
  - ✧ La moyenne des déplacements varie entre 3.9 mm et 4.7 mm [96][144], et les écarts type entre 2.3 et 4.2 mm.
  - ✧ 10% à 46% des déplacements sont supérieurs à 1 cm [98].
- **Pelvis** :
  - ✧ La moyenne des ajustements varie entre 2 mm et 6.8 mm selon les personnes, les directions et la taille des champs [41][124] et les écarts type entre 1 mm et 6.6 mm [35][75][124][144][152]. Des déplacements allant jusqu'à 40 mm ont été détectés.
  - ✧ Dans la plupart des cas, les incertitudes de type A (aléatoires) sont les plus importantes [49].
  - ✧ On peut aussi noter que les mouvements de la prostate sont dus au remplissage de la vessie et du rectum [36]. Dans 70% des cas des translations et/ou des rotations de la prostate ont été détectées. Les mouvements latéraux sont moins importants que les autres [7]. 30% des déplacements sont supérieurs à 1 cm dans la direction ventrodorsale et 11% dans la direction craniocaudale. Les déplacements ont une direction privilégiée [9].
  - ✧ 18% des images jugées correctes montrent un déplacement de plus de 5mm [79] 10 à 50% des écarts sont compris entre 5 et 10 mm, 10 à 20% des écarts sont supérieurs à 10 mm.

I.5.1.2.2 Correction des écarts mesurés

Deux stratégies de correction des écarts, entre la référence et le traitement, sont utilisées selon les cancers : la vérification "inter-traitement" et la vérification "intra-traitement".

"inter-traitement"

Les vérifications "inter-traitement" (Figure I 25) visent essentiellement à éliminer les incertitudes de type B (systématiques) [13][20][53][101][175][183]. Si un écart a été détecté pendant la séance t, elle sera corrigée au début de la séance suivante t+1 par une modification de l'emplacement des marques, un déplacement de la table ou une resimulation du patient. Pour que cette approche soit efficace, il faut que les incertitudes de type B soient beaucoup plus importantes que les incertitudes de type A.

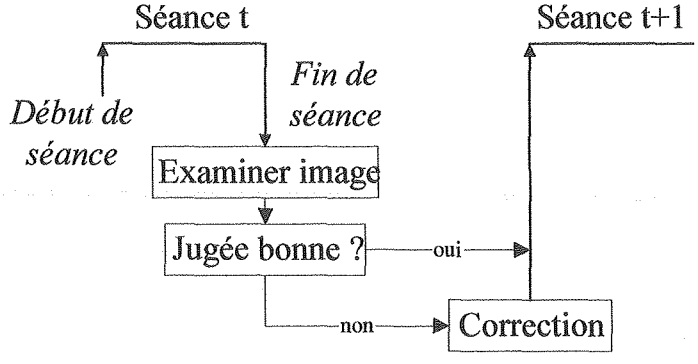


Figure I 25 : ***Organigramme du protocole de vérification "inter-traitement" [162].***

En général, une correction sera apportée après la première séance puis à chaque fois qu'un déplacement significatif aura été détecté. De nombreux algorithmes de décision ont été proposés pour déterminer le seuil des écarts significatifs et les séances à examiner. Voici un exemple d'algorithme [13] :

- Si la déviation détectée est supérieure à un seuil (5-6 mm) alors la correction est effectuée;
- Sinon, si lors de la séance suivante la moyenne du déplacement actuel et du précédent est supérieure à un autre seuil (4 mm) alors la correction est effectuée.
- Si aucune correction n'est faite pendant deux séances de suite, la vérification ne se fera plus qu'une fois par semaine.

"intra-traitement"

Les vérifications "intra-traitement" (Figure I 26) ont pour but de réduire tous les écarts. Les décalages sont corrigés pendant chaque séance.

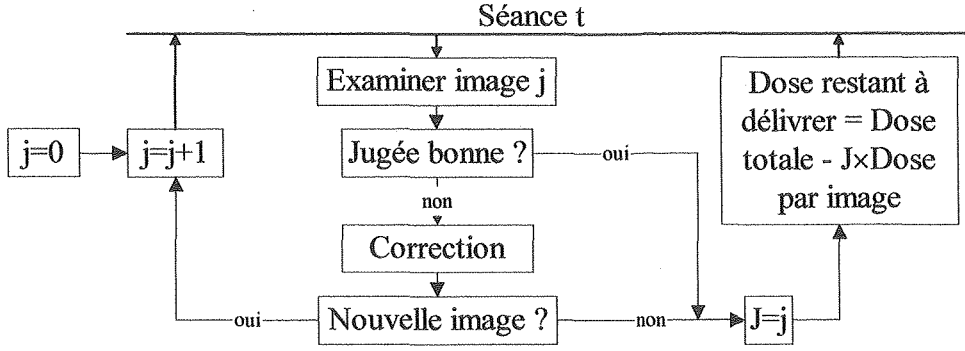


Figure I 26 : ***Organigramme du protocole de vérification "intra-traitement" [162].***

Cette méthode de vérification nécessite l'utilisation des systèmes d'imagerie portale. En effet, grâce à ces systèmes, le médecin peut obtenir une image avant que la dose prévue soit administrée et la comparer à l'image de simulation [126]. Cela permet une amélioration du contrôle local ainsi qu'une réduction des effets néfastes des radiations [69][126]. Par exemple, la précision moyenne du déplacement au niveau du pelvis est passée de 4.3 mm à 2 mm avec l'utilisation de l'imagerie portale [61]. Le taux d'erreur pour un déplacement supérieur à 5 mm quant à lui est passé de 69% à 7%. Il faut aussi noter que l'évaluation du traitement peut être facilitée par l'utilisation de méthodes d'analyse par ordinateur [14].

Le temps supplémentaire introduit par le système d'imagerie portale allonge le temps de traitement d'un facteur de 1.5 [40]. L'utilisation de ce système augmente le nombre d'étapes à réaliser pendant les séances de façon significative, elle nécessite : l'initialisation du système, l'acquisition d'une première image, la comparaison visuelle des images, la correction du positionnement et l'acquisition d'une nouvelle image. Ce temps supplémentaire reste cependant tout à fait acceptable. La correction immédiate des erreurs évite une répétition de l'étape de simulation des champs, comme par exemple au niveau du pelvis, où les erreurs de positionnement sont très importantes.

I.5.1.3 Définition du sujet

Les médecins souhaitent connaître précisément la marge de l'incertitude liée aux placements du patient, c'est-à-dire reconnaître les **écarts du champ** de traitement par rapport au champ simulé. L'incertitude pourra ensuite être réduite en corrigeant les décalages pendant le traitement pour déterminer des marges plus adéquates.

La **forme du champ** doit aussi être vérifiée pour effectuer une irradiation correcte. Les erreurs de forme sont dues à une erreur de positionnement du cache, une inversion des caches [108], une erreur de fabrication, ou à une erreur de génération de la position des lames dans le cas de l'utilisation du MLC. Notons, cependant que les erreurs de forme du champ sont rares si on utilise un MLC informatisé.

L'objectif à atteindre est l'identification des déplacements après une brève exposition et leur correction avant que la dose totale soit administrée, cela plusieurs fois par séance si nécessaire. L'automatisation du procédé permettrait une reproductibilité et une meilleure fiabilité des résultats, car il ne dépendrait plus de l'individu. Le temps de calcul doit être court pour conserver un temps total d'immobilisation du patient le plus court possible.

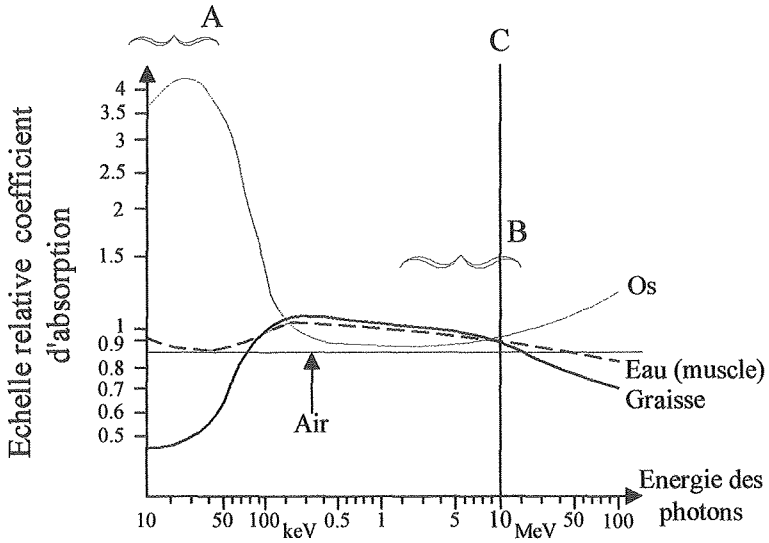
En d'autres termes, la vérification du champ de traitement et de la position du patient devrait être **automatique, juste, précise** et **rapide à tout moment** jugé nécessaire.

I.5.2 Point de vue traitement de l'image

Le problème majeur soulevé par le traitement des images portales est leur mauvaise qualité et la pénombre du faisceau. Ayant pris conscience de la difficulté de l'exploitation des images portales, nous définirons clairement les déplacements à détecter pour déterminer la position du patient.

I.5.2.1 Qualité de l'image

Le contraste de l'image de traitement est essentiellement dû à la différence d'absorption des photons par les tissus traversés. Cette absorption dépend du coefficient d'absorption de chaque type de tissu du corps humain qui varie en fonction de l'énergie des photons incidents et des numéros atomiques (Z) des milieux traversés (Graphe I 3) [68].



A : Domaine des images de radiodiagnostic
B : Domaine des images de radiothérapie
C : Energie moyenne d'un faisceau de 25 MV

Graphe I 3 : ***Comparaison de l'absorption des différents milieux en fonction de l'énergie.***

Comme le Graphe I 3 le montre, une image créée à partir d'un faisceau de grande énergie sera **peu contrastée** du fait de la faible différence d'absorption entre les différents constituants du corps humain. Par exemple, pour une différence d'épaisseur d'eau de 1 cm, le contraste de l'image obtenue avec une énergie de l'ordre du kV sera de 18% et de 2.5% avec une énergie de 6MV [182].

En outre, les structures anatomiques sont floues et les images contiennent un niveau élevé de bruit.

- Les **contours flous** correspondent à un lissage du signal, c'est-à-dire un filtrage passe bas. Ils sont fonction de l'énergie des rayonnements utilisés et sont dus [18][141] :
  - ✧ à la taille de la source (flou géométrique),
  - ✧ à la diffusion des photons dans le corps,
  - ✧ à l'interaction des électrons dans le détecteur,
  - ✧ aux mouvements du patient et des organes dans le faisceau (flou cinétique).
- Le **bruit** est une notion difficile à définir de manière précise. En général, il est considéré comme aléatoire et correspond à toute l'information non utile perturbant le signal. Le bruit aléatoire peut être lié [94][145] :
  - ✧ au bruit quantique,
  - ✧ au bruit électronique,
  - ✧ à la formation du signal dans la caméra.

Dans la littérature, nous avons rencontré le terme de "fixed-pattern noise", que nous traduisons par bruit systématique, caractérisant la non uniformité des images de champs irradiés sans corps diffusant [94][146], provenant des réponses non uniforme de l'écran fluorescent, de la chaîne optique et de la caméra. Bien qu'il ne s'agisse pas réellement de bruit, nous conservons la dénomination de bruit fixe et nous admettons que les bruits aléatoire et systématique sont les composants du bruit global. Par ailleurs, dans les images portales, le niveau de bruit varie selon l'énergie des rayons X, la rotation du bras et le temps d'acquisition [1]. La dégradation de la caméra par les radiations et un changement de la propriété des surfaces, comme l'accumulation de poussière sur une surface, modifient le bruit.

Le faible contraste, le niveau de bruit élevé et les bords flous sont donc dus aux limitations physiques imposées par les énergies élevées, à la taille de la source [18], aux diverses interactions de la source jusqu'à l'obtention de l'image et au phénomène de **pénombre** [107]. Des phénomènes de **sur-exposition** et **sous-exposition** dus au nombre de photons atteignant la plaque photosensible, peuvent également apparaître.

I.5.2.2 Caractéristiques des bords du champ - pénombre

Le champ physique est déterminé à 50% de la dose dans la pénombre [18][34] (Figure I 27). Les contours les plus marqués sont ceux du contour du champ d'irradiation, leur réponse à une détection de contour est maximum [107].

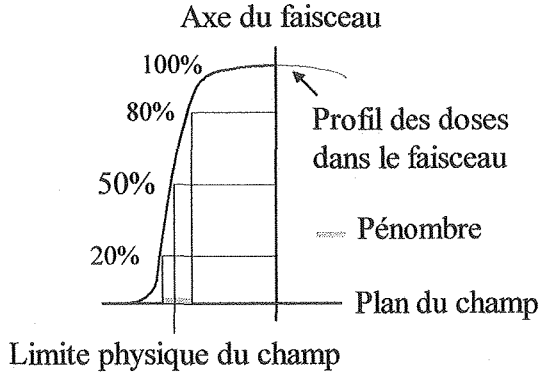
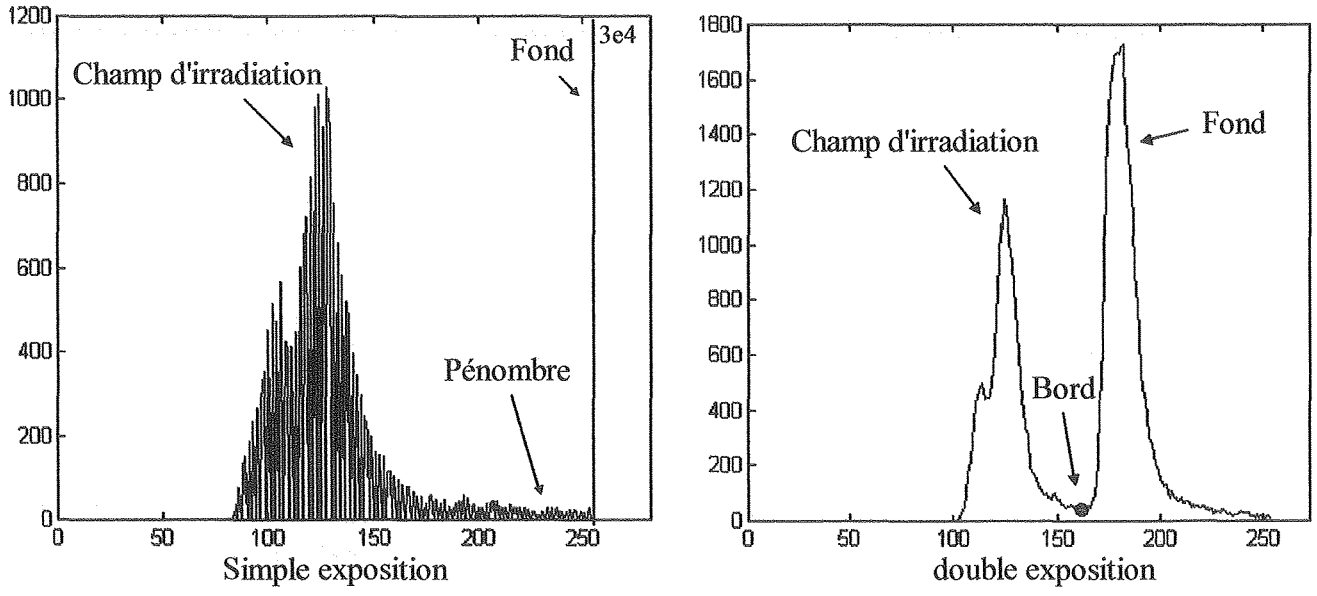


Figure I 27 : *Limite physique du champ.*

La limite du champ d'irradiation est visible sur les histogrammes. Les images dont les histogrammes sont présentés sur le Graphe I 4 sont sur fond "blanc" correspondant aux zones non irradiées.



Graphe I 4 : ***Histogramme d'une image portale (10 MV).***

Une forte atténuation du faisceau par les tissus traversés génère parfois un problème de dispersion du champ (Figure I 28) dans le fond, le fond étant la partie non irradiée de l'image [179]. Ce problème est souvent rencontré au niveau de la tête et du cou.

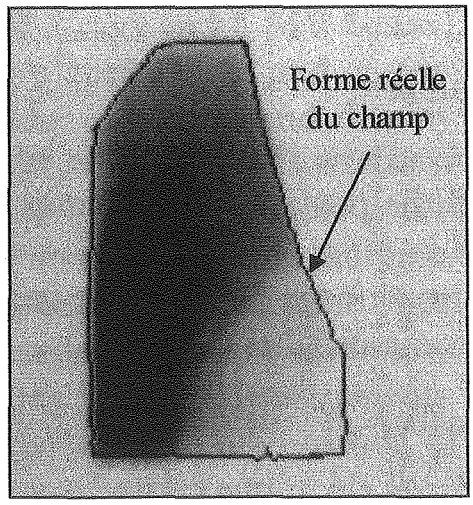


Figure I 28 : *Dispersion du champ.*

I.5.2.3 Mouvements à détecter

La position et l'orientation des systèmes d'imagerie en simulation et en traitement ne sont pas les mêmes. Il est donc nécessaire de placer les champs correspondants dans un même repère (Figure I 29). Le calcul des translations t_x et t_y, de l'orientation θ, et de l'échelle λ du champ de traitement par rapport au champ de référence va permettre de recaler les deux champs l'un sur l'autre. Soient (X,Y) les coordonnées des points du champ à recaler et (X',Y') les coordonnées de ces points après transformation, leur relation est donnée par la formule suivante

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} = \lambda \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}}_{R(\theta)} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}}_{t(x,y)} \qquad \text{(I - 8)}$$

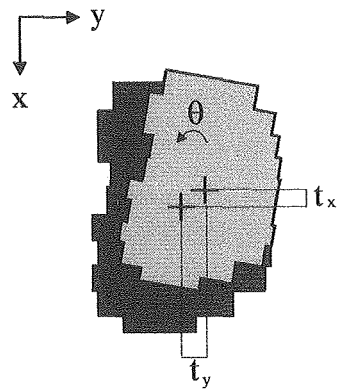


Figure I 29 : *Positionnement du champ.*

Les erreurs de positionnement du patient doivent être déterminées en 3D, c'est-à-dire 3 rotations et 3 translations (Figure I 30). Le centre des rotations est l'isocentre défini par sa projection sur les champs. γ, T_x et T_y sont des transformations dans le plan du champ. α, β et T_z sont des transformations hors-plan. Soient (X,Y,Z) les coordonnées des points appartenant aux structures anatomiques à recaler et (X',Y',Z') les coordonnées de ces points après transformation, la relation qui les lie est la suivante

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{bmatrix} = R(\alpha'', \beta', \gamma) \left(\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + T(x,y,z) \right) \qquad \text{(I - 9)}$$

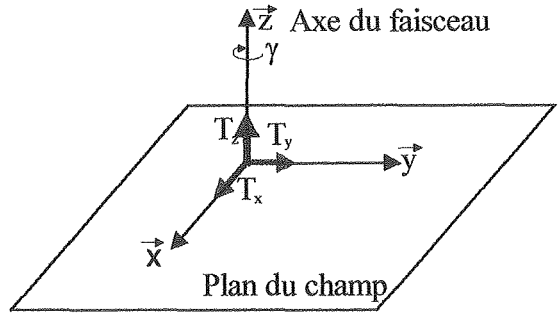


Figure I 30 : *Positionnement des structures anatomiques.*

Avec :

$$R(\alpha'',\beta',\gamma)=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \cos\alpha'' & \sin\alpha''\\ 0 & -\sin\alpha'' & \cos\alpha''\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\beta' & 0 & -\sin\beta'\\ 0 & 1 & 0\\ \sin\beta' & 0 & \cos\beta'\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\gamma & \sin\gamma & 0\\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

Il faudrait pouvoir détecter des déviations inférieures à 2 mm [117] pour limiter des variations trop importantes du volume à irradier. La précision de détection des rotations hors-plan doit être de 1° pour éviter toute incidence sur la dosimétrie [78].

Les rotations hors-plan entraînent des distorsions des formes dans les images ce qui peut rendre la comparaison d'image délicate et réduire la précision des techniques de traitement d'image [78].

Il est nécessaire de porter une attention particulière au fait que la correction de la position des patients peut introduire des erreurs secondaires [78]. Les rotations, en particulier, apparaissent comme des translations supplémentaires si le centre de rotation du patient n'est pas parfaitement aligné avec le centre de la rotation désirée [45]. Les faibles rotations devraient pouvoir être ignorées pour cette raison et aussi parce que seuls les points éloignés du centre auront un déplacement significatif.

I.6 Conclusion

La vérification automatique de la position d'un patient nécessite la mise en œuvre de trois procédures de traitement des images.

La première étape consiste à obtenir les données de référence et s'inclut dans la phase de préparation du traitement. L'**image de référence** peut être un film de simulation, une DRR ou une image portale jugée correcte. L'utilisation d'une image portale comme référence évite le problème de la différence de contraste et de luminosité entre l'image de simulation et l'image portale. En contre partie, elle introduit une erreur systématique liée au jugement plus ou moins subjectif de l'image portale de référence. C'est pour cette raison que nous avons choisi de travailler exclusivement avec les films de simulation et les DRRs. En complément de l'image de référence, les fichiers de prescription du collimateur multilame peuvent apporter quelques informations très utiles.

La deuxième étape est le **recalage des bords** des champs de traitement et de référence et la vérification de la **forme du champ** de traitement. Les champs sont positionnés dans un même repère et leurs dissemblances sont détectées.

La troisième étape est la vérification de l'emplacement des structures anatomiques dans les champs irradiés. Pour cela, il faut définir les éléments de référence à tester, puis, **recaler** les **structures** de l'image de traitement et de l'image de référence en **3D**. Cette étape est l'obstacle principal à l'automatisation de la vérification de la position des patients. La très mauvaise qualité des images portales caractérisée par leur très faible contraste, le niveau élevé de bruit et le flou des structures anatomiques rend ces images peu exploitables. Le peu d'informations disponibles est mêlé au bruit et dégradée par le flou. L'amélioration de la qualité des images portales doit être étudiée avec attention pour permettre l'extraction de l'information utile du bruit et des artefacts. Par ailleurs, les techniques de segmentation et de recalages mise en œuvre devrons tenir compte du peu d'informations contenues dans les images portales.

Le Chapitre II dresse l'état de l'art des travaux réalisés sur le thème de l'analyse des images portales. Nous avons également étudié les méthodes susceptibles d'améliorer la qualité des images et de la segmentation. Enfin, nous avons réalisé un état de l'art dans le domaine du recalage d'images et des techniques d'optimisation qui en découlent.

Chapitre II

Etat de l'art

II.1 Introduction

Les techniques utilisées pour le traitement des images de radiothérapie ont beaucoup évolué depuis ces dix dernières années. Une évolution majeure est survenue lors de l'apparition des systèmes d'imagerie portale qui permettent une exploitation directe des images pendant les séances d'irradiation. Les objectifs du traitement d'image sont alors passés d'une simple aide visuelle et manuelle à un outil de contrôle à part entière chargé de détecter les erreurs de placement durant les séances, de façon automatique, précise et rapide assurant ainsi la qualité de la thérapie. Le Tableau II 1 donne un aperçu des progrès réalisés depuis l'apparition des systèmes d'imagerie portale.

Années	Méthodes apparues dans les publications
Début des années 80	**Introduction des premiers systèmes d'imagerie portale**
1988-1989	Premiers traitements d'image effectués sur les images portales.
Début des années 90	**Essor des techniques de traitement et de comparaison automatique**
1992	Premiers essais d'extraction automatique des structures anatomiques.
1993	Utilisation des données d'un scanner.
1993	Utilisation des DRRs comme image de référence.
1994	Opérateur d'extraction des structures anatomique assez fiable.
1996	Recalage des structures anatomiques en 3D.

Tableau II 1 : ***Historique des progrès.***

De nombreuses études ont porté sur l'amélioration de la qualité de l'image portale par un prétraitement, la segmentation et le recalage d'image. Le but de la segmentation était la détection des contours du champ d'irradiation ainsi que l'extraction des structures anatomiques. Le recalage, quant à lui, permet la comparaison des images de traitement et de référence.

Nous avons replacé les algorithmes spécifiques aux images de radiothérapie dans le cadre plus général du traitement d'image afin d'en faire la critique et de définir des alternatives pouvant être plus adaptées ou plus performantes. Pour l'élaboration de ce chapitre, nous avons conservé les trois thèmes d'étude principaux que sont le prétraitement, la segmentation et recalage d'images. Nous en déduisons les moyens à mettre en œuvre pour répondre au problème de la vérification automatique de la position d'un patient pendant les traitements en radiothérapie externe.

II.2 Amélioration de la qualité des images – prétraitements

Nous avons comptabilisé quatre types de dégradation possible des images. Le premier correspond aux distorsions géométriques qu'il est important de corriger pour la localisation et le recalage précis des structures anatomiques contenues dans le champ. Le second est le bruit. Une réduction du bruit doit apporter une amélioration de la qualité de l'image et conduire à de meilleurs résultats dans la suite des traitements. Le troisième type de dégradation est le flou, le plus souvent introduit par le système d'imagerie, dont l'atténuation requiert une restauration. Et enfin, le quatrième est le manque de contraste qui nécessite un rehaussement de l'image. En général, ce dernier traitement vise à l'amélioration visuelle de l'image et n'est pas destiné à faciliter les étapes ultérieures d'un algorithme, en particulier si l'image est bruitée. Plusieurs études [37][85][155][180] ont montré que c'est dans l'association des techniques de réduction du bruit, de restauration et de rehaussement des images que les meilleurs résultats sont obtenus sur les images portales.

II.2.1 Correction de la distorsion spatiale

Dans cette partie, nous rappelons l'origine des distorsions géométriques et dressons un panorama des diverses corrections proposées dans la littérature.

II.2.1.1 Origine des distorsions

L'origine des distorsions dépend essentiellement du type d'image considéré et du système d'imagerie. En imagerie par résonance magnétique (IRM) [100], par exemple, les défauts de l'image sont liés aux imperfections de l'appareillage mais également à l'objet dont on veut prendre l'image. La non-linéarité des gradients du champ magnétique [100] en IRM et la courbure du dessus de l'écran phosphorescent d'un intensificateur d'image [29] sont des exemples de facteurs liés au système d'imagerie entraînant des distorsions. Les distorsions observées sont en coussin ou en barillet (Figure II 1 a et b) [17][142].

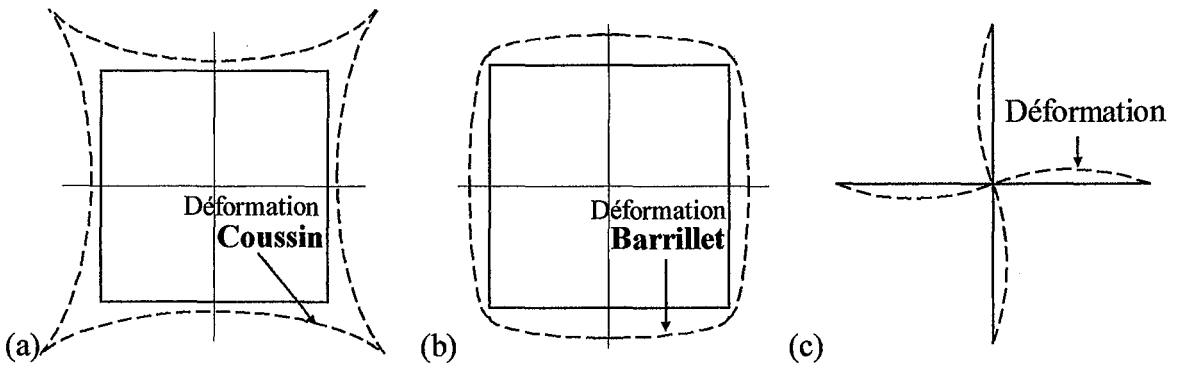


Figure II 1 : ***(a) Distorsion en cousin. (b) Distorsion en barillet. (c) Distorsion en S.***

En outre, il peut arriver que la présence d'un champ magnétique à proximité du système d'imagerie, ou le simple effet du champ magnétique terrestre, influe sur l'électronique. Il en résulte que la trajectoire

des électrons vers l'écran est déviée entraînant une distorsion en S (Figure II 1 c) de l'image. De plus la distorsion varie selon l'orientation du système d'imagerie par rapport au champ magnétique [52][113]. Des déformations en parallélogramme dues à l'optique sont également observables.

Aucune hypothèse n'a été émise quant aux origines des distorsions possibles dans les images portales. En revanche, d'après Morton [128] et Fahrig [52], les radiographies de simulation souffriraient de distorsion en coussin.

II.2.1.2 Correction de la distorsion

La correction de la déformation peut être locale ou globale selon que l'on considère, ou non, une fonction distorsion comme continue et lisse sur tout le détecteur [52].

- La plupart des méthodes actuelles utilisent des **tables de déplacement pré-calculées** et l'interpolation pour corriger les images [17][100][128].

- Une **LUT** (Look Up Table) peut également permettre la correction de certaines distorsions pendant l'acquisition de l'image [151].

- D'autres méthodes encore cherchent à estimer une ou plusieurs **fonctions analytiques** pour la transformation, souvent sous forme polynomiale, à l'aide des moindres carrés et des coordonnées des points d'une grille dans une image distordue et une image idéale [52][73][100][113][142]. Gronenschild [76] a évalué la précision et la reproductibilité de ce genre de méthode. Il a vérifié la fiabilité de la correction selon la position initiale de la grille sur le détecteur, selon les erreurs de numérisation des images, selon le degré des polynômes identifiés, et au niveau des points intermédiaires. Pour les systèmes dont les causes de distorsions sont bien définies et paramétrées, comme un écran de réception sphérique (Figure II 2), la fonction de transformation des pixels peut être modélisée [29].

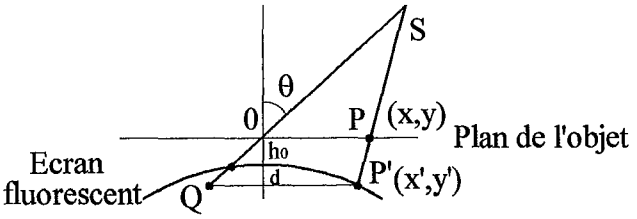


Figure II 2 : ***Distorsion géométrique introduite par un écran sphérique.***

Deux auteurs Morton [128] et Luchka [112][113] se sont particulièrement intéressés à la mesure et à la correction des distorsions sur les images de radiothérapie. Tous deux proposent l'estimation d'une fonction de transformation entre l'image corrigée et l'image déformée. Le premier a recours aux bords des champs pour une distorsion en coussin et le second se base sur des points de contrôle pour mesurer une distorsion quelconque.

II.2.1.2.1 Mesure et correction de la distorsion géométrique à l'aide de champs

La technique employée par Morton [128] requiert une série de champs carrés de tailles différentes, servant à déterminer la distorsion en fonction de la position des bords du champ. Il est nécessaire que le centre de distorsion corresponde au centre des champs pour cette méthode. La Figure II 3 illustre les effets de la distorsion sur les bords d'un champ dont s'inspire la modélisation de la fonction de transformation. Cette méthode est utilisée dans le cas particulier des distorsions en coussin.

Soit δ la longueur de la distorsion en un point représentée par une fonction paire de la distance R, δ peut être déterminée par un développement de Taylor (II - 1) où seules les puissances paires sont non nulles étant donné que la fonction $\delta(R)$ est paire. Les coefficients α et β sont ajustés manuellement sur une image test pour obtenir une image non distordue à partir de (II - 2).

$$\delta(R) = \alpha R^2 + \beta R^4 \qquad \text{(II - 1)}$$

$$R' = R + \delta\,,\quad \begin{matrix} x = x' - \delta\cos\theta \\ y = y' - \delta\sin\theta \end{matrix} \qquad \text{(II - 2)}$$

Avec :
x et y : les coordonnées du point dans l'image corrigée,
x' et y' : les coordonnées du point dans l'image distordue.

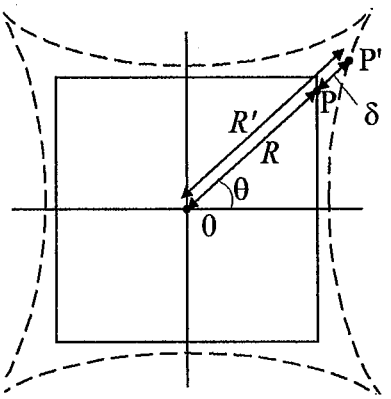


Figure II 3 : ***Effets de la distorsion sur les bords du champ.***

Comme les valeurs de x et y trouvées ne sont pas entières, la valeur des pixels est déterminée par une interpolation bilinéaire.

Pour des radiographies de simulation, la distorsion moyenne passe de 0.65 mm à 0.2 mm et la distorsion maximale de 9 mm à 1.5 mm.

II.2.1.2.2 Mesure et correction de la distorsion géométrique avec des points de contrôle

Le fantôme présenté Figure II 4 placé directement sur le détecteur permet de quantifier la distorsion [112]. La différence entre la localisation des marqueurs mesurée sur l'image et la localisation réelle caractérise la distorsion en fonction de la distance d'un point par rapport au centre de l'image.

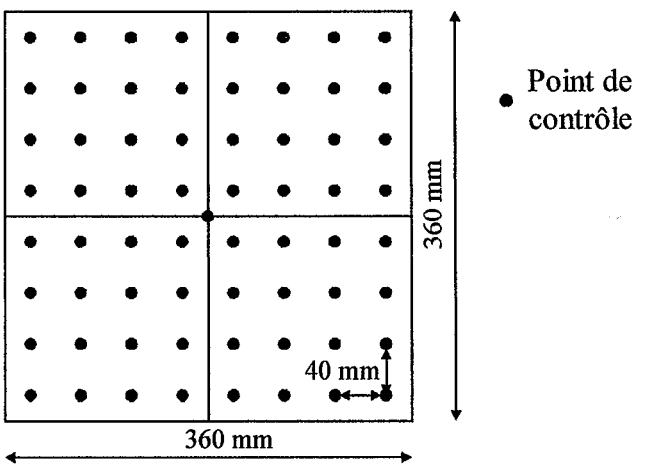


Figure II 4 : ***Fantôme pour la mesure de la distorsion.***

La correction est réalisée par l'intermédiaire de l'identification et du calcul de la transformation inverse d'un polynôme du second degré.

$$\begin{aligned} u &= a_0 + a_1\cdot x + a_2\cdot y + a_3\cdot x^2 + a_4\cdot x\cdot y + a_5\cdot y^2 + a_6\cdot x\cdot y^2 + a_7\cdot x^2\cdot y + a_8\cdot x^2\cdot y^2 \\ v &= b_0 + b_1\cdot x + b_2\cdot y + b_3\cdot x^2 + b_4\cdot x\cdot y + b_5\cdot y^2 + b_6\cdot x\cdot y^2 + b_7\cdot x^2\cdot y + b_8\cdot x^2\cdot y^2 \end{aligned} \qquad \text{(II - 3)}$$

Avec
u et v : les coordonnées des pixels de l'image distordue,
x et y : les coordonnées des pixels dans l'image corrigée,
a_0 à a_8 et b_0 à b_8 : les coefficients de la transformation estimés par les moindres carrés à partir de la différence entre les coordonnées des points de contrôle (Figure II 4) dans l'image distordue et des coordonnées attendues.

Luchka a montré que les distorsions dépendent du mode d'obtention des images et de l'angle de rotation du bras de la machine de traitement [113]. Après correction, la distorsion moyenne passe de 2.6 mm à l'isocentre à 0.5 mm et la distorsion maximale de 4.9 mm à 1 mm pour les images du système d'imagerie portale BEAMVIEW^{PLUS}. L'écart type, quant à lui, passe de 1.3 mm à 0.3 mm.

A l'aide d'un fantôme du même type et des différences mesurées, Morton [128] crée une table de correction et utilise des interpolations pour les points situés entre les marqueurs.

Comme nous ne connaissons pas le type de distorsion pouvant affecter nos images et parce que ce type de distorsion n'est pas forcément le même pour tous nos systèmes d'imagerie, cette méthode est bien adaptée à notre problème.

II.2.2 Réduction du bruit

Le bruit est un processus aléatoire, il peut donc être caractérisé par sa densité de probabilité et sa fonction de corrélation. Il existe quatre modèles de base [31][154] pour lier l'image bruitée g à l'image originale f. Le modèle de bruit additif (II - 4), le plus simple, peut servir à caractériser un bruit de transmission du signal. Le bruit n'est pas corrélé avec le signal contenu dans l'image. Le modèle de bruit multiplicatif (II - 5), est utilisé en cas de grain sur des films radiologiques, de speckle sur les images radar ou d'une variation locale d'éclairage, par exemple. Dans ce cas, le bruit est proportionnel au signal. Le modèle de bruit convolutif (II - 6), décrit des dégradations dues au bougé, à une mauvaise mise au point ou aux turbulences atmosphériques par exemple. Le modèle de bruit poivre et sel, caractérise une image dans laquelle certains points sont beaucoup plus clairs ou foncés que leur entourage.

$$g = f + b \qquad \text{(II - 4)}$$

$$g = f . b \qquad \text{(II - 5)}$$

$$g = f * b \qquad \text{(II - 6)}$$

Dans la suite nous mentionnons un certain nombre d'études sur l'identification du bruit, sa mesure et les méthodes de filtrage. D'après [31] et [154], nous avons classé les méthodes suivant cinq catégories qui sont la correction d'une image dégradée par un bruit identifié, les filtres linéaires, les filtres non-linéaires, les filtres adaptatifs et les filtres sélectifs.

II.2.2.1 Identification et caractérisation du bruit

L'identification du bruit dans [12] se fait sur des régions homogènes de l'image. L'hypothèse de base est la suivante : "dans les zones homogènes de l'image dégradée, seules les statistiques du bruit interviennent". La recherche de la région locale la plus homogène autour du pixel traité $g(i,j)$ se fait dans les 9 directions (Figure II 5) définies par l'opérateur de Nagao. La région la plus homogène est celle dont la variance est la plus faible. Pour que l'hypothèse soit valable, le bruit doit être ergodique et stationnaire.

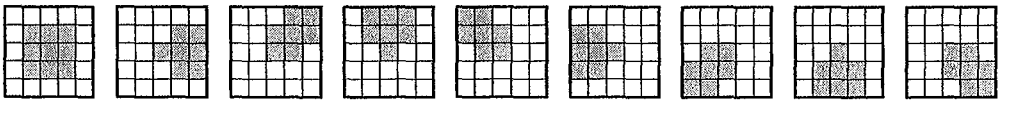


Figure II 5 : ***Définition des régions locales.***

Dans le cas d'un bruit additif, la variation de l'écart type local en fonction de la moyenne locale forme une droite parallèle à l'axe des moyennes (Figure II 6 a). Dans le cas d'un bruit multiplicatif, la variation de l'écart type local en fonction de la moyenne locale forme une droite passant par 0 (Figure II 6 b). L'identification d'un bruit multiplicatif d'écart type faible est peu performante. Cependant, le taux d'identification correcte de la nature du bruit, estimé sur des images dégradées artificiellement, est de 96%. Cette méthode est intéressante car elle permet une estimation la nature du bruit simple et rapide.

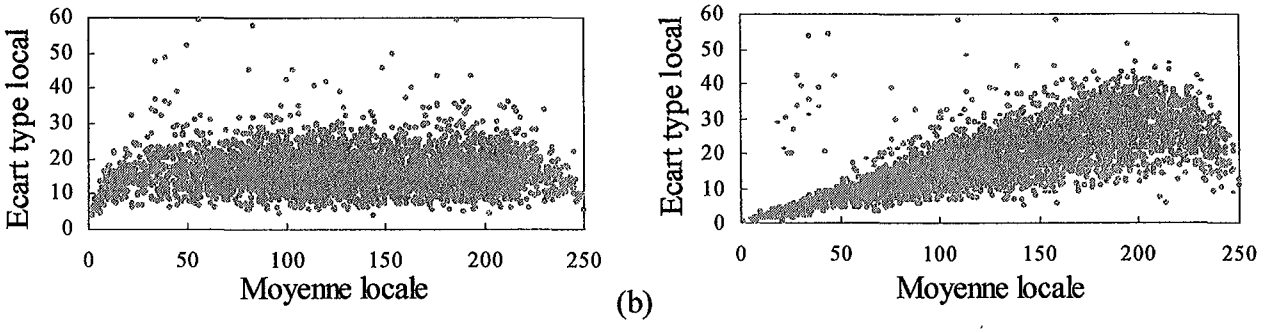


Figure II 6 : ***Variations locales de l'écart type selon la moyenne. (a) Bruit additif. (b) Bruit multiplicatif.***

Les études qui suivent sur le bruit dans les images portales concernent la spécification de son origine et son estimation, pour l'introduction de connaissance a priori en restauration et l'évaluation de la qualité des images.

II.2.2.1.1 Bruit dans les images portales

◆ Deux composantes du bruit sont présentées dans la littérature : le bruit aléatoire et le bruit systématique [94][146]. Le **bruit aléatoire** comprend le bruit quantique dû à la distribution des rayons X, à la conversion des rayons X en lumière visible et à la formation du signal vidéo, le bruit électronique et le bruit d'échantillonnage des données analogiques à l'entrée du convertisseur analogique/numérique. Le **bruit systématique** est dû à la non uniformité de la réponse des éléments du détecteur.

◆ Leszczynski [105] considère qu'une image portale bruitée $f(x,y)$ peut être représentée par

$$f(x,y) = f'(x,y)v(x,y) + w(x,y) \qquad \text{(II - 7)}$$

Avec :
$f'(x,y)$: l'image non dégradée,
$v(x,y)$ et $w(x,y)$: les bruits multiplicatif et additif respectivement.

II.2.2.1.2 Mesure du bruit dans les images portales

◆ La qualité d'une image obtenue sans corps diffusant peut être caractérisée par le **bruit moyen** $\overline{N}$ [1]. Le bruit moyen est la moyenne de toutes les valeurs N trouvées pour des régions d'intérêt déplacées sur les médianes et les diagonales de l'image. Cette mesure est utile à la comparaison du bruit de fond selon les conditions d'acquisition des images portales (énergie, angle du bras, dose...).

$$N = \frac{\sigma \times 100}{M} \qquad \text{(II - 8)}$$

Avec :
M : la moyenne des niveaux de gris des pixels dans la région d'intérêt,
σ : l'écart type des niveaux de gris dans la région d'intérêt.

◆ La **variance du bruit** σ^2_{bruit} peut être estimée sur une région d'intérêt homogène dans l'image (50 pixels [120], 20×20 [105], 8×8 [129]), ou en calculant la moyenne des variances trouvées pour plusieurs régions d'intérêt (70 pixels [105]).

• De même, la **variance du signal** σ^2_{signal} peut être estimée dans une ou plusieurs régions d'intérêt contenant des structures anatomiques. Dans [105], le signal est représenté par son amplitude maximale pour un ou plusieurs objets.

• Le **rapport signal sur bruit** (RSB) est également utilisé pour mesurer la qualité d'une image. Les estimations suivantes ont été proposées

$$RSB = \frac{\text{moyenne}}{\sigma} \text{ [129]}, \quad RSB = \frac{\text{amplitude}}{\sigma} \text{ [105]}, \quad RSB = \frac{\sigma^2_{signal}}{\sigma^2_{bruit}} \text{ [120]} \qquad \text{(II - 9)}$$

Avec :
moyenne et σ : la moyenne et l'écart type des niveaux de gris de l'image,
amplitude : l'amplitude du signal.

II.2.2.2 Correction de l'image dégradée par un bruit identifié

Si le bruit est localisé à des positions bien définies dans une image, c'est-à-dire qu'il est de nature systématique, ou s'il est possible de distinguer le bruit du reste de l'image comme un bruit poivre et sel peu dense, ce bruit peut être corrigé en limitant la dégradation de l'image. De manière générale, la valeur du ou des pixels bruités peut être corrigée à l'aide d'une **interpolation** ou d'une **moyenne** calculée à partir les valeurs des pixels du voisinage [154]. Les images portales ne répondent pas aux conditions sur le bruit décrites précédemment, ces méthodes ne peuvent donc pas être envisagées dans notre cas.

La **moyenne d'images** d'une même scène permet une diminution significative du niveau de bruit. Ces opérations entre plusieurs images sont couramment employées avec les images portales [105]. La moyenne d'un petit nombre d'images permet de réduire le bruit la façon visible et d'augmenter notablement le RSB en log(N), où N est le nombre d'images utilisées.

Des **images de calibration** permettent la réduction du bruit systématique. La calibration des images portales est réalisée à l'aide d'une image $f_f(x,y)$ acquise sans corps diffusant, selon la formule [88]

$$f'(x,y) = \frac{f(x,y) - f_b(x,y)}{f_f(x,y) - f_b(x,y)} \qquad \text{(II - 10)}$$

Avec :
$f(x,y)$, $f'(x,y)$, $f_b(x,y)$: l'image brute, l'image calibrée, l'image du courant noir.

II.2.2.3 Filtres linéaires

Les filtres linéaires de type passe bas, utilisés pour la réduction du bruit, lissent le bruit mais aussi les transitions dans l'image, ils doivent être utilisés avec précaution. Les filtres les plus connus sont les filtres **moyenneur**, **gaussien** et **exponentiel** [31].

Ces filtres servent de référence, notamment dans [105], pour la comparaison de la qualité des images obtenues par des méthodes de réduction du bruit plus élaborées présentées dans la suite. Ils ne sont pas réellement utilisés pour le filtrage des images portales.

II.2.2.4 Filtres non-linéaires

Les filtres non linéaires permettent d'éviter le problème de lissage des transitions, mais en contre partie ils entraînent des modifications irréversibles pouvant affecter la perception visuelle. Cependant les modifications apportées simplifient l'image, ce qui peut être très intéressant dans la suite des traitements. Les types de filtres les plus courants sont les filtres morphologiques, les filtres homomorphiques et les filtres d'ordre statistique [31].

L'**ouverture** et la **fermeture morphologique** peuvent être utilisées pour supprimer respectivement des impulsions positives et des impulsions négatives [31]. Ces opérateurs induisent une modification de la

moyenne des intensités qui est d'autant plus importante si la taille de l'élément structurant et/ou l'amplitude du bruit sont grands. Pour résoudre ce problème, on a recours à un **filtrage alterné séquentiel**. C'est-à-dire que l'on filtre l'image de façon séquentielle en alternant les ouvertures et les fermetures dont les éléments structurants (convexes et de même forme) ont une taille qui croit pour chaque nouveau passage du même opérateur.

Les **filtres homomorphiques** [31] sont composés à la fois de traitements linéaires et non-linéaires. Ils permettent souvent de se ramener à un problème de réduction d'un bruit additif. La Figure II 7 montre le principe d'un filtre homomorphique. φ et ϕ sont des opérateurs non linéaires réciproques et h est l'opérateur linéaire.

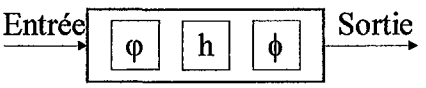


Figure II 7 : *Principes d'un filtre homomorphique.*

Les **filtres d'ordre statistique** comme leur nom l'indique font appel aux statistiques d'ordre. Considérons une fenêtre rectangulaire de taille (2M+1)×(2N+1), centrée en (x,y), dans laquelle les pixels sont numérotés de 1 à L=(2M+1)×(2N+1) et définissent l'ensemble des données disponibles a. Les éléments de a sont alors triés par ordre croissant. On appelle $j^{ème}$ statistique d'ordre, notée $a_{(j)}$, la valeur de rang j dans a. La sortie d'un filtre d'ordre statistique est une fonction des statistiques d'ordre. Les L-filtres sont obtenus par une combinaison linéaire des statistiques d'ordre. Les filtres de type "K plus proches voisins" consistent à définir parmi les éléments de a les K éléments minimisant une fonction coût.

- La sortie $C[x,y]$ d'un **L-filtre** [31][184] est donnée par la formule générale

$$C[x,y]=\sum_{k=1}^{L} c_k a_{(k)} \qquad \text{(II - 11)}$$

La valeur des coefficients c_k dépend du filtre considéré. La somme de ces coefficients doit être égale à 1 afin de ne pas modifier l'intensité des zones homogènes de l'image. Parmi les L-filtres on peut citer, le filtre médian [59], les filtres min. et max. [154], le filtre à moyenne tronquée [110], et le filtre de rang.

✧ **Filtre médian**

Le filtre médian n'est pas sensible aux valeurs aberrantes si leur nombre est inférieur à L/2. Il est par conséquent très efficace pour réduire les bruits impulsionnels ou les bruits ayant une densité s'étalant vers l'infini. De plus, il ne transforme pas les transitions monotones entre régions. Le problème de ce filtre est l'arrondissement des angles aigus. Pour y remédier des variantes multiétages (max./médian, multimédian, max.-min./médian, médians hybrides), et pondéré (médian pondéré [30], médian pondéré récursif) ont été introduites. Des filtres d'ordre pondérés [153] peuvent être créés en associant un poids w à a. Une pondération de $a_{(k)}$ par $w_{(k)}$ peut consister à répéter $a_{(k)}$ $w_{(k)}$ fois.

$$\mathbf{w}=\{w_k | k=1,\cdots,L\} \qquad \text{(II - 12)}$$

✧ **Filtre à moyenne tronquée**

$$c_k=\begin{cases}\dfrac{1}{2p+1} & \text{si } k=\dfrac{L+1}{2}-p,\ldots,\dfrac{L+1}{2}+p \\ 0 & \text{ailleurs}\end{cases} \qquad \text{(II - 13)}$$

Le paramètre p est le rang indiquant le niveau de la troncature. Ce filtre permet la sélection d'un nombre $2p$+1 de niveaux de gris autour de la valeur médiane, pour effectuer les moyennes sur les fenêtres. Contrairement à la moyenne classique, les transitions sont préservées car elles correspondent à une variation importante de niveau de gris qui ne sera pas prise en compte dans les calculs.

✧ **Filtre de rang** ou R-filtres

La réponse du filtre au point (x,y) est la valeur de rang r, où r est le rang du filtre. Toute impulsion négative formée de r pixels et toute impulsion positive formée de L-r pixels sera éliminée. Le problème de ce filtre est l'introduction d'un biais plus L est grand.

• Le **filtre de type "K plus proches voisins"** consiste à définir parmi les éléments de a les K éléments $a^*_{(k)}$ les plus proches de la valeur du pixel central du masque. Le choix de K définit la taille des structures significatives dans l'image. Ce filtre élimine le bruit impulsionnel et conserve les transitions entre régions.

Nous n'avons pas retrouvé de publications portant sur le traitement des images portales faisant référence à l'utilisation de filtres non-linéaire. Il est certain, cependant, que le filtre médian est largement utilisé. Il est utile de tester les performances de ces filtres dans le cadre de nos travaux.

II.2.2.5 Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs [31][184] comportent un étage de filtrage des données et un étage de décision basé sur des connaissances a priori. Ces filtres agissent de façons différentes selon la zone traitée par l'intermédiaire de l'étage de décision.

Un exemple de filtre adaptatif simple est la **Moyenne adaptative** [31]. Une transition supérieure à un seuil pourra être préservée en n'effectuant la moyenne que du même côté du contour. Une valeur du seuil égale à trois fois l'écart type du bruit permet d'obtenir de bonnes performances. Si l'écart type n'est pas connu, il est possible de calculé le seuil de la manière suivante

$$\text{seuil} = \text{median}\left\{\left|a_1 - a_{\frac{L+1}{2}}\right|,\cdots,\left|a_k - a_{\frac{L+1}{2}}\right|,\cdots,\left|a_L - a_{\frac{L+1}{2}}\right|\right\} \qquad \text{(II - 14)}$$

Une variante de cette méthode consiste à utiliser le résultat d'une détection de contour au lieu de l'amplitude de la transition. Une autre variante propose de pondérer les points selon leur degré d'appartenance au contour [154].

Le filtrage par **fractionnement de la fenêtre d'analyse** [31] permet de sélectionner les pixels intervenants dans le calcul de la moyenne. Les neuf domaines (Figure II 5), définis sur un voisinage 5×5 par l'opérateur de Nagao peuvent être utilisés pour cette tâche. La moyenne et la variance sont calculés dans chaque domaine. La nouvelle valeur du pixel courant est la moyenne du domaine ayant la plus faible variance.

Une autre technique adaptative réside dans l'**optimisation d'un critère** [153] par rapport aux paramètres d'un filtre (par exemple : le rang et les poids). En d'autres termes, le filtre est paramétré en chaque point de façon à estimer au mieux le signal original connu à partir du signal bruité. Les critères les plus employés sont l'erreur quadratique moyenne ou l'erreur absolue moyenne.

Il est également envisageable d'inhiber le lissage dans la direction du gradient [4][170] avec des **filtres de diffusion anisotropiques non linéaires**.

Parmi les méthodes adaptatives, nous pouvons aussi citer la **Moyenne tronquée adaptative,** le **filtre de rang adaptatif** [31], le **filtre de rang pondéré adaptatif** [153] et le **filtre médian adaptatif** [115].

A notre connaissance aucun traitement des images portales n'a été réalisé avec un filtre adaptatif. Comme pour les filtres non-linéaires, les filtres adaptatifs doivent être testés sur les images portales.

II.2.2.6 Filtres sélectifs

Un filtrage sélectif est obtenu en **identifiant les pixels bruités** et en ne considérant plus que ces pixels lors du filtrage [3][168][187]. Les algorithmes sont présentés dans le annexe A.

Il n'est pas fait état de l'utilisation de ce type de filtre dans la littérature traitant des images de radiothérapie dont nous disposons. Nous pensons qu'ils doivent être testés.

II.2.3 Traitement des bruits multiplicatifs

Une méthode **multiéchelle** pour le filtrage d'un bruit de type speckle a été proposée dans [161]. La technique consiste à lisser de plus en plus l'image bruitée, afin de déterminer en tout point représentatif de l'image la version lissée qui réduit le mieux le bruit tout en préservant les contours. Le voisinage du point représentatif sera alors remplacé par la version lissée optimale.

De manière plus générale, il existe une famille de filtres dédiés à l'élimination du bruit multiplicatif, les **estimateurs généralisés** [31], caractérisés par la sortie donnée par l'équation (II - 15). Ces filtres nécessitent des connaissances sur le bruit (moments ou densité de probabilité). Le filtre optimal est obtenu en choisissant p de manière à minimiser l'erreur quadratique entre l'image idéale et l'image estimée. L'image idéale f est donnée par l'équation $g = f.\ b$, où b est le bruit multiplicatif et g l'image dégradée. Si p est fixé, il s'agit d'un filtre sous-optimal. Parmi ces filtres on peut citer un **filtrage de type homomorphique** pour p= var (ln g) / var (ln f), α (II - 16) et β=0 et le **filtre de Lee** obtenu pour p=1, α et β (II - 17).

$$C[x,y] = \alpha(g[x,y])^p + \beta \qquad \text{(II - 15)}$$

$$\alpha = \exp\left[\mathrm{E}(\ln f) - \frac{\mathrm{var}(\ln f)}{\mathrm{var}(\ln g)} E(\ln g)\right] \qquad \text{(II - 16)}$$

$$\alpha = \frac{\mathrm{E}(g^2)/\mathrm{E}(B^2) - \mathrm{E}(g^2)}{\mathrm{var}\, g},\ \beta = \frac{\mathrm{E}(g)\mathrm{E}(g^2)\mathrm{var}\, B}{\mathrm{E}(B^2)\mathrm{var}\, g} \qquad \text{(II - 17)}$$

Avec :
$p \in]0,1]$, α et β les coefficients optimaux dépendants de p.

Leszczynski [105] a utilisé une version modifiée du filtre adaptatif de Lee pour l'amélioration de la qualité des images portales. Il considère que les images g sont dégradées par des bruits multiplicatif v et additif w (II - 7). Le filtre de Lee lisse l'image selon la proportion de bruit donné par sa variance. L'approche de Lee est basée sur l'hypothèse de bruits issus de processus aléatoires ergodiques, tout au moins dans une région d'intérêt. Il en résulte que la moyenne et la variance, notée var, de la valeur d'un pixel dans un certain voisinage autour de la position (x,y) peuvent s'écrire respectivement (II - 18) et (II - 19). La valeur originale du pixel $f(x,y)$ est estimée en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre l'image estimée et l'image idéale. En pratique $\hat{f}(x,y)$ (II - 20) est utilisé comme résultat final. La modification du filtre de Lee intervient dans le calcul du dénominateur de $k(x,y)$ (II - 21) qui est déterminé à l'aide de deux images moyennes (II - 22). Les résultats de cette méthode ont été comparés avec ceux des techniques de lissage les plus connues comme le filtre moyenneur (3x3), le filtre gaussien (σ=0.5), le filtre médian (3x3) et le filtre de Lee original (7x7). D'après les auteurs, le filtre de Lee modifié donne les meilleurs résultats. Il préserve la netteté des contours tout en réduisant le bruit dans les régions planes de l'image.

$$\bar{g}(x,y) = \bar{f}(x,y)\bar{v}(x,y) + \bar{w}(x,y) \qquad \text{(II - 18)}$$

$$\mathrm{var}[g(x,y)] = \mathrm{var}[f(x,y)][\bar{v}(x,y)]^2 + \bar{f}^2(x,y)\sigma_v^2 + \sigma_w^2 \qquad \text{(II - 19)}$$

$$\hat{f}(x,y) = \frac{\bar{g}(x,y) + k(x,y)[g(x,y) - \bar{g}(x,y)] - \bar{w}(x,y)}{\bar{v}(x,y)} \qquad \text{(II - 20)}$$

$$k(x,y) = \frac{\mathrm{var}[g(x,y)] - \bar{f}^2(x,y)\sigma_v^2 - \sigma_w^2}{\mathrm{var}[g(x,y)]},\ 0<k<1 \qquad \text{(II - 21)}$$

$$\mathrm{var}[g(x,y)] = \frac{N\,\mathrm{var}[g_N(x,y)] - M\,\mathrm{var}[g_M(x,y)]}{N-M} \qquad \text{(II - 22)}$$

Avec :

$\bar{g}(x,y), \bar{f}(x,y), \bar{v}(x,y), \bar{w}(x,y)$: les moyennes de g, f, v et w au point (x,y),

N et M le nombre d'images utilisées pour créer les deux images moyennes. $M<N$.

II.2.4 Restauration

La formation d'une image g dans des conditions réelles peut être modélisée comme le montre la Figure II 8 par la convolution de l'image idéale f et de la réponse impulsionnelle de la dégradation h à laquelle s'ajoute le bruit B [6][17][73][142][154][154]. En continu, l'équation de convolution s'écrit

$$g(x,y) = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} h(x-x',y-y')f(x',y')dx'dy' + B(x,y) \qquad \text{(II - 23)}$$

En discret, elle devient

$$g(x,y) = \sum_{x'=N/2}^{N/2-1}\sum_{y'=N/2}^{N/2-1} h(x-x',y-y')f(x',y') + B(x,y) \qquad \text{(II - 24)}$$

Le système discret peut être représenté par un produit matriciel souvent utilisé pour décrire les équations

$$\underset{\sim}{g} = [H]\underset{\sim}{f} + \underset{\sim}{b} \qquad \text{(II - 25)}$$

où la réponse impulsionnelle h est représentée par la matrice $[H]$, les images g, f de taille M×N et le bruit b sont représentés par des vecteurs de (M×N)×1 éléments $\underset{\sim}{g}$, $\underset{\sim}{f}$ et $\underset{\sim}{b}$.

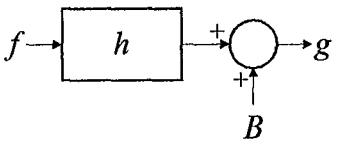


Figure II 8 : ***Système de dégradation d'image.***

La restauration consiste à compenser des dégradations connues ou estimées. Les dégradations doivent donc être modélisées dans un premier temps. Ensuite, la restauration d'image est réalisée à partir de filtres déterministes ou stochastiques. Les filtres déterministes proposent des filtrages qui sont solutions d'équations linéaires et les filtres stochastiques consistent à estimer une solution sujette à des perturbations aléatoires. Les différents types de filtrage présentés dans la suite sont classés en tant que filtres déterministes classiques, filtres stochastiques classiques ou divers. La catégorie divers regroupe un certain nombre de filtres employant des techniques non conventionnelles en restauration.

II.2.4.1 Modélisation des dégradations

Il est possible de **modéliser des systèmes** de dégradations tel que le mouvement de la caméra, la mauvaise mise au point ou les turbulences atmosphériques [97][154] par leur réponse impulsionnelle.

Cependant, si la dégradation est d'une nature inconnue ou si le phénomène de dégradation est trop complexe, la **fonction de transfert** d'un système d'imagerie peut être définie à partir de la LSF (Line Spread Function) ou de la PSF (Point Spread Function) déterminée **a posteriori** [39][154].

- La **LSF** est la réponse à une ligne. Elle est mesurée sur les images d'une fente, d'un fil ou d'un échelon [39]. La technique de l'échelon fournit la réponse indicielle du système, la **ESF**, qui une fois dérivée donne la LSF.

• La **PSF** est la réponse impulsionnelle. La PSF est très employée pour étudier la diffusion des radiations [25][178]. Sa transformée de Fourier est appelée **OTF** (Optical Transfer Function), son amplitude **MTF** (Modulation Transfer Function) et sa phase **PTF** (Phase Transfer Function). La PSF peut également être caractérisée par les passages à 0 de l'image dans le domaine fréquentiel [166]. Il est possible de déterminer directement la MTF à l'aide de l'image d'un ensemble de barres alternées de matériaux différents selon plusieurs fréquences dans différentes régions [46][47]. La description de cette méthode est donnée dans le chapitre III.5.3.1.

Afin de restaurer des images bruitées, il est parfois nécessaire de connaître en plus de la fonction de transfert du système, les **caractéristiques statistiques du bruit** comme sa densité spectrale ou sa variance [17][154].

Meertens, Morton et Rajapakshe se sont intéressés à la mesure de la fonction de transfert des systèmes d'imagerie portale. Les deux premiers recherchent la LSF avec les méthodes classiques de la fente et de l'échelon. Meertens [120] a testé la technique de la fente pour différentes épaisseurs de fantôme et différentes tailles de champ sur différentes machines, dans le cadre de la restauration des images. Dans [129], Morton a utilisé la méthode de l'échelon. Ces travaux portaient sur l'étude de la résolution spatiale des systèmes d'imagerie. Rajapakshe quant à lui s'est penché sur le problème du calcul direct de la MTF lors de ces travaux sur la quantification de la qualité des images portales. Il a créé le fantôme QC3-F (Figure II 9) pour l'estimation de la MTF.

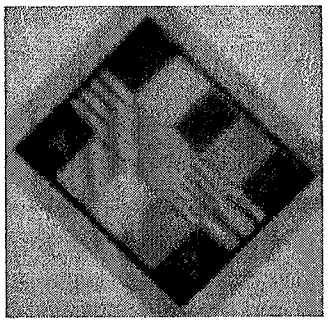


Figure II 9 : *Fantôme QC3-F.*

Etant donné l'épaisseur du matériau nécessaire pour stopper le faisceau des rayons en radiothérapie, l'état de surface, la géométrie et la mise en place des caches utilisés par les méthodes de la fente, du fil et de l'échelon ne permettent pas l'acquisition d'images correctes. Le fantôme QC3-F propose une alternative beaucoup plus fiable.

Meertens [120] modélise la fonction de transfert d'un système d'imagerie portale par la somme de deux gaussiennes qui correspond bien à la forme de la LSF.

II.2.4.2 Méthodes de restauration déterministes

La déconvolution des images réelles est un problème mal posé, car en présence de bruit, la matrice de la fonction de transfert est singulière (non inversible) ou quasi singulière et la solution est instable. Il convient alors de régulariser le problème par l'apport de connaissance a priori sur la scène à restaurer. Des contraintes peuvent également être ajoutées pour assurer la convergence des solutions.

Nous rappelons que l'image dégradée est notée g, la fonction de transfert est notée h, l'image idéale est notée f et son estimation $\hat{f}$. Les équations (II - 23), (II - 24) et (II - 25) donnent les diverses notations utilisées en restauration. Certaines équations font parfois référence au domaine fréquentiel où G, F, $\hat{F}$ H sont les transformées de Fourier de g, f, $\hat{f}$ et h.

Le **filtrage inverse** [6][17][73][97][142][154] accomplit une déconvolution de l'image à l'aide de la transformée inverse de la fonction de transfert H modélisant la dégradation, sans tenir compte du bruit additif. Ce filtre entraîne de nombreux problèmes lors de son implémentation lorsque, dans le domaine fréquentiel, H s'annule ou quand l'image et H s'annulent en même temps. De plus la restauration accentue le bruit. Il est cependant possible, de réduire l'influence du bruit en modifiant la fonction de transfert dans les hautes fréquences.

Le **filtre de Wiener** ou **filtre des moindres carrés** [6][17][73][97][142][154] permet de régulariser le problème par l'introduction de connaissance a priori sur le bruit. Le filtre est optimal pour un bruit

gaussien [89]. Cette méthode nécessite la connaissance des densités spectrales du bruit et de l'image idéale qui ne sont pas toujours disponibles. A l'aide de contraintes sur le signal résiduel ou de simplifications, il est possible d'éliminer cette nécessité [97]. Il est aussi possible de remplacer le rapport des densités spectrales par une constante [73].

$$\min_{\hat{f}} E\left\{\left[f-\hat{f}\right]^2\right\},\ \hat{F}=\frac{1}{H}\cdot\frac{G\cdot H^2}{H^2+S_b/S_s}\ \text{ou}\ \underset{\sim}{\hat{f}}=\frac{[H]^T\,\underset{\sim}{g}}{[H]^T[H]+[\phi_n]/[\phi_f]} \qquad \text{(II - 26)}$$

Avec :
S_b et S_s : les densités spectrales du bruit et du signal respectivement,
$[\phi_n]$ et $[\phi_f]$: les matrices de covariance du bruit et du signal respectivement.

L'équation (II - 27) de la restauration par les **moindres carrés sous contrainte** [6][73][142][154] permet de retrouver de nombreux filtres par des choix judicieux de la contrainte γ et de la connaissance a priori Q sur le bruit ou les contours de l'image par exemple. Dans [73] propose plusieurs résolutions possibles pour la détermination itérative de γ.

$$\min_{\hat{f}} \left\|Qf\right\|^2-\gamma\left(\left\|g-hf\right\|^2-\left\|B\right\|^2\right),\quad \underset{\sim}{\hat{f}}=\frac{[H]^T\,\underset{\sim}{g}}{[H]^T[H]+\gamma[Q]^T[Q]} \qquad \text{(II - 27)}$$

- Quand $[Q] = I$, la matrice identité, le filtre est appelé **filtre pseudoinverse**. Comme le filtre inverse, le bruit rend la restauration presque impossible.
- Le **filtre de Wiener paramétré** [6][73] est une variante du filtre de Wiener. Dans l'équation (II - 27) $[Q]^T[Q]$ est égal à $[\phi_n]/[\phi_f]$. Si $\gamma = 1$, on retrouve le filtre de Wiener. Si $\gamma < 1$, le rôle de la statistique du signal est diminué. Si $\gamma > 1$, la statistique du bruit est accentuée.
- Pour la **régularisation de Tikhonov - Miller** [11][160] Q est un filtre passe bas qui évalue la douceur de la solution. La restauration des zones lisses est bonne, mais le temps de calcul est long. Tikhonov a également introduit une régularisation avec un modèle a priori de la solution $\hat{f}_c$. La restauration des zones lisses et des fortes discontinuités est bonne si le modèle de la solution est assez précis.

$$\underset{\sim}{\hat{f}}=\frac{[H]^T\,\underset{\sim}{g}+\gamma[C]^T[C]\,\underset{\sim}{\hat{f}_c}}{[H]^T[H]+\gamma[C]^T[C]} \qquad \text{(II - 28)}$$

Avec :
C : un opérateur gradient.

Des **solutions itératives** évitent l'inversion directe des matrices et permettent un contrôle des solutions au cours des itérations. Parmi elles ont peut citer Jansson/Van Cittert et Gold/Meinel. De nombreuses équations de déconvolution sont regroupées dans la publication de Meinel [122].

Notons par ailleurs, que les filtres de restauration peuvent aussi bien être implantés dans le domaine fréquentiel que dans le domaine spatial.

Meertens [120] a observé une amélioration de la netteté des contours après l'application du filtre de Wiener sur les images portales.

La médiocre qualité des images portales et le peu d'informations a priori disponibles, nous pousse à choisir les méthodes les plus simples comme Jansson/Van Cittert et Gold/Meinel.

II.2.4.3 Méthodes de restauration stochastiques

Le bruit est considéré comme additif, blanc, gaussien, de moyenne nulle, et d'écart type σ. Les composantes du bruit sont statistiquement indépendantes. Les méthodes stochastiques permettent de prendre en compte la non-linéarité des récepteurs mais sont très coûteuses en temps de calcul.

La restauration par **estimation bayesienne** [142] consiste à maximiser la probabilité d'obtenir l'image originale connaissant l'image dégradée :

$$\max_f p(f/g),\ \max_f p(f/g) = \frac{p(g/f)p(f)}{p(g)} \qquad \text{(II - 29)}$$

- Le **maximum a posteriori (MAP)** [6][142] maximise $p(g/f)p(f)$.
- Le **maximum de vraisemblance (ML)** [6] dont la solution itérative est l'algorithme de **Richarson – Lucy** [24] ou encore **maximisation d'espérance (EM)** [166] maximise $p(g/f)$.

Les **champs aléatoires de Markov** permettent de modéliser l'image [11][136].

Des **solutions itératives** existent également pour les méthodes stochastiques. Les liens entre les méthodes déterministes et stochastiques sont décrits dans [122].

Nous n'avons pas trouvé de publication faisant référence à l'utilisation de filtres stochastiques sur les images de radiothérapie. Nous pensons qu'une comparaison entre les résultats des méthodes stochastiques et déterministes est importante. Les méthodes du maximum de vraisemblance et du maximum a posteriori doivent être testées.

II.2.4.4 Autres méthodes de restauration

Le **filtre de Kalman** est un estimateur d'état récursif qui à partir des équations d'état de l'image originale et de l'image dégradée réalise une restauration. Le filtre peut être implanté sur des images à l'aide des champs de Markov [6][154] ou à l'aide du modèle de Woods.

Les ondelettes ont été utilisées en restauration. Le filtrage inverse peut être régularisé par un **seuillage des coefficients** de **paquets d'ondelettes** [89]. La base de paquet d'ondelette choisie doit permettre une bonne discrimination entre le signal et le bruit. La transformée en ondelette de l'image restaurée par le filtre inverse est effectuée, les coefficients d'ondelettes sont ensuite seuillés puis l'image restaurée est reconstruite. Une autre méthode basée sur un algorithme de **multirésolution régularisé** [24] permet de stabiliser des algorithmes de déconvolution tel que Richarson - Lucy. La régularisation de la méthode consiste à extraire les coefficients d'ondelette significatifs, dans le cadre de l'algorithme multirésolution de Mallat, avec une contrainte de régularisation de Tikhonov avec connaissance a priori de la solution. La plupart des méthodes utilisent le seuillage des coefficients d'ondelette. Des techniques de seuillage sont présentées dans [102].

Une procédure de déconvolution peut être réalisée en deux étapes. La première étape permet de **réduire le bruit** et la deuxième de **restaurer le signal originel** à l'aide d'une déconvolution [160].

Une autre approche présentée dans [95] associe des **filtres d'ordre** (rehaussement) et des **filtres moindres carrés** (restauration) afin d'en combiner les avantages pour réduire le bruit additif dans une image. Parmi ces filtres on trouve **LMS** (Least Median of Squares), **LTS** (Least Trimmed Squares) et **RLTS** (Regression filter based on LTS). Ces filtres identifient l'image exprimée sous une forme paramétrée, telle qu'une forme polynomiale par exemple. Dans le cas de LMS, les paramètres doivent donner la plus petite valeur de la médiane des résidus au carré. LTS permet d'estimer les paramètres de façon à ce que la somme des h plus petits résidus soit minimale.

Le **filtrage homomorphique** [97] peut aussi être utilisé dans le cas où il n'y a pas de bruit additif dans l'image pour un modèle de bruit convolutif.

Amit a proposé [5] de restaurer les images en introduisant les motifs de forme élémentaires formant une image comme connaissance a priori. L'idée de base est qu'une image est formée d'un ensemble d'objets dérivant des **motifs élémentaires déformables**.

Ces méthodes sont assez élaborées, elles ne correspondent pas au critère de simplicité que nous nous sommes fixé pour cette étude de la restauration.

II.2.5 Rehaussement des images

Lors d'un rehaussement, l'apparence de l'image est modifiée. En général, le but de ce genre de traitement est le confort visuel. Trois grandes classes de méthodes sont à considérer pour le rehaussement d'image. La première correspond aux manipulations des niveaux de gris, la seconde aux modifications d'histogramme et la dernière à l'accentuation des contours. Le rehaussement d'image a été largement employé pour le renforcement du contraste dans les images portales. Cependant, dans le cadre de l'automatisation de la comparaison des images de radiothérapie, le rehaussement des images n'est pas utile, car il accentue simplement l'information présente dans l'image sans la modifier.

II.2.5.1 Mesure du contraste

Le fantôme contraste/détail Las Vegas (Figure II 10) est l'outil le plus connu pour l'estimation visuelle de la qualité des images portales. Il est utilisé lors du contrôle qualité de tous les systèmes d'imagerie portale. Le contraste dépend de la profondeur du trou et de l'épaisseur du fantôme [1]. Il est ainsi possible de déterminer le niveau de détail visible pour différentes valeurs du contraste.

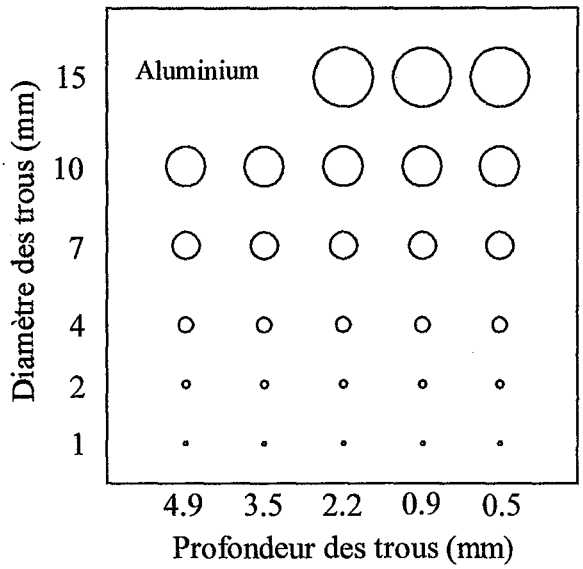


Figure II 10 : ***Exemple de fantôme contraste/détail Las Vegas.***

II.2.5.2 Transformation des niveaux de gris

La transformation des niveaux de gris opère un changement de la loi d'entrée/sortie des niveaux de gris qui au départ est l'identité. Un exemple très connu de ce type de transformation est l'**expansion dynamique** qui effectue une optimisation de l'utilisation de l'échelle des niveaux de gris. De manière plus générale, la modification de la fonction d'entrée/sortie est souvent réalisée de façon interactive selon l'appréciation de l'utilisateur.

II.2.5.3 Modification d'histogramme

Ici, le rehaussement des images de traitement est obtenu par une modification des niveaux de gris des pixels, c'est-à-dire une transformation ponctuelle de l'intensité.

La modification la plus courante est l'**égalisation d'histogramme** [31][97] qui permet une uniformisation de la distribution des niveaux de gris. Cette transformation marque les différences d'intensité subtiles qui étaient dissimulées par les variations d'intensité de plus grande amplitude. Le second type de modification rencontré dans la littérature est la **spécification d'histogramme** [31][73] qui consiste à rendre la fonction de répartition (histogramme cumulé) des niveaux de gris de l'image voisine d'une distribution spécifiée à l'avance.

La majeure partie des techniques de modification d'histogramme utilisées sur les images de radiothérapie dérivent de l'égalisation d'histogramme. Le déplacement d'histogramme est une des rares métho-

des employées par ailleurs. Les diverses études ont montré que pour donner de bons résultats, la modification d'histogramme doit être locale et sélective, c'est-à-dire être effectuée sur le fond et le champ séparément et que chaque pixel subisse sa propre transformation.

II.2.5.3.1 Techniques de base

L'**égalisation d'histogramme** [31][85][107][155][165] (**HE** : Histogram Equalization) rend l'histogramme le plus plat possible en l'étirant dans un intervalle défini. C'est un rehaussement global du contraste. Cette méthode n'est pas efficace sur des images avec une double exposition du fait de la limitation de l'étalement de l'histogramme due à la présence de deux pics distincts sur l'histogramme correspondant à la différence des moyennes des niveaux de gris de la grande exposition et de la simple exposition. L'égalisation d'histogramme donne des résultats médiocres au niveau des bords des champs qui deviennent flous car la transition entre le fond et le champ n'est plus aussi marquée.

Le **déplacement d'histogramme** [37][38] (**HS** : Histogram Shifting) est une transformation basée sur une modification locale de l'histogramme. Un masque de taille T est déplacé sur tous les points de l'image. Pour chacune de ses positions une nouvelle valeur du pixel central est calculée avec la formule (II - 30). La valeur T détermine le niveau de détail de l'image finale. Si le masque est petit, seul le bord des objets sera visible. Inversement, si le masque est grand, les contours dans les objets seront visibles. HS permet un rehaussement de contraste et/ou une détection de contour selon le choix des paramètres f et T. Des bandes claires apparaissent près des contours du champ. La minimisation de la création d'artefacts et de l'amplification du bruit dépendent du choix des paramètres. Par ailleurs, l'algorithme est rapide, efficace et applicable à des images réalisées avec une double exposition.

$$X'_{k,l} = X_{k,l} - [f \times \min(X_{i,j})] \qquad 0 < f < 1 \qquad \text{(II - 30)}$$

Avec :

$X_{k,l}$: la valeur originale du pixel du centre du masque,

$X'_{k,l}$: la nouvelle valeur du niveau de gris du pixel au centre du masque,

$\min(X_{i,j})$: la valeur minimum des pixels contenus dans le masque,

f : un facteur d'échelle qui détermine la longueur des translations,

- Si $f = 1$, le niveau de gris le plus bas aura une valeur égale à 0. Dans ce cas, il s'agira d'une détection de contours.
- Si f diminue, il y a un passage progressif de la détection de contours au rehaussement d'image.
- $f = 0.8$ est un bon compromis entre les détails du contour et le niveau de bruit.
- $f < 0.5$ modifie l'image.

II.2.5.3.2 Variantes adaptatives

La **modification locale d'histogramme** [85][103] (**LHM** : Local Histogram Modification) utilise HE sur une petite région autour de chaque point de l'image. Pour réduire le temps de calcul, les calculs ne sont pas effectués pour chaque point, et une interpolation permet d'obtenir l'image finale. Il en résulte un bon rehaussement du contraste mais aussi un temps de calcul très long.

L'**égalisation d'histogramme glissante** [103][104] (**MHE** : Moving Histogram Equalisation) utilise une bande, de la largeur de l'image, divisée en régions carrées déplacées sur l'image pixel par pixel. La transformation est calculée pour chaque pixel situé sur la ligne des centres par une interpolation linéaire entre les fonctions de répartition des deux régions les plus proches (Figure II 11 a). Les bords de l'image de largeur $J/2$ doivent être traités différemment. Le plus simple est d'utiliser la fonction de répartition de la région du point considéré pour la transformation. Cette transformation introduit moins de bruit que HE.

L'**égalisation d'histogramme adaptative** [139][155][165] (**AHE** : Adaptive Histogram Equalization) est une version interpolée de MHE. L'image est divisée en petites régions de taille J (Figure II 11 b). La transformation pour chaque point est calculée à partir de l'interpolation des fonctions de répartition

des quatre régions les plus proches du point considéré (Figure II 11 b). L'interpolation n'est pas réalisée dans les coins ni sur les bords de l'image. Les points des régions d'intérêt peuvent être pondérés de façon à ce que les points éloignés contribuent moins aux calculs [139]. Comme avec HE, la limite entre le fond et le champ est floue. Cette transformation est efficace mais elle amplifie le bruit, spécialement dans les régions où le contraste est faible. Elle introduit aussi des artefacts dus à l'interpolation et demande beaucoup de temps de calcul.

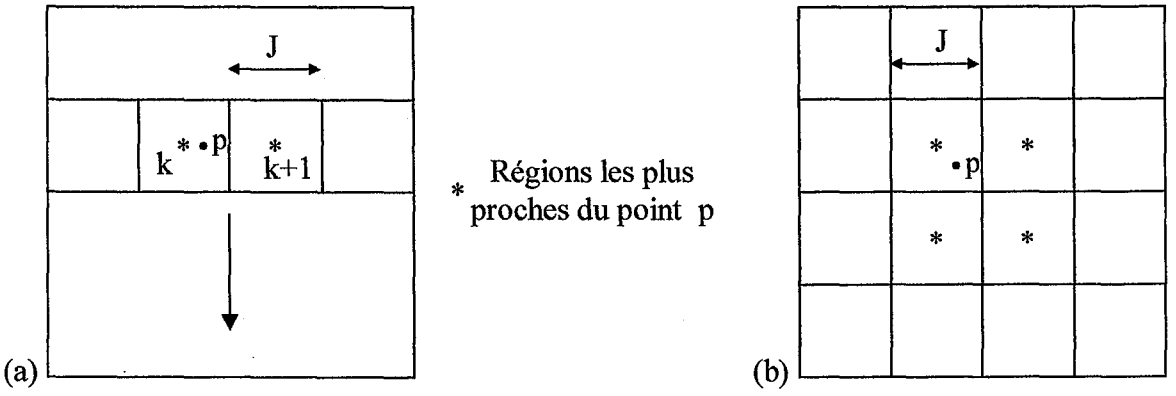


Figure II 11 : ***(a) MHE. (b) AHE***

L'**égalisation d'histogramme adaptative interpolée** [107] (**IAHE** : Interpolated Adaptive Histogram Equalisation), est une variante de AHE qui ne calcule la transformation que pour certains points de l'image. Les autres points sont interpolés. IAHE nécessite moins de temps de calcul que AHE.

L'**égalisation d'histogramme adaptative avec un contraste limité** [51][106][107][139][155][165] (**CLAHE** : Contrast Limited Adaptive Histogram Equalisation) est une autre variante de AHE permettant de limiter le contraste et ainsi de ne pas marquer les artefacts et le bruit de l'image initiale. Limiter le contraste, implique une limitation de la pente de la fonction de transformation des intensités, ou en d'autres termes, une limitation du nombre maximum de pixels pour un niveau de gris (hauteur de l'histogramme). Une limite c de 10 signifie que la différence entre les niveaux de gris de deux pixels dans l'image rehaussée n'est pas plus grande que 10 fois la différence entre les niveaux de gris dans l'image initiale. Si $c = 1$ alors il n'y a pratiquement pas de rehaussement [145]. En revanche, si $c = 5$, il y a un rehaussement du bruit [145]. Les images obtenues avec CLAHE sont un peu moins bruitées que celles obtenues avec AHE. Notons cependant, que la limitation du contraste limite aussi le rehaussement des structures anatomique. Les bords du champ sont toujours flous.

II.2.5.3.3 Variantes sélectives

L'**égalisation d'histogramme sélective** [37][179] (**SHE** : Selective Histogram Equalisation) applique HE séparément au champ et au fond, ce qui suppose une segmentation préalable des bords du champ. Dans [37] un prétraitement par SH ($f = 0.85$, masque 7×7) rend l'algorithme plus robuste. SHE donne de meilleurs résultats que AHE. L'algorithme est applicable à des images double exposition.

L'**égalisation d'histogramme adaptative et sélective avec un contraste limité** [106] (**Selective CLAHE** : Selective Contrast Limited Adaptive Histogram Equalisation) et l'**égalisation d'histogramme adaptative et sélective** [23][107] (**SAHE** : Selective Adaptive Histogram Equalisation) correspondent aux transformations CLAHE et AHE appliquées comme précédemment au fond et au champ séparément. Il est très intéressant de remarquer que SCLAHE permet l'utilisation de différents c selon les régions de l'image [71], ceci de façon à ne pas rehausser le fond (c=1), à rehausser légèrement la région des bords du champ ($1<c<3$) et à rehausser fortement le contenu du champ ($c>5$).

Les méthodes de modification d'histogramme sélectives donnent toutes des résultats très satisfaisants et éliminent le problème des bords flous du champ après traitement. Leur comparaison n'a pas encore été réalisée.

La Figure II 12 décrit les liens entre les variantes de l'égalisation d'histogramme que nous venons de présenter.

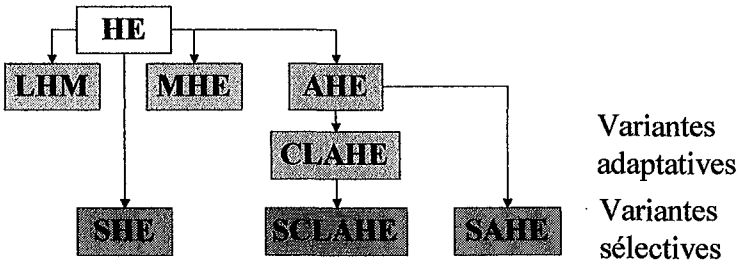


Figure II 12 : ***Arborescence des techniques basées sur l'égalisation d'histogramme.***

II.2.5.4 Accentuation des contours

Le **filtrage passe haut** [97][142] permet de faire ressortir les contours du reste de l'image en réduisant les basses fréquences. Le **Cache filtré** [97][142] (Unsharp masking) est un cas particulier de filtre passe haut. La différence entre l'image et sa version lissée est ajoutée à l'image originale. En conséquence, les régions de l'image ne contenant pas de contours saillants sont atténuées partiellement.

Le **Laplacien** [31][154] d'une image soustrait à l'image originale accentue également les contours.

Les contours dans les images portales ont été rehaussés à l'aide de filtres passe haut [85][104][119][120] et du cache filtré [111][155][180]. Cependant, il s'avère que le filtrage accentue le bruit dans les hautes fréquences. Etant donné le faible contraste et le haut niveau de bruit dans les images portales, selon l'utilisation de ce genre de traitement, il se peut que le bruit soit plus rehaussé que les points de contour recherchés.

II.2.6 Conclusion

Avant tout traitement, la distorsion dans les images doit être étudiée et une correction effectuée si nécessaire pour que les structures anatomiques et les bords du champ ne soient pas déformées et n'introduisent pas d'erreur lors des recalages.

En outre, nous pensons que la réduction du bruit et la restauration sont d'un intérêt majeur pour les images portales. La combinaison de ces traitements devrait permettre l'élimination du bruit et la restitution partielle du signal initial pour l'obtention une image de meilleure qualité. C'est pourquoi, une partie de notre étude porte sur le choix des méthodes de réduction du bruit et de restauration parmi toutes celles citées. Notre sélection des algorithmes de réduction du bruit à tester est très vaste car il nous semble que la plupart des méthodes que nous avons présentées pourraient donner de bons résultats sur nos images. Les seules contraintes étaient axées sur la simplicité des calculs effectués dans un temps raisonnable et ne nécessitant pas de connaissance a priori sur les contours. Pour ce qui est de la restauration, nous nous sommes volontairement limités aux techniques les plus simples et les plus connues, du fait de la qualité médiocre des images portales et du peu d'informations a priori disponibles.

Nous estimons par ailleurs, que le rehaussement des images dans le cadre de l'automatisation n'apporte pas d'amélioration significative de l'efficacité des traitements informatiques ultérieurs. De plus, nous avons pu constater que son utilisation peut parfois entraîner des dégradations des images.

II.3 Segmentation

Nous ne décrivons pas les diverses classes de segmentation dans cet état de l'art. Nous rappelons simplement les modèles existant de représentation des contours, puis nous situons et présentons les travaux effectués sur le thème de la segmentation pour la détection des bords du champ d'irradiation et la détection des structures anatomiques dans les images portales.

II.3.1 Modélisation des contours

La classification des modèles que nous adoptons ici reprend celle de Cocquerez *et al.* dans [31].

Les **modèles rigides** supposent une connaissance précise du contour recherché. Du fait de son manque d'adaptabilité, cette modélisation est sensible au bruit.

Les **modèles paramétriques** permettent une description des contours par des courbes ou des objets simples tels qu'un cercle, une ellipse, une droite, un arc de cercle etc. Ces figures simples sont identifiées par des fonctions paramétriques comme les équations de droite, de cercle ou encore les polynômes, les splines, etc. La transformée de Hough en est un exemple connu. L'espace des paramètres détermine les déformations possibles des modèles. L'application des modèles paramétriques déformables est limitée car la forme recherchée doit être bien définie et représentée par un ensemble de courbes gérées par un nombre réduit de paramètres. Ce type de modélisation est adapté à des cas simples et se prête donc mal aux images de radiothérapie contenant des formes anatomiques parfois complexes.

Les **modèles élastiques** caractérisent une forme arbitraire soumise à des contraintes de continuité et de régularité. Ces modèles sont déformés pour s'ajuster aux contours saillant de l'image situés à proximité de la position initiale du modèle. Les formes sont soumises à des forces d'attraction et aux contraintes de continuité et de régularité citées plus haut. Les contours actifs ou snakes [90] correspondent à ce type de modèles. Cette modélisation n'est pas envisageable sur les images de radiothérapie car les contours d'intérêt ne sont pas très visibles et leur position n'est pas connue.

Les **modèles stochastiques** sont définis par une fonction d'énergie (ou fonction coût) liée à une estimation bayesienne. Des mesures de probabilité de détection de l'objet recherché sont effectuées. Ces modèles permettent l'introduction de connaissance a priori sur les contours recherchés. Il s'agit en général de gabarits décrivant une forme globale ou une classe de forme par une image binaire soumise à une déformation régie de manière statistique par des paramètres [86]. L'évolution de la déformation des modèles est quantifiée par la fonction coût dont la minimisation conditionne la convergence vers une solution stable qui est l'objet recherché. Ces modèles permettent la description de tout type de forme. Malgré la nécessité d'une optimisation coûteuse en temps de calcul, les modèles stochastiques semblent être les mieux adaptés à nos images.

Une très grande partie des segmentations réalisées sur les images portales utilisent une approche contour locale, basée sur des détecteurs de contour ou la morphologie mathématique, que ce soit pour la détection du bord du champ ou la détection des structures anatomiques. Les seuls exemples d'approche région concernent le seuillage global. Aucun modèle de forme n'a été suggéré pour l'extraction des structures anatomiques.

II.3.2 Détection du bord du champ d'irradiation

Le gradient maximum dans la pénombre localise la variation d'intensité maximum qui correspond assez bien à l'isodose 50% définissant le bord du champ [107][117]. C'est pour cette raison que la majeure partie des méthodes proposées se base sur le calcul du gradient. En outre, l'extraction des bords du champ est une chose aisée dans la plupart des cas puisque ce sont des contours très marqués.

La détection des bords des champs implique une détection de contour et/ou une segmentation ainsi qu'un choix de description de ce champ.

II.3.2.1 Détecteurs de contour

Un certain nombre d'opérateurs courants ont été testés. Parmi eux, nous trouvons l'opérateur de Prewitt, l'opérateur de Sobel, l'opérateur de Deriche, le gradient morphologique et le chapeau mexicain.

L'opérateur de **Prewitt** [70] est un des premiers détecteurs de contour utilisant sur la méthode du gradient. Il dérive de la réponse impulsionnelle d'une fenêtre rectangle et est implanté à l'aide d'une con-

volution par masque. Prewitt est sensible au bruit.

L'opérateur de **Sobel** [18][37][190] est un filtre de type gradient à réponse impulsionnelle séparable. Il dérive de la réponse impulsionnelle d'une gaussienne. Comme l'opérateur de Prewitt, il est implanté à l'aide d'une convolution par masque et il est sensible au bruit.

L'opérateur de **Deriche** [179] est un filtre optimal de type gradient implanté de façon récursive. Un paramètre de réglage, α, permet de déterminer l'amplitude du lissage. Le filtre de Deriche est moins sensible au bruit que le filtre de Sobel.

Le **gradient morphologique** [179] n'est pas très sensible au bruit. Les éléments plus petits que l'élément structurant sont éliminés. Les contours sont extraits par la soustraction de l'image érodée et de l'image dilatée (Figure II 13). Cet algorithme est plus rapide que celui de Deriche et donne des résultats similaires.

Elément structurant : $\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$

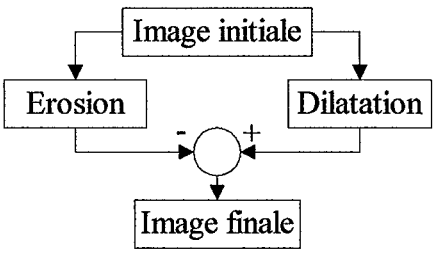


Figure II 13 : ***Gradient morphologique.***

Le masque de convolution du **chapeau mexicain** [51] est calculé à partir de la dérivée seconde d'une fonction gaussienne g d'écart type σ.



$$\nabla^2 g(x,y,\sigma) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^4}\right)\left(2 - \frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}\right) e^{-\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)} \qquad \text{(II - 31)}$$

La largeur de la région centrale de l'opérateur $S = 2\sqrt{2}\sigma$ doit correspondre à la largeur des bords du champ et la taille du masque doit être égale à $3S$ ou encore 8.5σ. Le contour se situe au niveau des passages par 0 de l'image résultante. Cet opérateur diminue le bruit et la réponse des structures anatomiques.

La plupart des opérateurs donnent des résultats semblables du fait de la mauvaise qualité des images. Ces résultats sont très satisfaisants pour l'extraction des contours des champs lorsque ces derniers ne sont pas dispersés dans le fond.

II.3.2.2 Segmentation

Le seuillage, la morphologie et la détection de contour sont à la base des techniques utilisées pour la segmentation des images de traitement.

La segmentation par **seuillage** proposée par Dong [45] est la seule, à notre connaissance, n'employant pas une approche contour. Le seuil peut être la valeur située au milieu de l'intervalle des valeurs pour lesquelles l'histogramme n'est pas nul. Il peut également être calculé à partir de la valeur moyenne et de l'écart type σ du pic représentant le champ d'irradiation en prenant seuil = moyenne - 3σ. L'image finale est un masque binaire. Le seuillage est performant quand les bords du champ sont bien délimités. Si en revanche, il y a dispersion du champ dans le fond il peut arriver que l'histogramme devienne inexploitable. Les erreurs dépassent rarement 2 pixels. L'utilisation du seuillage pour la détection du bord est moins bien adaptée aux images portales que les méthodes basées sur le calcul du gradient. Nous rappelons que les limites du champ correspondent au maximum du gradient dans la pénombre.

La segmentation par **seuillage** et **gradient maximum** est la plus employée [117][121]. La pénombre peut être localisée par une segmentation à partir de l'histogramme. Il en résulte que le calcul du gradient maximum peut se limiter à la région de la pénombre.

Une autre segmentation par seuillage et gradient maximum considère des **informations globales** puis **locales** [18] dans le but de détecter des contours diffus. Elle est effectuée en deux étapes. Tout d'abord, le fond et le champ sont identifiés par un seuillage d'histogramme. Les coordonnées du contour du champ sont alors gardées en mémoire. La deuxième étape consiste à ajuster le contour dans la direction du maximum de gradient local. La direction du gradient est donnée, ici, par la réponse la plus forte de 4 Sobels directionnels. Les lignes de longueur préfixée par une estimation de la largeur de la pénombre sont centrées sur les points du contour dans la direction du gradient calculé. Le pixel dont le gradient est le plus fort le long de la ligne et du même signe que la réponse du masque de Sobel sélectionné est un nouveau point de contour. Si les points de contour divergent pendant l'ajustement, ces points sont laissés de cotés et de nouveaux points sont insérés par interpolation linéaire. Ce phénomène peut se produire notamment au niveau des coins. Les performances de l'extraction des contours dépendent du point de départ.

Dans un autre esprit, Gluhchev [70] suit le maximum du gradient estimé par Prewitt dans un voisinage 3×3, puis une **correction des distorsions locales** du contour détecté est effectuée ensuite à l'aide du calcul de la courbure locale. Cette méthode évite l'obtention de contours très accidentés.

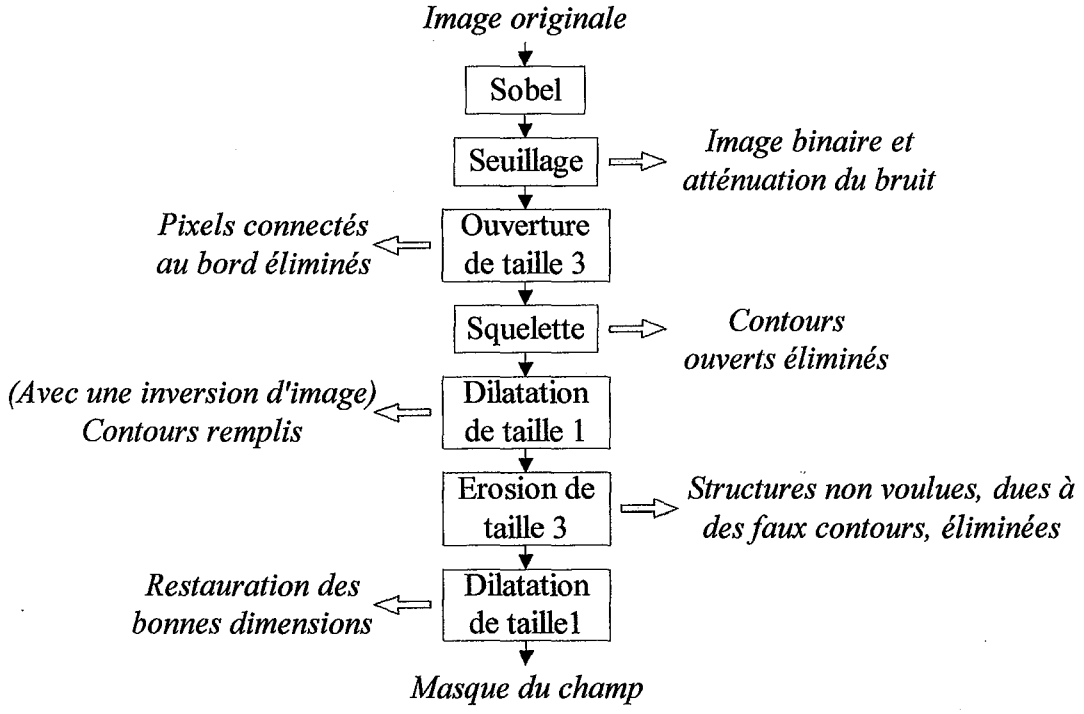


Figure II 14 : ***Segmentation par seuillage du gradient maximum et morphologie.***

Un dernier type de segmentation par **seuillage** du **gradient maximum** et **morphologie** consiste à réaliser des opérations de morphologie mathématique [37] sur une image binaire résultant d'une détection de contour suivie d'un seuillage (Figure II 14). Wang [179], quant à lui, cherche à optimiser le seuillage et non le traitement morphologique qui se résume à une simple ouverture. Le taux de champ correctement détecté par la technique de seuillage de Wang est pratiquement de 100% même si le champ est dispersé dans le fond. Ces algorithmes s'appliquent aussi bien aux images simple exposition que double exposition et fournissent un masque ou un ensemble de points de contour. Ces méthodes sont intéressantes dans le cas ou des structures anatomiques gênent la segmentation du bord du champ.

II.3.2.3 Description du champ

Le champ peut être décrit par des segments, un masque de la forme du champ ou un ensemble de points selon son utilisation ultérieure.

II.3.2.3.1 Description par des segments

Les moindres carrés, la transformée de Hough ainsi que le suivi de contour et le codage en chaîne ont été utilisés pour la création de droites ou de segments à partir des points de contours extraits par un détecteur de contour.

Les **moindres carrés** [121] donnent une estimation des paramètres des équations des droites ($y = ax+b$) décrivant le contour et définies par les coordonnées (f_x,f_y) du centre de gravité des N points de contour (x_i,y_i) et un angle ϕ. Les droites sont modélisées par l'équation $(y - f_y) = a(x - f_x)$, avec $b = 0$. L'estimation de a, notée $\hat{a}$, et l'angle ϕ sont calculés avec (II - 32). L'algorithme est sensible aux différences de densité dans l'image, et parfois, de faux points de contour nécessitent une correction manuelle. La description des bords devient imprécise quand la longueur des segments est inférieure à 3 cm. Les bords courbés ne peuvent être traités par cette méthode. L'incertitude est de ± 1 pixel.

$$\hat{a} = \left[\left(s_2^2 - s_1^2\right) + \sqrt{\left(s_2^2 - s_1^2\right)^2 + 4s_{12}^2} \right] / 2s_{12}, \quad \phi = \tan^{-1} \hat{a} \qquad \text{(II - 32)}$$

Avec :

$$s_1^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - f_x\right)^2, \; s_2^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - f_y)^2, \; s_{12} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - f_x\right)\left(y_i - f_y\right).$$

La **transformée de Hough** [190] a été utilisée pour de trouver les sous-ensembles de points formant des droites dans une image. La distance entre un point (x,y) et l'origine du repère (0,0) est appelée ρ et θ est l'angle entre la droite passant par (x,y) et l'horizontale. Un tableau enregistre le nombre de fois où on a θ_k et ρ_l en même temps. Nous obtenons alors le nombre de points des lignes d'angle θ_k et de distance ρ_l. Le tableau contient des informations utiles dans le cas de champs créés par un collimateur multilame, par exemple, car il n'est composé que de droites [190].

Un contour peut également être décrit par un point de départ et une chaîne de codes. Le **suivi de contour** et le **chaînage** [107] sont les dernières étapes de la segmentation après la détection de contour. Le point de départ est le point dont la réponse à la détection de contour est la plus forte. Le point suivant est le point dont la réponse est la plus forte parmi les trois pixels situés à gauche ou à droite, selon l'orientation du contour, autour de la direction perpendiculaire au gradient local. Cette opération est répétée jusqu'à ce que le contour soit fermé ou se recoupe. Il se peut que le contour soit discontinu si l'intensité des points est en dessous d'un certain seuil. Dans ce cas, le processus est recommencé depuis le début dans le sens opposé. Le contour ainsi obtenu est ensuite décomposé en segments. Les extrémités de ces segments sont les points où la déviation ou la courbure est maximum. Chaque segment est identifié par une régression linéaire à l'aide des moindres carrés adaptatifs. En général, le nombre de segments ne dépasse pas 40. Une correction consiste à vérifier qu'aucun point de contour n'a été oublié par l'algorithme de suivi de contour. Les points sont recherchés sur des lignes perpendiculaires au segment ou sur les bissectrices des angles. Si aucun point n'a d'intensité jugée significative alors le contour est correct. Sinon, les points détectés deviennent les bords d'un nouveau segment provisoire. Le suivi de contour et le codage est poursuivi tant que la connexion avec les segments fixes n'est pas réalisée. Dans 85% des cas l'emplacement des points de contour est déterminé avec une incertitude inférieure à 1 pixel. La distance moyenne d'un point calculé au point réel est de 0.36 pixel en dehors du champ. La correction permet la prise en compte de l'atténuation possible du faisceau dans le champ de traitement.

II.3.2.3.2 Description par un masque

Les champs définis à partir des segmentations par morphologie, ou par seuillage parfois, sont des masques représentant le champ lui-même [37][45][179].

II.3.2.3.3 Description par un ensemble de points

Le champ peut aussi être défini par les coordonnées des points de contour [21][43].

II.3.3 Détection des structures anatomiques

L'extraction des structures anatomiques pose problème du fait de la mauvaise qualité des images. Voici les opérateurs de détection de contour et d'extraction des structures qui donnent les meilleurs résultats.

II.3.3.1 Détection de contour et segmentation

Le **seuillage** est une segmentation globale de l'image. Dans le cas présent, l'image à seuiller résulte d'une détection de contour. Plusieurs calculs du seuil existent dans la littérature [51][65][135]. Après le seuillage il est parfois nécessaire de réduire encore le bruit par une ouverture, par exemple [65]. Cette méthode n'est pas efficace sur les images portales.

La réponse d'une **différence de deux gaussiennes** [51] a été testée sur des films de simulation et des films de traitement. Soit I l'image traitée, I' l'image résultante et $G(x,y,\sigma)$ une gaussienne d'écart type σ

$$I'(x,y) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) - G'(x,y,\sigma') * (G(x,y,\sigma) * I(x,y)) \qquad \text{(II - 33)}$$

La taille des masques de convolution reflète la largeur des structures à détecter. Parfois, peu de détails ont été détectés sur des films de traitement de mauvaise qualité.

Le **chapeau haute forme** ou **Top hat** [63][64][65][66] est une transformation morphologique sur une image f en niveau de gris. Cette transformation rehausse les figures de taille et de forme spécifiques. L'extraction des figures anatomique résultante n'est pas parfaite, il manque souvent des détails. Cet opérateur présente l'avantage de ne pas obtenir de réponse au bord du champ [62]. Il est parfois judicieux de lisser l'image avant la détection pour éliminer du bruit.

Le **noyau, cores** ou encore **Multiscale Medial Axis** (MMA) [55][56][57][65][66] fournit une information spatiale indiquant le centre de l'objet et une information dans l'espace des échelles caractérisant la largeur de l'objet (Figure II 15).

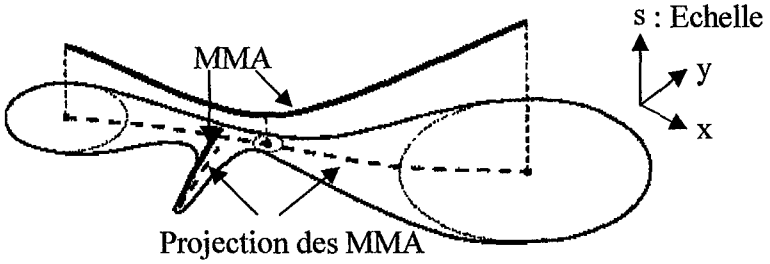


Figure II 15 : ***Exemple de MMA.***

Les MMA sont crées à partir des réponses des convolutions d'un Laplacien de gaussienne d'échelle croissante avec l'image originale I. L'échelle s est définie par la largeur de la gaussienne, notée G. En d'autres termes, un Laplacien est appliqué sur des images de plus en plus floues (Figure II 16). La mesure de la propriété d'un point (x,y) d'être au centre à une échelle donnée est calculée avec l'équation (II - 34). Le centre de l'objet, en 1 dimension, apparaît localement plat jusqu'à ce que l'échelle optimale, pour laquelle les deux bords se rencontrent, soit atteinte (Figure II 16).

$$R(x,y,s) = -s\nabla^2 G(x,y,s) * I(x,y) \qquad \text{(II - 34)}$$

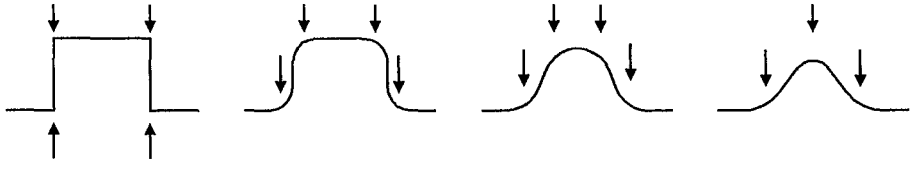


Figure II 16 : ***Effets de l'échelle sur les bords d'un objet.***

Les MMA sont déterminés pour chaque point de l'image en détectant les maxima locaux de la courbe définie par la variation de $R(x,y,s)$ selon l'échelle s. Ces maxima locaux correspondent aux échelles optimales en chaque point. Cette étape conduit à l'obtention d'une surface dans le repère définie par les directions x, y et s. Les MMA sont ensuite formés par un suivi de ligne de crête effectué sur la surface. Leur projection sur le plan x-y correspond au milieu de l'objet ou encore à son squelette. Une amélioration proposée par Fritsch [55] consiste à limiter les effets du flou afin d'éviter les interférences entre les objets dont la séparation devient de moins en moins visible. Pour cela, le lissage des contours doit être limité à travers les bords estimés des objets. Les MMA sont invariants aux translations, aux rotations et aux changements d'échelle d'une figure. Ils sont donc robustes et possèdent trois propriétés importantes qui sont leur faible densité dans l'espace des échelles, leur sensibilité à la forme des objets et leur capacité à résumer une forme. Ils ignorent les détails de variation, ils ne sont donc pas sensibles au bruit, aux contours flous et aux variations du contraste des contours. Pour des images portales de faible contraste, les résultats obtenus, bien que de nature différente de celle obtenus avec le chapeau haute forme, peuvent être considérés comme meilleurs du point de vue de l'information disponible sur les structures anatomiques.

II.3.3.2 Description des structures anatomiques

Généralement, les structures anatomiques sont représentées par un ensemble de points. Dans [8], Balter a proposé de décrire les structures, extraites manuellement, par des courbes ouvertes. La courbure est calculée en chaque point des différentes courbes. Les paires de courbes, représentant une même structure sur les images de traitement et de référence, sont ensuite échantillonnées sur des intervalles uniformes à partir des régions qui leur sont communes [132].

II.3.4 Conclusion

L'extraction des bords des champs est relativement aisée. Aucune correction n'est nécessaire quand il n'y a pas de dispersion et quand aucune structure plus marquée que le bord du champ ne le traverse. Les images que nous traitons pour la radiothérapie conformationnelle de la prostate sont de ce type. Pour les travaux présentés dans ce mémoire, nous ne réaliserons donc pas de correction. Parmi les solutions exposées dans la littérature, le simple suivi du gradient maximum correspond le mieux à la définition physique du bord.

En revanche, aucune méthode d'extraction des figures anatomiques n'est efficace. Il manque souvent des détails et le bruit crée de nombreux artefacts. Cette étape est l'obstacle le plus important à l'automatisation complète de la vérification de la position des patients. Les logiciels commercialisés actuellement, ou en cours de développement, nécessitent une correction manuelle des structures extraites automatiquement, voire une délimitation manuelle [10][163][164][173][176]. Ils sont semi automatiques.

L'exploitation automatique des images portales nécessite l'incorporation de connaissance a priori sur les formes recherchées afin de nettoyer l'image segmentée du champ. Nous considérons qu'il est possible de définir, pour une localisation donnée du traitement, un modèle générique des formes apparentes et susceptibles d'être visible à la fois sur les images de référence et sur les images de traitement. Il nous semble plus adéquat d'optimiser l'élimination des segments grâce à la connaissance a priori que d'optimiser l'extraction des contours. La connaissance précise de la forme pour un patient est recherchée dans l'image de référence à l'aide d'une déformation du modèle générique puis utilisée sur les images de traitement. Nous connaissons la forme approximative des os qui est parfois complexe. De plus, la position initiale du contour n'est pas connue et l'image contient un grand nombre de structures. Nous avons opté pour une modélisation par des gabarits car elle ne nécessite pas de connaissance sur la position du contour, contrairement aux contours actifs, et elle permet une plus grande complexité des formes et des déformations que les modèles paramétriques. La modélisation par gabarit est bien adaptée à la reconnaissance de structures complexes dont la forme peut varier d'une image à l'autre tout en restant globalement semblable.

II.4 Recalage

Deux stratégies ont été employées, dans la littérature, pour le calcul des transformations liées au positionnement du champ d'irradiation et à la vérification de la position du patient. La première consiste à recaler les bords des champs puis les structures anatomiques. Inversement, la seconde considère d'abord le recalage des structures anatomiques qui est alors suivi d'un contrôle des bords des champs.

Le recalage des images permet de détecter les erreurs de forme et de position du champ par rapport aux structures anatomiques du patient. La plupart des méthodes de recalage nécessitent un repérage manuel des objets à recaler car leur extraction reste un problème difficile à résoudre.

Avant de décrire les méthodes de positionnement et de vérification du champ, puis de vérification du positionnement du patient, un premier paragraphe donnera une idée générale du recalage d'image.

II.4.1 Techniques de base utilisées en recalage d'image

Un certain nombre d'état de l'art récents ont été réalisés sur le recalage [54][159][172], et notamment lors d'une étude précédente dans notre laboratoire [158]. Nous nous sommes basés sur ces divers travaux pour l'étude des techniques de recalage. Nous donnons ici un aperçu des diverses catégories de méthodes pouvant être rencontrées dans la littérature.

Des domaines d'application du recalage sont la fusion d'images multimodales, la reconnaissance de forme, le suivi de cible, la mise en correspondance et la mesure du positionnement d'objets.

Le recalage peut être défini par un certain nombre de critères ou hypothèses de base [172] brièvement décrits dans la suite (II.4.1.1). Les techniques de recalage dépendent principalement des objets à recaler. Les critères de recalage sur lesquels s'appuient les méthodes varient selon les primitives utilisées. Les critères proposés dans la littérature sont regroupés dans la section (II.4.1.2). Nous dénombrons quatre types de recalage possibles : le recalage d'ensembles de points, le recalage d'une figure sur une image, le recalage de surfaces, ou encore le recalage d'images en niveaux de gris. En d'autres termes, sont recalés, soit des images originales en niveaux de gris, soit des images traitées pour en extraire l'information utile, soit des objets contenus dans l'image.

Par ailleurs, le recalage est très souvent associé à des méthodes d'optimisation, auxquelles nous consacrons une troisième partie.

II.4.1.1 Hypothèses de recalage

Le premier critère est la **dimension** de l'espace considéré. Les recalages en 2D et en 3D sont les plus fréquents. Les images portales sont en 2D, les recalages des images de radiothérapie possibles sont donc entre 2 images en 2D ou une image en 2D et une image scanner en 3D.

La notion de domaine et de rigidité des transformations est importante. Une transformation peut être **globale** ou **locale** et autoriser plus ou moins de **déformation** ou être **rigide**. Nous ne considérons pas les recalages déformables car ils n'apparaissent pas utiles dans le cadre de la comparaison des images de radiothérapie. Les déformations dues aux rotations hors-plan peuvent être prises en compte de manière différente comme nous le verrons dans la partie (II.4.3).

La détermination des paramètres de cette transformation peut être **directe** ou **optimisée**. La détermination directe des paramètres est parfois possible si l'on dispose d'un système d'équations liant les ensembles à recaler. Dans les autres cas, la détermination optimisée fait appel comme son nom l'indique à un algorithme d'optimisation ou alors à une recherche exhaustive où toutes les valeurs des paramètres sont testées pour déterminer le meilleur résultat. Souvent, la méthode exhaustive n'est pas envisageable du fait de la taille importante de l'espace de variation des paramètres, ce qui est le cas pour nous.

Les interactions possibles de l'utilisateur représentent également un critère. Le recalage est soit **inter-**

actif, soit **semi-automatique**, soit **automatique**. La plupart des méthodes utilisées pour les images de radiothérapie nécessitent l'extraction manuelle des structures anatomiques, elles sont donc semi-automatiques. En revanche, les méthodes basées sur les images en niveau de gris sont souvent automatiques. Néanmoins, certaines méthodes requièrent une détermination manuelle des zones d'intérêt.

II.4.1.2 Critères de recalage

Les techniques reposant sur une segmentation utilisent des critères de mise en correspondance de points de surface ou de volume. D'autres critères ont été élaborés pour les méthodes utilisant toute l'information portée par les images. Parmi ces critères nous trouvons

- La recherche du point le plus proche.
- La minimisation de la distance entre deux objets.
- La maximisation de l'aire d'intersection de surfaces.
- L'alignement des axes d'inertie.
- La maximisation de l'information mutuelle.
- La minimisation de la variance des rapports d'intensité.
- La minimisation du critère des moindres carrés.
- La corrélation dans le domaine spatial et dans le domaine de Fourier.
- La minimisation de la dispersion de l'histogramme joint.
- L'utilisation de transformée en distance.
- Les critères bayesiens.
- La minimisation des mesures fondées sur la matrice de cooccurrence.

II.4.1.3 Techniques de recalage

Nous présentons les techniques les plus courantes pour les quatre types de recalage possibles.

II.4.1.3.1 Recalage d'ensembles de points

Les ensembles peuvent être constitués de points dissociés ou de segments. En général, les méthodes utilisant le recalage de paires de points ne prennent pas en compte les changements de forme. Les déformations des structures contenues dans l'image, introduites par des rotations hors plan par exemple, vont entraîner des erreurs de recalage.

Les **moindres carrés** donnent une estimation (II - 36) directe des paramètres de recalage contenus dans une matrice X, connaissant les coordonnées des N points à recaler dans la première image (r_{xi}, r_{yi}) et dans la second image (p_{xi}, p_{yi}) contenus dans une matrice Y. La matrice A (II - 35) est la matrice de passage entre les coordonnées des points à recaler dans les deux images.

$$Y(p_i) = A(r_i)X \qquad \text{(II - 35)}$$

$$\hat{X} = \left(A^T A\right)^{-1} A^T Y \qquad \text{(II - 36)}$$

La variance de chaque paramètre $(s_1^2,\ldots,s_n^2)$ est déterminée par la matrice de variance - covariance C :

$$C = \begin{pmatrix} s_1^2 & * & * & * \\ * & s_2^2 & * & * \\ * & * & \ddots & * \\ * & * & * & s_n^2 \end{pmatrix} = \sigma_p^2 \left(A^T A\right)^{-1} \qquad \text{(II - 37)}$$

Où une estimation de la variance σ_p^2 est $s_p^2 = \dfrac{\|AX - Y\|^2}{(2N - n)}$, n étant le nombre de paramètres.

Un **calcul sur les ensembles** peut également fournir une estimation directe des paramètres de recalage. L'ensemble des N points issus de la première image (r_{xi}, r_{yi}) est noté A et de même l'ensemble des N points issus de la seconde image (p_{xi}, p_{yi}) est noté B. Les translations sont calculées à partir de la différence de position des centres de masse des deux ensembles. La rotation R dans le plan est déterminée à l'aide des ensembles A et B centrés par rapport à leur centre de masse :

$$UV^T = R^{-1} \qquad \text{(II - 38)}$$

Avec :

$A = \begin{pmatrix} x_{1_1} & y_{1_1} \\ \vdots & \vdots \\ x_{1_N} & y_{1_N} \end{pmatrix}$, la matrice B est obtenue de la même manière,

U et V : les vecteurs propres de $B^T A$.

Les **changements de repères 2D ou 3D** peuvent être utilisés pour calculer les paramètres de recalage recherchés.

La **reconstruction 3D** à partir de deux plans est souvent employée avec les images contenant des marqueurs.

II.4.1.3.2 Recalage d'une figure sur une image

"Chamfer matching" est une technique de recalage d'une figure sur une image. La qualité du recalage est déterminée par une fonction coût. Le coût est minimal lorsque la figure est alignée au mieux avec la figure correspondante dans l'image. Pour extraire les figures de l'image, il est possible d'utiliser un codage des distances des points de l'image à la figure la plus proche. Le codage est souvent réalisé de sorte que chaque point ait une valeur de niveau de gris linéairement proportionnelle à la distance de la figure la plus proche. Le niveau de gris 0 correspond à la figure [26]. Le minimum global de la fonction coût est souvent déterminé par la méthode du simplexe [134] avec une estimation préalable des paramètres de recalage. Cette méthode consiste à déplacer, étirer ou contracter une figure de base, recherchée dans l'image, de M+1 points dans un espace à M dimensions jusqu'à ce que la fonction coût soit minimum. Les déplacements se font dans une petite région autour du point de départ, d'où la nécessité d'une estimation du déplacement du champ. Cette méthode est efficace, et peu sensible aux erreurs de segmentation des objets du recalage.

II.4.1.3.3 Recalage de surfaces ou de volumes

La minimisation d'un **critère de distance** entre deux surfaces permet leur recalage. La distance peut être définie par l'intersection de la droite passant par le centre de gravité de la surface de référence avec la surface à recaler. Les surfaces sont parfois réduites aux lignes de crêtes pour minimiser les temps de calcul. Cette méthode ne s'applique pas à la comparaison d'images de modalité différente.

Soit M^{ij} le **moment** centré normalisé d'ordre $i + j$ et $(x\ ,\ y)$ les coordonnées des points de la surface, avec $\bar{u}$ et $\bar{v}$ les coordonnées du centre de masse de la surface :

$$M^{ij} = \frac{\iint (x-\bar{u})^i (y-\bar{v})^j \, dxdy}{\iint dxdy} \qquad \text{(II - 39)}$$

Les moments d'un volume peuvent être définis d'une manière similaire. Le calcul des paramètres du recalage s'appuie sur l'invariance des moments centrés normalisés. Le moment normalisé est invariant par rapport à l'échelle. Le moment centré est invariant par rapport aux translations. La somme des moments d'ordre 2 est invariants par rapport aux rotations. Les translations sont mesurées par le décalage des centres de gravités des masques. L'échelle et la rotation sont calculés à partir des valeurs propres λ_k (II - 41) de la matrice du moment d'inertie MI (II - 40) et des angles formés par les vecteurs propres avec l'horizontale θ_k (II - 42). Ces méthodes ne permettent pas le recalage de formes symétriques. De plus, le calcul des angles est sensible aux erreurs de segmentation et les occultations ne sont pas permises.

$$\mathrm{MI} = \begin{bmatrix} M^{20} & M^{11} \\ M^{11} & M^{02} \end{bmatrix} \qquad \text{(II - 40)}$$

$$\lambda_k = \frac{1}{2}\left[M_k^{20} + M_k^{02} + \sqrt{\left(M_k^{20} - M_k^{02}\right)^2 + 4\left(M_k^{11}\right)^2} \right] \qquad \text{(II - 41)}$$

$$\theta_k = \arctan\left(\frac{M_k^{02} - M_k^{20} + \sqrt{\left(M_k^{20} - M_k^{02}\right)^2 + 4\left(M_k^{11}\right)^2}}{2M_k^{11}}\right) \quad \text{(II - 42)}$$

Avec :
$k = 1$ pour l'image de référence et $k = 2$ pour l'image de traitement.

II.4.1.3.4 Recalage d'images en niveaux de gris

Les méthodes utilisant la valeur des niveaux de gris permettent d'éviter la segmentation des images, mais des pixels sont souvent très sensibles aux variations entre les images. Par exemple, un petit changement d'éclairage ou une variation de forme des objets peuvent rendre le recalage de deux scènes impossible.

Les méthodes les plus simples, mais aussi les moins robustes au bruit et aux variations entre les images, mesurent une **combinaison des différences d'intensité** de pixel à pixel dans l'image de référence et l'image à recaler.

L'**analyse de Fourier** peut être appliquée à deux versions d'un même signal. Le recalage est fondé sur les propriétés de la transformée de Fourier pour ramener le problème de la transformation spatiale à un problème plus simple de transformation fréquentielle. La transformée conserve les rotations, transforme les translations en un déphasage fréquentiel et inverse le facteur d'échelle. Dans [158], il a été montré que la technique ne donnait pas de bons résultats sur les images portales.

La **corrélation** mesure la similitude entre les régions de deux images f et g. Le calcul de la corrélation ne peut pas être réalisé entre deux images de modalité différente du fait de la différence d'apparence. La Figure II 17 montre les principes de la corrélation. Pour chaque position (a,b) de la fenêtre d'intérêt déplacée sur toute l'image, le coefficient de corrélation $c(a,b)$ est mesuré (II - 43). Ce coefficient est maximum lorsque la position est optimale. Le coefficient $c_N(a,b)$ est la fonction de corrélation normalisée, c'est-à-dire que quand $c_N(a,b)=1$ la corrélation est parfaite. Le coefficient de corrélation est sensible au bruit.

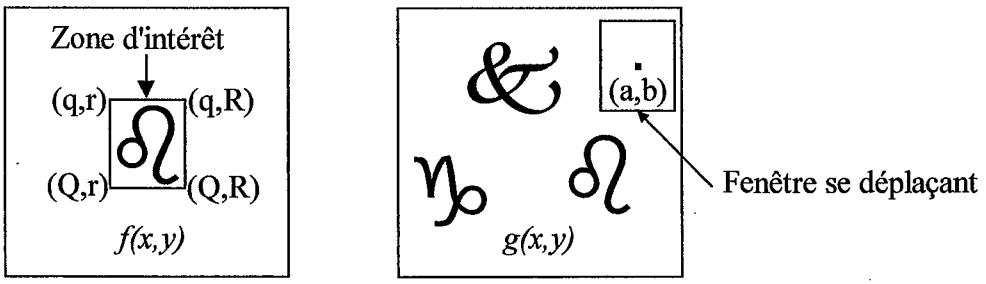


Figure II 17 : *Principe de la corrélation.*

$$c(a,b) = \sum_{x=q}^{Q}\sum_{y=r}^{R}\left[f(x,y) \times g(a+x,b+y)\right], \; c_N(a,b) = \frac{c(a,b)}{\sqrt{\sum_{x=q}^{Q}\sum_{y=r}^{R} f^2(x,y) \times \sum_{x=q}^{Q}\sum_{y=r}^{R} g^2(a+x,b+y)}} \quad \text{(II - 43)}$$

La **corrélation croisée** donne de meilleurs résultats que le simple calcul du coefficient de corrélation. Elle prend en compte les rotations dans les calculs. De plus, le **coefficient de corrélation linéaire** est insensible aux changements de brillance entre les deux images. Soit $c(T_x,T_y,\gamma)$ le coefficient de corrélation linéaire :

$$c(T_x,T_y,\gamma) = \frac{\sum_{x,y \in RI'}\left[g(x+T_x,y+T_y,\gamma) - \bar{g}\right]\left[f(x,y) - \bar{f}\right]}{\sqrt{\left[\sum_{x,y \in RI'}\left[g(x+T_x,y+T_y,\gamma) - \bar{g}\right]^2\right]\left[\sum_{x,y \in RI'}\left[f(x,y) - \bar{f}\right]^2\right]}} \quad \text{(II - 44)}$$

Avec :
T_x, T_y et γ : les translations et la rotation de la fenêtre nécessaire au recalage transformant la région d'intérêt (RI) en RI',
$\bar{f}$ et $\bar{g}$: les niveaux de gris moyens dans les régions d'intérêt de l'image de référence et de l'image de traitement.

Une autre mesure de similarité est l'**information mutuelle**. C'est une mesure statistique basée sur des fonctions entropie, notée *MI* (II - 45) qu'il faut maximiser. L'entropie d'une variable aléatoire X est donnée par (II - 46) et l'entropie conjointe de deux variables est donnée par (II - 47). Les densités de probabilité p_X et $p_{X,Y}$ sont estimées par la fenêtre de Parzen qui utilise une superposition de fonctions gaussienne centrées sur un ensemble $a=\{x_1,\ldots,x_N\}$ de N échantillons de la variable aléatoire, selon les formules (II - 48) et (II - 49). Le nombre d'échantillons N et ψ doivent être optimisés selon l'application.

$$MI(T) = H[f(x)] + H[g(T(x))] - H[f(x), g(T(x))] \quad \text{(II - 45)}$$

$$H[X] = -\int_{-\infty}^{+\infty} p_X(x).\log[p_X(x)]dx \quad \text{(II - 46)}$$

$$H[X,Y] = -\int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} p_{X,Y}(x,y).\log[p_{X,Y}(x,y)]dx.dy \quad \text{(II - 47)}$$

$$p_X(x,a) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} g_\psi(x - x_i) \text{ et } g_\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\psi}} e^{-\frac{x^2}{2\psi^2}} \quad \text{(II - 48)}$$

$$p_{X,Y}(x,y,a) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} g_\psi[(x,y) - (x_i,y_i)] \text{ et } g_\psi(x) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\psi|}} e^{-\frac{1}{2}[x\,y]^T \psi^{-1}[x\,y]} \quad \text{(II - 49)}$$

avec :
T : la transformation permettant le recalage,
p_X : la densité de probabilité de la variable aléatoire X,
$p_{X,Y}$: la densité de probabilité jointe des variables aléatoires X et Y,
$p_X(x,a)$: la densité de probabilité de la variable aléatoire X, estimée sur l'ensemble a des N échantillons,
$p_{x,y}(x,y,a)$: la densité de probabilité des variables aléatoires X et Y, estimée sur l'ensemble a des N échantillons,
ψ : la matrice diagonale variance – covariance qui en une dimension correspond à la variance de la gaussienne g,
$|\psi|$: le déterminant de la matrice variance – covariance ψ.

Un certain nombre de mesures de similarité, tel que le **rapport de corrélation** η^2 (II - 50), peuvent également être déduites de l'**histogramme joint** [159]. Cet histogramme est une représentation en trois dimensions du nombre de pixels par paire de niveaux de gris définie par la superposition des 2 images, selon les niveaux de gris dans les deux images. Quand les deux images correspondent exactement, l'histogramme forme une diagonale. Il s'agit bien entendu du cas monodimensionnel. Pour des images multimodales la forme est quelconque. Cependant, plus le recalage est bon, moins l'histogramme est dispersé. Une mesure d'entropie permet d'évaluer la dispersion. L'information mutuelle peut être déduite de l'histogramme joint, mais l'estimation des densités de probabilité est moins robuste qu'avec les fenêtres de Parzen.

$$\eta^2(f|g) = \frac{\text{var}(f) - \text{var}(E[f|G])}{\text{var}(f)} \quad \text{(II - 50)}$$

Avec :
Var(f) : la variance de la distribution des niveaux de gris dans l'image f, donnée par son histogramme.

$E[f|G]$: l'espérance de l'histogramme joint des images f et g pour un niveau de gris donné G de g.

II.4.1.4 Optimisation

L'optimisation est souvent employée pour estimer les valeurs des paramètres de recalage. Il existe deux catégories de méthodes d'optimisation. La première regroupe les algorithmes basés sur les dérivées de la fonction à optimiser. La seconde correspond aux techniques ne nécessitant pas le calcul des dérivées. En outre, les algorithmes peuvent être déterministes ou stochastiques. Les algorithmes stochastiques tendent à être utilisés de plus en plus car ils permettent d'éviter les maxima ou minima locaux par des calculs aléatoires. Ces calculs peuvent porter par exemple, sur l'initialisation des solutions, la création de nouvelles solutions ou encore le choix des données utilisées pour l'optimisation des paramètres.

II.4.1.4.1 Méthodes avec calcul des dérivées

La méthode du **gradient** est la plus simple. L'optimisation est réalisée de manière itérative à partir du gradient de la fonction coût. La méthode de **Newton** plus performante utilise la dérivée seconde par l'intermédiaire du Hessien, en plus du gradient.

Il existe des variantes et des améliorations de ces algorithmes de base que nous mentionnerons simplement comme quasi-Newton, le gradient conjugué et le gradient stochastique.

Ces méthodes sont limitées par la nécessité de disposer d'une fonction coût dérivable. Cependant, si les dérivées peuvent être calculées alors ces méthodes doivent être privilégiées car elles sont plus performantes que les méthodes n'utilisant pas les dérivées.

II.4.1.4.2 Méthodes sans calcul des dérivées

Les techniques déterministes les plus connues sont le simplexe et Powell. Parmi les méthodes stochastiques nous citerons le recuit simulé et les algorithmes génétiques.

La méthode du **simplexe** consiste à déplacer, étirer ou contracter une figure de base de M+1 points dans l'espace des paramètres à M dimensions jusqu'à ce que la fonction coût soit minimum. Les déplacements se font dans une petite région autour du point de départ, d'où la nécessité d'une estimation préalable des paramètres. L'algorithme du simplexe est facilement programmable mais sa convergence peut s'avérer longue parfois. Cependant, si la solution peut être estimée de manière assez proche de la solution optimale afin d'éviter des minima locaux, le simplexe doit être choisi.

L'algorithme de **Powell** effectue une succession de minimisations monodimensionnelles selon un ensemble de directions prédéfinies. L'algorithme de Brent est utilisé à chaque itération pour déterminer le minimum dans la direction courante. Ce dernier considère la fonction à optimiser comme convexe et pouvant être approchée par une parabole. Ainsi, en utilisant trois points ordonnés de telle manière que le second point représente une valeur du critère inférieur aux deux autres, une parabole est calculée et le prochain point évalué correspond à son minimum. L'algorithme de Powell est souvent considéré comme plus rapide et plus performant que le simplexe.

Le **recuit simulé** est une méthode stochastique inspirée de la thermodynamique. Le refroidissement lent d'un métal entraîne une diminution de la mobilité des molécules jusqu'à atteindre un état d'équilibre correspondant à un minimum global. La notion de température est employée dans cet algorithme. Plus la température diminue au cours des itérations, plus la recherche de la solution devient locale. Il est possible de sortir d'un minimum local car les solutions les moins bonnes ne sont pas systématiquement écartées.

Les **algorithmes génétiques** [123] simulent l'évolution génétique d'une population de solutions jusqu'à l'obtention d'une solution optimale. Des fonctions de sélection, de mutation et de croisement sont modélisées. La population initiale est calculée de manière aléatoire. Ce sont des algorithmes totalement stochastiques. Pour des fonctions coût difficiles à optimiser, comme des fonctions non continues et

possédant des maxima locaux nombreux, nous pensons que les algorithmes génétiques peuvent donner de meilleurs résultats que le recuit simulé car ils sont totalement stochastiques.

II.4.2 Positionnement du champ et vérification de sa forme

Le recalage du champ de l'image portale sur l'image de référence est une étape indispensable pour la comparaison des images. Il doit être le plus précis possible car il détermine le repère commun qui servira de base à tous les calculs. Les objets du recalage peuvent être les contours du champ ou un masque de la forme du champ. Les repères anatomiques bien qu'employés dans certains cas semblent peu appropriés car ils entraînent des incertitudes plus grandes liées à la position de ces repères. En effet, comme indiqué précédemment, l'extraction des bords du champ est plus précise que l'extraction des structures anatomiques.

Nous rappelons que les paramètres de recalage des bords des champs sont la rotation θ, les translations en x et en y t_x et t_y, et l'échelle λ. Ces notations sont reprises dans toute cette partie (II.4.2).

II.4.2.1 Recalage des structures anatomiques ou/et des points de repère

Les moindres carrés ou des calculs sur les ensembles ont été proposés pour le recalage des structures anatomiques. Ces méthodes ne concernent que l'alignement des champs.

Les **Moindres carrés** [121] permettent de calculer θ, t_x, t_y, λ à partir des coordonnées des N points constituant les figures anatomiques dans les images de simulation et de traitement (s_{x_i}, s_{y_i}) et (p_{x_i}, p_{y_i}) respectivement.

$$\begin{pmatrix} \hat{p}_{x_1} \\ \hat{p}_{y_1} \\ \hat{p}_{x_2} \\ \hat{p}_{y_2} \\ \vdots \\ \hat{p}_{x_N} \\ \hat{p}_{y_N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{x_1} & -s_{y_1} & 1 & 0 \\ s_{y_1} & s_{x_1} & 0 & 1 \\ s_{x_2} & -s_{y_2} & 1 & 0 \\ s_{y_2} & s_{x_2} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_{x_N} & -s_{y_N} & 1 & 0 \\ s_{y_N} & s_{x_N} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{m}_1 \\ \hat{m}_2 \\ \hat{t}_x \\ \hat{t}_y \end{pmatrix}, \quad \lambda = \sqrt{m_1^2 + m_2^2} \text{ et } \theta = \tan^{-1}\frac{m_1}{m_2}. \qquad \text{(II - 51)}$$

$$Y \quad = \quad A \quad X$$

L'incertitude diminue avec l'augmentation du nombre de points mais surtout avec une meilleure dispersion de ces points dans l'image. De plus, la précision du recalage dépend de l'incertitude de la position des points.

Le **calcul** des transformations sur les **ensembles** [43] des N points de repère $P_{1i} = (x_{1i}, y_{1i})$ et $P_{2i} = (x_{2i}, y_{2i})$ de l'image de simulation et de l'image portale, respectivement, est donné par (II - 52). Si les points sont bien répartis dans l'image, leur nombre n'est pas très important.

$$t_x = C_{x_2} - C_{x_1},\ t_y = C_{y_2} - C_{y_1},\ \lambda = \frac{\sum_{i=1}^{N} \rho_{1_i} \rho_{2_i}}{\sum_{i=1}^{N} \rho_{2_i} \rho_{2_i}},\ R(\theta)^{-1} = UV^T \qquad \text{(II - 52)}$$

Avec :

C_i : le centre de masse de l'ensemble j. Lorsque i=1, il s'agit des points du contour de référence, et lorsque i=2, il s'agit des points du contour de traitement,

ρ_{j_i} : la distance entre le point P_{j_i} et le centre de masse de C_j, i=1,2; j=1,2,...,N,

U et V : les vecteurs propres de $P_2^T P_1$.

Ces méthodes basées sur le recalage des structures anatomiques et des points de repère ne sont pas adaptées à la création d'un repère commun entre les champs de référence et de traitement. Les résultats dépendent directement des points à recaler et sont par conséquent incertains.

II.4.2.2 Recalage de masques binaires

La technique des moments est employée dans le cas de l'utilisation de masques.

Une des méthodes décrites fait appel au **moment d'inertie** [179] afin de déterminer l'orientation et la localisation du champ de traitement par rapport au champ de référence à l'aide des angles principaux d'inertie des deux images calculés à partir la matrice d'inertie, θ_1 et θ_2, et des valeurs propres correspondantes, λ_1 et λ_2 (II - 53). La méthode est plus précise quand elle est utilisée avec un masque qu'avec le contour du champ. S'il y a des différences de forme entre les deux images testées l'algorithme ne donnera pas de bons résultats. Cela signifie cependant que les bords ne sont pas les mêmes. Pour les formes symétriques les résultats ne sont pas non plus satisfaisants.

$$t=\begin{pmatrix}\bar{u}_1-\bar{u}_2\\ \bar{v}_1-\bar{v}_2\end{pmatrix},\ R=\begin{pmatrix}\cos(\theta_1-\theta_2) & \sin(\theta_1-\theta_2)\\ -\sin(\theta_1-\theta_2) & \cos(\theta_1-\theta_2)\end{pmatrix},\ \lambda=\sqrt{\frac{\lambda_2}{\lambda_1}} \qquad \text{(II - 53)}$$

Avec :
$(\bar{u}_1,\bar{v}_1)$ et $(\bar{u}_2,\bar{v}_2)$: les coordonnées des centres de gravité des masques des champs de référence et de traitement

L'association entre les **moments** et la **corrélation** dans [45][109] est une variante plus élaborée de la méthode du moment d'inertie. Une première étape consiste à aligner les centres de gravités des deux masques grâce à une translation comme précédemment, et une deuxième à calculer le facteur d'échelle λ à partir des moments d'ordre 0 M_1^{00} et M_2^{00}, c'est-à-dire les aires des masques :

$$\lambda=\sqrt{M_2^{00}/M_1^{00}} \qquad \text{(II - 54)}$$

L'angle θ est déterminé par le maximum d'une fonction de corrélation $c(\theta)$ (II - 55) calculée à partir des moments centrés normalisés du masque du champ de référence $\left(\mu_{norm}^{ij}\right)_1$ et du masque du champ de traitement tourné de l'angle θ $\left(\mu_{norm}^{ij}(\theta)\right)_2$. Le maximum de la fonction de corrélation normalisée détermine le bon angle de recalage. S'il n'y a pas de changement de forme entre les deux champs, $c(\theta)$=1. Au-dessous d'une valeur seuil, on peut dire qu'il y a une différence de forme entre les deux champs. La précision est respectivement de 0.5 mm, 0.4% et 0.5°, pour la détection des translations, des variations d'échelle et des rotations. Cette méthode permet de détecter des variations de forme de 1%.

$$c(\theta)=\sum_{i+j\geq\min}^{i+j\leq\max}\left(\mu_{norm}^{ij}(\theta)\right)_2\left(\mu_{norm}^{ij}\right)_1\Bigg/\sqrt{\sum_{i+j\geq\min}^{i+j\leq\max}\left(\mu_{norm}^{ij}(\theta)\right)_2^2\sum_{i+j\geq\min}^{i+j\leq\max}\left(\mu_{norm}^{ij}\right)_1^2} \qquad \text{(II - 55)}$$

Avec :
min et max : le moment le plus petit (= 3) et le moment le plus grand (= 5).

II.4.2.3 Recalage et vérification des contours du champ

Les techniques présentées dans ce paragraphe concernent aussi bien le recalage des champs que la vérification de leur forme. Les méthodes les plus courantes utilisent les moments, les moindres carrés et chamfer matching.

Des **descripteurs de taille et de forme** [108] peuvent caractériser un champ. Dans leur étude les auteurs considèrent le champ comme un ensemble de N segments définit par les coordonnées de leurs extrémités (x_i,y_i). Le périmètre P et l'aire A sont les descripteurs de taille. La "compacité" T (II - 56), le rapport d'aspect η (II - 56) et l'angle de la direction principale du champ avec la direction horizontal sont les descripteurs de forme. L'angle de rotation déduit des vecteurs propres de la matrice d'inertie (II - 57), composée des moments d'ordre 2 m_{xx}, m_{yy} et m_{xy}, et les axes du système de coordonnées. Un problème peut apparaître lors du calcul de l'angle quand il n'existe qu'une valeur propre (double), ce

qui est le cas du carré. Pour une douzaine d'images portales testées, le calcul de l'aire et du périmètre donne une erreur relative moyenne inférieure à 5% et dans ¾ des cas inférieure à 2%. Pour le calcul de η, l'erreur était inférieure à 5% dans ¾ des cas. Pour le calcul de l'angle, les erreurs ne dépassaient pas ± 1.7°. Ces descripteurs ont l'avantage d'être simples et leur calcul est rapide.

$$T = 4\pi A/P^2 \text{ et } \eta = \sqrt{\lambda_2/\lambda_1} \qquad \text{(II - 56)}$$

$$\lambda_1 = \frac{m_{xx} + \Lambda^2 m_{yy} + \sqrt{\left[\left(m_{xx} - \Lambda^2 m_{yy}\right)^2 + 4\Lambda^2 m_{xy}^2\right]}}{2},\ \lambda_2 = \frac{m_{xx} + \Lambda^2 c_{yy} - \sqrt{\left[\left(m_{xx} - \Lambda^2 m_{yy}\right)^2 + 4\Lambda^2 m_{xy}\right]}}{2} \qquad \text{(II - 57)}$$

Avec :
Λ : le rapport de la hauteur du pixel sur sa largeur,
λ_1, λ_2 : les valeurs propres de la matrice d'inertie tenant compte de Λ.

Récemment, fin 1999, une technique basée sur la **transformée de Fourier elliptique** a été développée [60]. Soient un point de départ p sur une courbe C de longueur totale L, et l la longueur de l'arc entre un point de C et p, la courbe peut être représentée par deux fonctions paramétriques périodiques $x(t)$ et $y(t)$ où $t=2\pi l/L$ (II - 58). Cette écriture traduit le fait qu'une courbe fermée peut être décomposée en une série d'ellipses. Des invariants en translation I_k, échelle J_k et rotation K_k sont calculés à partir des coefficients de Fourier elliptique pour caractériser et comparer les formes de traitement et de référence (II - 61). Des mesures de la différence des mêmes invariants calculés sur les deux formes et des valeurs seuils sur ces mesures, déterminées sur des images test, permettent de révéler une erreur de forme du champ de traitement. Des distorsions de forme de l'ordre de 2% ont été détectées. Cette méthode est plus élaborée que la précédente et permet de s'affranchir de la position et de l'orientation des champs.

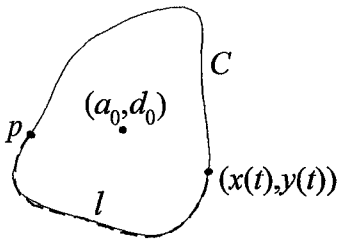


Figure II 18 : ***Notations.***

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0 \\ c_0 \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{\infty} \begin{bmatrix} a_k & b_k \\ c_k & d_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(kt) \\ \sin(kt) \end{bmatrix} \qquad \text{(II - 58)}$$

$$a_k = \frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} x(t)\cos(kt)dt,\ b_k = \frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} x(t)\sin(kt)dt \qquad \text{(II - 59)}$$

$$c_k = \frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} y(t)\cos(kt)dt,\ d_k = \frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} y(t)\sin(kt)dt \qquad \text{(II - 60)}$$

$$I_k = \frac{a_k^2 + b_k^2 + c_k^2 + d_k^2}{a_1^2 + b_1^2 + c_1^2 + d_1^2},\ J_k = \frac{a_k d_k - c_k b_k}{a_1^2 + b_1^2 + c_1^2 + d_1^2},\ K_k = \theta_k - \theta_1 \qquad \text{(II - 61)}$$

Avec :
θ_k : l'angle entre l'axe horizontal et l'axe principal de la kème ellipse.

Une des premières études portant sur le recalage des bords [99] présente l'**utilisation de vecteurs**. Les contours du champ sur les deux images sont divisés en segments d'environ 1 cm. Le centre de l'image est considéré comme l'origine. Les paramètres du recalage sont calculés à l'aide des vecteurs V_i et R_i représentés Figure II 19. Une fonction coût (II - 63), χ^2, est minimisée en appliquant les transformations λ, t_x, t_y et une série de rotation de 1° dans les deux sens. Après chaque transformation, les bords de l'image sont déplacés et χ^2 est calculé. Des problèmes apparaissent lorsqu'un vecteur et un segment se croisent avec un angle de moins de 45°. Il faut éliminer ces cas dans le calcul de χ^2.

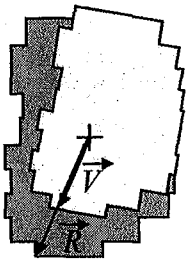


Figure II 19 : ***Vecteurs $\vec{V}$ et $\vec{R}$.***

$$\chi^2 = \sum_i \left(\left|\vec{R}_i\right| - \left|\vec{V}_i\right| \right)^2 \qquad \text{(II - 62)}$$

$$\lambda = \sum_i \left|\vec{V}_i\right| \cdot \left|\vec{R}_i\right| \Big/ \sum_i \left|\vec{R}_i\right| \cdot \left|\vec{R}_i\right|, \; t_x = \frac{\sum_i R_{xi} - \sum_i V_{xi}}{N}, \; t_y = \frac{\sum_i R_{yi} - \sum_i V_{yi}}{N} \qquad \text{(II - 63)}$$

Avec :

$\left|\vec{V}_i\right|$ et $\left|\vec{R}_i\right|$: les longueurs de $\vec{R}_i = (R_{xi}, R_{yi})$ et $\vec{V}_i = (V_{xi}, V_{yi})$,

N : le nombre total de points de contour.

Une autre étude [21] utilise les **moments centrés normalisés** M^{ij}, d'ordre maximum $i+j$, qui sont invariants par rapport aux translations, aux rotations et aux changements d'échelle. Soient P, θ et S la position, l'orientation et la taille du contour du champ, les moments sont dits normalisés si après le recalage $P=(0,0)$, $\theta = 0$ et $\lambda = 1$.

$$P = \begin{pmatrix} m^{10} \\ m^{01} \end{pmatrix}, \; \theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2m^{11}}{m^{20} - m^{02}} \right), \; \lambda = \left(m^{20} m^{02} \right)^{\frac{1}{2}} \qquad \text{(II - 64)}$$

La qualité D (II - 65) du recalage selon les valeurs testées des paramètres est une mesure de la différence de forme entre l'image de simulation et l'image portale. La valeur de D correspond à la somme des différences entre les moments des images de référence et de traitement calculés pour toutes les valeurs de i et j. Si FD est voisin de 0 les formes sont similaires. Avec cette technique, les figures symétriques par rapport au centre de rotation ne sont pas recalées correctement. De plus, la détection des angles est très sensible à l'incertitude de positionnement des points.

$$D = \sum_{i=0}^{M} \sum_{j=0}^{M-i} \left(M_s^{ij} - M_p^{ij} \right)^2 \qquad \text{(II - 65)}$$

Avec :

s et p : les indices qui font référence à l'image de simulation et à l'image portale respectivement,

M : l'ordre maximum.

La **minimisation de distance** [21] utilise les "forces attractives" entre les pixels de deux structures. Soit une structure $A=\{A_1,\ldots,A_{Na}$ avec $A_i=(x_{ia},y_{ia})$ pour $i=1,\ldots,N_a\}$ composée de N_a points de coordonnées (x_{ia},y_{ia}), recalée sur une structure $B=\{B_1,\ldots,AB_{Na}$ avec $B_i=(x_{ib},y_{ib})$ pour $i=1,\ldots,N_b\}$ composée de N_b points de coordonnées (x_{ib},y_{ib})

$$t = \sum_{i=1}^{N_b} \sum_{j=1}^{N_a} W_{ij} \left(B_i - A_j \right), \; \theta = \arcsin\left(\sum_{i=1}^{N_b} \sum_{j=1}^{N_a} W_{ij} \frac{B_i A_j}{\left|B_i\right| \left|A_j\right|} \right), \; \lambda = \sum_{i=1}^{N_b} \sum_{j=1}^{N_a} W_{ij} \frac{B_i A_j}{\left|B_j\right|^2} \qquad \text{(II - 66)}$$

Avec :

$W_{ij} = e^{-\frac{|B_i - A_j|^2}{D^2}} \Big/ \sum_{i=1}^{N_b} \sum_{j=1}^{N_a} e^{-\frac{|B_i - A_j|^2}{D^2}}$: le poids, où D contrôle les forces à savoir si tous les points d'une structure sont pris en compte de la même manière ou si seules les petites distances sont privilégiées.

S'il y a une différence de forme entre les champs, cette méthode tente de recaler le plus grand nombre de lignes possible. Elle ne permet donc pas de vérifier la forme du champ. Les petites déviations sont mieux détectées que les grandes.

Tout comme pour les structures anatomiques (II.4.2.1) les **moindres carrés** [51] fournissent les estimations des paramètres de recalage à partir des coordonnées des N points de contour dans l'image de simulation (s_{x_i}, s_{y_i}) et dans l'image de traitement (p_{x_i}, p_{y_i}). Les auteurs ont introduit un facteur d'étirement $S(S_1,S_2,\phi)$ correspondant à un changement d'échelle d'amplitude S_1 et S_2, respectivement dans la direction parallèle et perpendiculaire à la direction donnée par l'angle ϕ. En pratique, l'image est tournée de l'angle ϕ, les changements d'échelle sont effectués en x et en y, puis l'image est tournée

dans le sens opposé ($-\phi$) afin de positionner l'image selon son orientation initiale. Les paramètres de recalage t_x, t_y, S_1, S_2 et ϕ ne sont pas estimés directement par les moindres carrés, les paramètres a_0, a_1, a_2 et b_0, b_1, b_2 sont utilisés comme intermédiaire dans les calculs. Les relations entre t_x, t_y, S_1, S_2, ϕ et a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2 sont données (II - 69) et (II - 70). La qualité du recalage est mesurée par l'erreur quadratique moyenne.

$$\begin{pmatrix} p_{x_i} \\ p_{y_i} \\ 1 \end{pmatrix} = R(\theta)R(\phi)\begin{pmatrix} S_1 & 0 & 0 \\ 0 & S_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}R(\phi)^{-1}\begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} s_{x_i} \\ s_{y_i} \\ 1 \end{pmatrix} \qquad \text{(II - 67)}$$

$$\begin{pmatrix} p_{x_1} \\ p_{x_2} \\ \vdots \\ p_{x_N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & s_{x_1} & s_{y_1} \\ 1 & s_{x_2} & s_{y_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & s_{x_N} & s_{y_N} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \text{ et } \begin{pmatrix} p_{y_1} \\ p_{y_2} \\ \vdots \\ p_{y_N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & s_{x_1} & s_{y_1} \\ 1 & s_{x_2} & s_{y_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & s_{x_N} & s_{y_N} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \qquad \text{(II - 68)}$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{b_1 - a_1}{a_1 + b_2}\right), \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_0 \\ b_0 \end{pmatrix}, \phi = \frac{1}{2}\sin^{-1}\left(\frac{2(a_1a_2 + b_1b_2)}{S_1^2 - S_2^2}\right) \qquad \text{(II - 69)}$$

$$S_1S_2 = a_1b_2 - b_1a_2, \; S_1 + S_2 = \frac{(a_1 + b_2)}{\cos\theta} \qquad \text{(II - 70)}$$

La vérification de la forme du champ peut se faire par le calcul de la différence des aires des deux champs, de la différence entre les coordonnées du centre de gravité et de la somme des différences des moments invariants aux translations, aux rotations et à l'échelle. L'inconvénient de ce type de méthode est leur sensibilité au bruit et aux erreurs de segmentation.

Les techniques les plus récentes utilisent "**Chamfer matching**" [62][63][64][65]. La technique "chamfer matching" requiert la définition d'une fonction coût telle que la moyenne arithmétique des distances d'un point de la première au point de contour le plus proche sur la seconde image, ou encore l'erreur quadratique moyenne, le maximum et la médiane. La technique "chamfer matching" requiert également une estimation des paramètres, qui dans le cadre du recalage des bords des champs, est faite à partir des rectangles contenant les champs de simulation et de traitement. Les translations correspondent à la différence entre les coordonnées des centres des deux rectangles et l'échelle à la différence de taille. Une estimation de la rotation n'est pas possible par cette méthode, cependant, $\theta = 0°$ est considéré comme une estimation convenable. Pour ce qui est de la vérification de la forme du champ, les erreurs apparaissent comme une valeur résiduelle élevée de la fonction coût après le recalage. Un seuil permet de détecter ces erreurs [63]. La vérification de la forme peut aussi être réalisée par un calcul des distances entre les bords de référence et les bords du champ de simulation [62]. Les échecs du recalage sont causés par la détection d'un minimum local au lieu du minimum global ou par un minimum global étendu sur plusieurs points. Il est nécessaire de connaître la valeur approximative du facteur d'échelle avant d'effectuer les calculs car c'est la plus grande source d'erreur. La vérification de la forme du champ est efficace. Cette technique est la plus fiable. Elle présente l'avantage de recaler au mieux toutes les structures, sans chercher à recaler le plus grand nombre d'entre elles.

Nous avons synthétisé les résultats de toutes les méthodes utilisées pour le positionnement et la vérification du champ dans un tableau récapitulatif :

Objets du recalage	Structures anatomiques	Masques	Bords du champ
R : Recalage des champs	V : Vérification de la forme du champ		

Méthode	Application	Zone	Précision		Problèmes
			V	R	
Moindres carrés et Calcul sur les ensembles [43][121]	R	Pelvis Tête	-	Dépend des points à recaler	Dépend des points à recaler et de la localisation
Moment d'inertie [179]	R	Toutes	-	-	Formes symétriques
Moments et corrélation [45][109]	R et V	Cou	1%	0.5 mm, 0.5°, 0.4% Pixel : 1 mm	-
Paramètres de taille et de forme [108]	V	Thorax Cou	Aire, Périmètre : 2%, η : 5%, angle : 1.7°	-	-
Transformée de Fourier elliptique [60]	V	Toutes	Distorsion 2%	-	-
Utilisation de vecteurs [99]	R	Tête Thorax Pelvis	-	-	-
Normalisation des moments [21]	R et V	Pelvis	-	-	Figures symétriques
Minimisation de distance [21]	R et V	Pelvis	-	-	Différence de forme
Moindres carrés [51]	R et V	Pelvis	-	1.4 mm Pixel : 0.5 mm	-
Chamfer matching [62][63][64][65]	R et V	Pelvis Thorax	-	-	Détection d'un minimal local

R : Recalage des champs V : Vérification de la forme du champ

Tableau II 2 : ***Récapitulatif de la vérification du champ.***

II.4.3 Vérification du positionnement du patient

A la suite de l'étape de positionnement des champs dans un même repère, le contrôle du placement d'un patient est effectué par un nouveau recalage. Cette fois, les objets de recalage sont les structures anatomiques décrites par des points ou des images pour la méthode la plus couramment utilisée. L'autre méthode nécessite une mesure de la distance entre les deux champs alignés lors de la première étape.

II.4.3.1 Recalage des bords du champ

Une première méthode mesure une **différence de distance** [117][121] entre les champs de simulation et de traitement situés dans un repère commun. L'auteur considère les bords du champ comme des segments décrits par un point $L(l_x,l_y)$ et un angle τ. Soient D le vecteur distance entre les extrémités des segments et le point central du repère $C=(c_x,c_y)$, d son module et v son argument :

$$d = (c_y - l_y)\cos\tau - (c_x - l_x)\sin\tau,\ D = \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -d\sin\tau \\ d\cos\tau \end{pmatrix},\ v = \tau + 90° \qquad \text{(II - 71)}$$

La variation de position entre un segment de l'image de traitement et un segment de l'image portale est mesurée à l'aide des vecteurs distance entre le point C et un segment de l'image portale et de l'image de simulation. Les transformations hors-plan ne sont pas prises en compte. Pour obtenir de bons résultats, la longueur du champ doit être au minimum de 3 mm et le nombre de pixels de contour du champ doit être supérieur à 15. Une distribution uniforme des structures à recaler est plus importante pour la diminution des incertitudes que le nombre de points recalés. L'incertitude du recalage est de 1 mm et 1.5°.

Enfin, la dernière technique correspond à un calcul d'**intercorrélation** [43]. Les translations en x et en y sont calculés à partir des différences de position entre les centres de gravité des deux champs. Le paramètre γ est déterminé à partir des coordonnées polaires ρ-θ des points du contour. Ainsi le déplacement recherché correspond au recalage de deux courbes. La valeur optimale de ρ est obtenue pour le minimum de $\Xi(\gamma)$ (II - 72), où les indices 1 et 2 correspondent au champ de référence et au champ de traitement. Les incertitudes sont de 1 mm et 1°.

$$\Xi(\gamma) = \sum_{\theta} \left| \rho_1(\theta) - d\rho_2(\theta + \gamma) \right| \qquad \text{(II - 72)}$$

Avec :
$d = \sqrt{A_1 / A_2}$, A_1 et A_2 sont les aires des champs de simulation et de traitement.

Ces méthodes se basent sur le recalage préalable des structures anatomiques, nous ne les retenons donc pas.

II.4.3.2 Recalage d'images en niveau de gris

La corrélation et l'information mutuelle sont les techniques utilisées pour le recalage des structures anatomiques décrites sous forme d'images.

Le calcul des coefficients de **corrélation** c et c_N peut être effectués plus rapidement dans le domaine fréquentiel avec la **transformée fourrier rapide FFT** [88]. Pour des translations 1D ou 2D seules, la précision est de 1 mm ce qui correspond à 1.69 pixels. Pour des rotations seules, en dessous du seuil c_{max}=0.9990, il est possible de détecter des rotations dans le plan > 8.9° et des rotations hors-plan > 5.5°. Pour des combinaisons de rotation et de translation, l'algorithme est précis si les rotations sont < 2°. Sinon en dessous du seuil c_{max} =0.9990, il est possible de détecter simultanément des rotations de 3.3° (dans et hors-plan) et une translation diagonale de 7.1 mm. Les translations seules, les rotations dans le plan seules et < 10° peuvent être quantifiées. Cette technique ne permet que le recalage d'images de même nature, c'est-à-dire de deux images portales. Elle ne tient pas compte des déformations des structures dues aux rotations hors-plan.

Dans [51], la **corrélation** est réalisée sur **des images binaires** dans le domaine fréquentiel. Les structures anatomiques ont été extraites des images de simulation et de traitement puis binarisées. Le calcul du coefficient de corrélation est réalisé pour différentes rotations γ de l'image de traitement par rapport à l'image de simulation.

La **corrélation croisée** permet le recalage des images de simulation et de traitement. Pour ne pas calculer le coefficient de corrélation linéaire [45] pour toutes les positions T_x, T_y et γ, on considère que les décalages d'un patient excède rarement 20 mm en translation et 10° en rotation. Dans un premier temps, on prend γ = 0 et on recherche le pic de corrélation maximum avec la méthode du gradient. Les rotations sont testées par pas de 3° sur une fenêtre de ± 9°. Pour déterminer γ, il suffit de faire passer une parabole par les trois points définis par les rotations qui donne les coefficients de corrélation linéaires les plus grands. Le maximum de cette parabole correspond au meilleur angle de recalage. Les

artefacts et les différences de forme ne sont pas pris en compte et peuvent compromettre le recalage. Il est possible de réduire encore ce temps en ne prenant qu'un pixel sur deux dans la zone d'intérêt. Les rotations hors-plan ne sont pas prises en compte mais elles n'entraînent pas d'erreurs dans les calculs supérieures à 1 mm et 1° si elles sont inférieures à ± 3°. Plusieurs régions d'intérêt peuvent également être employées [131].

Une manière d'augmenter la rapidité des calculs est de faire un échantillonnage des points à traiter et de chercher la pente de la droite de corrélation entre les niveaux de gris dans des régions d'intérêt : c'est la **pseudocorrélation** [145]. Le coefficient de corrélation est optimisé pour les différentes transformations. La rapidité d'exécution d'un algorithme peut être augmentée d'un facteur de 200 dans le domaine spatial pour une région d'intérêt de 64×64 sur une image 256×256. L'exécution est aussi plus rapide que dans le domaine fréquentiel et nécessite moins de mémoire. La précision est de 2 pixels pour les translations, 1° pour les rotations et 1-2% pour l'échelle.

Dans [118], McParland propose de recaler les contours des structures anatomiques de simulation et de traitement avec les **moindres carrés**, puis d'effectuer la **cross corrélation** des régions d'intérêts situées autour des contours pour augmenter la précision des résultats. Lorsque qu'il n'y a pas distorsion due aux rotations hors-plan, la précision est inférieure au pixel en translation, de l'ordre de 2% pour l'échelle et 0.5° en rotation.

Il est possible d'éviter les problèmes engendrés par la **corrélation** d'une image de simulation et d'une image portale, en remplaçant l'image de simulation par une **DRR reproduisant une image de traitement** [44]. Sirois [167] a montré que l'utilisation d'un ensemble de DRRs simulant un certain nombre de rotations hors-plan donne une précision en 3D de 1mm en translation et 1.5 à 2.2° en rotation.

Dans [15], Berger utilise une image portale comme référence, dont il extrait manuellement des régions d'intérêt contenant des structures visibles, appelées **modèles**. Les régions d'intérêt sont recalées à l'aide du critère des **moindres carrés**. En d'autres termes, il s'agit de rechercher les paramètres de recalage optimaux en minimisant la différence au carré des niveaux de gris entre les deux images superposées. La validité du recalage a été vérifiée visuellement, ce qui implique une appréciation qualitative et subjective des résultats. L'auteur estime que 90% des 106 images testées ont été correctement recalées.

Récemment, l'**information mutuelle** [77][157] a été suggérée pour le recalage en niveaux de gris de l'image de référence f et de l'image de traitement g, car elle évite une segmentation des images. Il s'agit de maximiser une fonction coût MI (II - 73) dérivable basée sur des fonctions entropie $H(f)$, $H(g)$ et $H(f,g)$ respectivement de l'image f, de l'image g et des deux images associées (voir (II.4.1.3.4)). La fonction MI est optimisée par le gradient descendant stochastique pour obtenir la transformation T nécessaire au recalage. Le recalage d'images monomodales donne une précision de 1° en rotation et inférieure à 1 pixel en translation. Les translations hors plan ne sont pas prises en compte et le recalage d'images multimodales échoue.

$$MI(T) = H[f(x)] + H[g(T(x))] - H[f(x), g(T(x))] \qquad \text{(II - 73)}$$

Dans [54] et [159], des **mesures de similarité** son estimées à partir de l'**histogramme joint** et optimisées avec l'algorithme de Powell. Pour les deux études, un ensemble de DRRs pré-calculées simule les rotations hors-plan. Feschet [54], dans sa thèse soutenue en février 1999, a montré que le rapport de corrélation (II - 50) nécessitait moins d'évaluation de mesure que l'information mutuelle pour un résultat équivalent. Le recalage est donc effectué avec le rapport de corrélation en 3D. La précision des résultats, sur des images de fantôme et pour trois expériences, est inférieure à 1.5 mm en translation et de l'ordre de 0.5° en rotation. Les travaux de Sarrut [159] datent de février 2000 et constituent la suite de ceux de Feschet. L'information mutuelle normalisée, notée u (II - 74) a été testée. L'estimation des densités de probabilité pour le calcul des fonctions entropie, est donnée par les fréquences empiriques, c'est-à-dire par le nombre de pixels par niveau de gris ou par paire de niveaux de gris divisé par le nombre de pixels total. Les résultats obtenus sur un patient, et 5 décalages simulés, indiquent des er-

reurs maximales de 2.5 mm en translation et 0.7° en rotation. La moyenne des erreurs sur 15 mesures est de 0.9 mm en translation et 0.2° en rotation. Par ailleurs, il a été montré que l'algorithme de Powell peut être sensible aux minima locaux.

$$u(T) = \frac{MI(T)}{H[f(x)]} \qquad \text{(II - 74)}$$

II.4.3.3 Recalage de figures et/ou de points

Le calcul des paramètres de recalage est réalisé par l'intermédiaire de la minimisation d'une fonction coût ou d'un changement de repère.

Soient deux systèmes de coordonnées *g* et *o*, la position et l'orientation d'un objet sont quantifiées par ses coordonnées dans *g* et dans *o* ainsi que par le **changement de repère 2D** [19] entre *g* et *o*. *g* est le système de coordonnées lié au bras de l'appareil et *o* le système lié à l'objet. Soit π_g et π_o les coordonnées en 3D d'un point dans *g* et dans *o*, et C_{go} l'opérateur de transformation des coordonnées (II - 75), avec C_{go}=S_{go} pour l'image de simulation et C_{go}=P_{go} pour l'image de traitement. Si P_{go}=S_{go} la position du patient le traitement est correcte. Un écart de positionnement, par rapport à la référence, peut être corrigé par la transformation *T* donnée par l'équation (II - 76) et correspondant aux paramètres de recalage T_x, T_y, T_z et γ. Une série de manipulations des équations et de changements de variable permettent le calcul des valeurs de paramètres. Nous ne détaillons pas les calculs ici car ils sont longs et ne présentent pas d'intérêt particulier.

$$\pi_g = C_{go}\pi_o \qquad \text{(II - 75)}$$

$$T = S_{go}P_{go}^{-1} \qquad \text{(II - 76)}$$

T ne peut être déterminé s'il y a des distorsions de forme. Par conséquent, les rotations hors-plan doivent être inférieures à 2°. La translation hors-plan doit être petite par rapport à la distance source/axe, c'est-à-dire inférieure à 10 mm. Les performances de cette méthode dépendent de la position des structures à recaler. Pour une incertitude de 1 pixel sur le positionnement des structures, et d'après la plus grande source d'incertitude, la précision est de 2 mm et 0.3°.

Une méthode de **changement de repères 3D** décrite dans [58] a été conçue pour des traitements avec marqueurs. Elle est difficilement adaptable en dehors de cette application car elle utilise les données scanner.

Nous retrouvons également le **calcul sur les ensembles** [8] *A* et *B* des images de référence et de traitement décrit précédemment. Balter a ajouté la notion d'erreur dans le calcul de la transformation *T* en considérant que $E = AT - B$. La valeur E^tE doit être minimale. Les différentes structures à recaler doivent correspondre. Il faut donc les identifier manuellement, au préalable. Les rotations hors plan ne sont pas prises en compte. L'erreur introduite par la méthode est de 0.8 mm et 0.6° pour le calcul des paramètres. En moyenne, la précision est de 1.7 mm et 0.46°.

Les **moindres carrés** associés à une méthode dite plan et une autre dite volume [22] permettent d'estimer les 6 paramètres de déviation en utilisant une image de simulation, une image de traitement et les données d'un scanner. Nous rappelons que la DSA est la distance source/axe, et la DSF, la distance source/film. Soient $S_i = (S_{x_i}, S_{y_i}, S_{z_i})$ les points provenant des données du scanner dans le système de coordonnée lié au bras de l'appareil et σ_i leur projection sur l'image de simulation :

$$\begin{pmatrix} \sigma_{x_i} \\ \sigma_{y_i} \end{pmatrix} = \frac{\text{DSA} + \text{DSF}}{\text{DSA} - S_{z_i}} \begin{pmatrix} S_{x_i} \\ S_{y_i} \end{pmatrix} \qquad \text{(II - 77)}$$

Soient P_i la position des points précédents (données scanner) pendant le traitement et π_i leur projection sur l'image portale, il existe la même relation entre P_i et π_i qu'entre S_i et σ_i. Si le placement du patient est correct, $P_i = S_i$, sinon :

$$P_i = R(\alpha'', \beta', \gamma)(S_i + T(x, y, z)) \qquad \text{(II - 78)}$$

Méthode plan

Avec la méthode plan, les points sont considérés sur un plan perpendiculaire au faisceau, et S_{z_i} doit être petit. Il a été montré que la relation entre les projections des points S_i sur l'image de référence notées σ_i et sur l'image de traitement notées π_i est celle indiquée (II - 79). Les paramètres du recalage γ, λ, T_x, T_y et T_z ne sont pas estimés directement mais par l'intermédiaire des paramètres m, t_x et t_y. Nous ne présentons pas la relation entre γ, λ et m (matrice), et entre T_x, T_y, T_z et t_x, t_y car cela nous forcerait à expliquer la démonstration en entier, ce qui n'a pas d'intérêt pour la compréhension de la méthode.

$$\begin{pmatrix} \pi_{x_i} \\ \pi_{y_i} \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{21} & m_{22} \end{pmatrix}}_{m} \begin{pmatrix} \sigma_{x_i} + t_x \\ \sigma_{y_i} + t_y \end{pmatrix} \quad \text{(II - 79)}$$

$$m_{11}m_{22} - m_{12}m_{21} = \lambda^2,\ m_{11}m_{21} + m_{12}m_{22} = \lambda^2 CB,\ m_{11} + m_{22} = \lambda C\cos(\gamma),\ m_{12} - m_{21} = \lambda C\sin(\gamma) \quad \text{(II - 80)}$$

La relation entre γ,T_x, T_y, T_z et t_x, t_y, λ, m pour $\alpha'' = 0$, $\beta' = 0$ permet d'obtenir :

$$\begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix} = \frac{\mathrm{DSA} - \bar{S}_z}{\mathrm{DSA} + \mathrm{DSF}} \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix},\ T_z = \left(1 - \frac{1}{\lambda}\right)\left(\mathrm{DSA} - \bar{S}_z\right) \quad \text{(II - 81)}$$

m_{11}, m_{12}, m_{21}, m_{22}, t_x, t_y sont déterminés par les moindres carrés :

$$\begin{pmatrix} \pi_{x_1} \\ \pi_{y_1} \\ \vdots \\ \pi_{x_N} \\ \pi_{y_N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_{x_1} & \sigma_{y_1} & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{y_1} & \sigma_{x_1} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{x_N} & \sigma_{y_N} & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{y_N} & \sigma_{x_N} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ m_{21} \\ m_{22} \\ t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad \text{(II - 82)}$$

Méthode volume

Avec la méthode volume, les rotations sont considérées assez petites pour permettre une linéarisation. T_z est négligée. Il a été montré que la relation entre les projections et des points respectivement sur l'image de référence notées σ_i, et sur l'image de traitement notées π_i, est donnée par l'équation (II - 83). Les paramètres α, β, γ, T_x, T_y sont calculés directement à l'aide des moindres carrés (II - 84).

$$\begin{pmatrix} \pi_{x_i} \\ \pi_{y_i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_{x_i} \\ \sigma_{y_i} \end{pmatrix} + \frac{\mathrm{DSA} + \mathrm{DSF}}{\mathrm{DSA} - S_{z_i}} \begin{pmatrix} S_{y_i}\gamma - S_{z_i}\beta - T_x \\ -S_{y_i}\gamma + S_{z_i}\alpha + T_y \end{pmatrix} \quad \text{(II - 83)}$$

$$\begin{pmatrix} \Delta_{x_1} \\ \Delta_{y_1} \\ \vdots \\ \Delta_{x_N} \\ \Delta_{y_N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -S_{z_1} & S_{y_1} & 1 & 0 \\ S_{z_1} & 0 & -S_{x_1} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & -S_{z_N} & S_{y_N} & 1 & 0 \\ S_{z_N} & 0 & -S_{x_N} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ T_x \\ T_y \end{pmatrix},\ \begin{pmatrix} \Delta_{x_i} \\ \Delta_{y_i} \end{pmatrix} = \frac{\mathrm{DSA} - S_{z_i}}{\mathrm{DSA} + \mathrm{DSF}} \begin{pmatrix} \pi_{x_i} - \sigma_{x_i} \\ \pi_{y_i} - \sigma_{y_i} \end{pmatrix} \quad \text{(II - 84)}$$

La méthode plan ne prend pas en compte les rotations hors-plan et ne permet pas la mesure des grandes translations ni des grandes rotations. La méthode volume nécessite un nombre important de points. Les résultats sont plus complets que ceux obtenus avec la méthode plan. Les erreurs de mesure des rotations hors-plan sont de $1° \pm 0.3°$.

La méthode dite "**Chamfer matching**" [57][62][63][64][65] donne de bons résultats pour le recalage des structures anatomiques. Les déplacements des patients pendant le traitement n'étant pas très grands, les paramètres mesurés par le recalage du champ peuvent servir d'approximation pour le recalage des structures anatomiques. Une valeur résiduelle élevée n'indique pas une déviation mais plutôt un manque de détail au niveau des figures recalées. Les rotations hors-plan ne sont pas prises en compte. Le facteur d'échelle trouvé à l'issue du recalage donne des informations sur la translation hors-plan; mais elles sont peu précises. Cette méthode est peu sensible aux erreurs d'extraction des

structures anatomiques. La précision moyenne est de 1.8 mm et le taux d'erreur de recalage est de 4%.

Le recalage avec la méthode "**chamfer matching**" des figures définies par des **MMA** et utilisant l'information d'échelle est un problème de recalage en 3D [56]. Soit la distance D entre deux points (x_1,s_1) et (x_2,s_2) avec $s_1<s_2$ dans l'espace des échelles, la fonction coût est égale à la somme des distances entre les MMA. Pour une taille de pixel de 0.5 mm, la moyenne des erreurs de recalage est de 0.3 mm et 0.18° avec une déviation standard de 0.3 mm et 0.23°.

$$D = \ln\left[\frac{s_1}{s_2}-\left(\frac{L}{r}+\sqrt{1-\left(\frac{s_1}{r}\right)^2}\right)\Big/\left(1+\sqrt{1-\left(\frac{s_1}{r}\right)^2}\right)\right] \qquad \text{(II - 85)}$$

Avec :

$r = \sqrt{\left(s_1^2-s_2^2\right)^2 + L^2\left[L^2+2\left(s_1^2+s_2^2\right)\right]}\Big/2L$ et $L = \|x_1 - x_2\|$.

Une fonction coût étudiée (II - 86) pour l'utilisation de la méthode "**chamfer matching**" avec les données d'un **scanner** [66] prend en compte la position du patient par rapport à la machine de traitement en 3D et l'épaisseur d'os traversée dans une direction donnée. Les structures anatomiques sont extraites manuellement sur deux champs perpendiculaires à partir des images portales. Les ensembles des points des figures extraites des deux images sont notés L_1 et L_2. Le minimum de la fonction coût est déterminé par la méthode du simplexe autour de la position initiale ± 40 mm et ± 20° pour éviter les minima locaux. La procédure de minimisation est recommencée encore une fois à partir du minimum trouvé. La technique de Powell a été testée mais elle donne de moins bons résultats que le simplexe. La précision est de 1mm et 1° pour une fiabilité de 97%. Le temps de calcul sur un Pentium à 90 MHz est inférieur à 2 min.

$$C(T) = -\left(\frac{\sum_{p\in L_1} r(p,T)}{N}+\frac{\sum_{q\in L_2} r(q,T)}{M}\right) \qquad \text{(II - 86)}$$

Avec :

N et M : le nombre de points dans les dessins des structures anatomiques extraites des deux champs perpendiculaires.

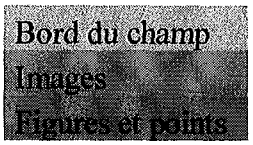
$r(p,T)$: la distance d'os traversés par la droite passant par un point p de l'ensemble des points de la structure L_1 et le centre de la transformation T.

$r(q,T)$: la distance d'os traversés par la droite passant par un point p de l'ensemble des points de la structure L_2 et le centre de la transformation T.

La majeure partie des études les plus récentes sont fondées sur le recalage par la méthode "**chamfer matching**" associé à des **DRRs**. Un ensemble de DRRs permet de simuler des rotations hors-plan pour déterminer des déplacements en 3D [67][188]. Dans [188], les figures extraites de la DRR de référence sont déformées pour être identifiées dans l'image de traitement, puis comparées aux structures présentes dans l'ensemble des DRRs pré-calculées.

Nous avons synthétisé les résultats de toutes les méthodes utilisées pour la vérification de la position du patient :

Objets du recalage



RHP : rotation hors-plan
THP : translation hors-plan
R : rotation dans le plan
T : translation dans le plan

Méthode	Zone	Calcul des transformations hors-plan	Nombre d'images	Précision
Différence de distance [117] [121]	Tête Cou	non	1	T : 1 mm, R : 1.5° Pixel : 0.56 × 0.46
Intercorrélation [43]	Thorax Pelvis	non	1	T : 1mm, R : 1° Pixel : 0.35 × 0.37
FFT [88]	Tête	non	1	T : 1 mm
Corrélation images binaires [51]	Pelvis	non	1	-
Cross corrélation [45]	-	non, de plus il faut : RHP < 3°	1	T : 1 mm, R : 1°
Pseudocorrélation [145]	Tête	non	1	T : 2 pixel, R : 1° Echelle : 1-2%
Moindres carrés & corrélation [118]	Fantôme	non	1	T : < pixel, R : 0.5°, Echelle : 2%
Corrélation et DRRs simulant une image portale [167]	Tête	oui	2 + scanner	T : 1mm, R : 1.5 à 2.2°, Pixel=0.43mm
Modèles et moindres carrés [15]	Pelvis	non	1	90% de recalage correct
Information mutuelle [157]	Pelvis	non	1	T : < pixel, R : 1° pixel : 0.54×0.54
Histogramme joint & mesures de similarité [159]	Pelvis	oui	2 + scanner	T : 2.5 mm, R : 0.7°
Changement repère 2D [19]	Pelvis	non, de plus il faut : RHP<2° et THP<10 mm	1	T : 2 mm, R : 0.3°
Calcul sur les ensembles [8]	Tête Thorax	non	1	T : 1.7 mm, R : 0.46°
MC, méthode volume [22]	Pelvis	RHP : oui THP : non	1 + scanner	T : 1.8 mm RHP : 1.3°
Chamfer matching [57][62] [63][64][65]	Pelvis	RHP : non THP : oui (indications)	1	T : 1.8 mm Pixel : 1 mm
Chamfer matching & MMA [56]	Pelvis	non	1	T : 0.3, R : 0.18 Pixel : 0.5 mm
Chamfer matching & scanner [66]	Tête, cou Pelvis	oui	1 + scanner	T : 1 mm, R : 1°

RHP : rotation hors-plan
THP : translation hors-plan
R : rotation dans le plan
T : translation dans le plan

Tableau II 3 : ***Récapitulatif de la vérification du positionnement d'un patient.***

II.4.4 Conclusion

Avant tout, il est important de préciser la dépendance des résultats à la localisation de la tumeur [125]. Certains traitements d'image peuvent donner de bons résultats lors de l'étude d'une zone anatomique spécifique et ne pas fonctionner pour une autre si les images sont de plus mauvaise qualité par exemple.

La première étape de la procédure de vérification du traitement est le recalage des bords du champ d'irradiation sur les bords du champ de référence. Les bords du champ de référence peuvent être obtenus à partir d'une image de simulation, du fichier de prescription d'un collimateur multilame, d'une image portale jugée bonne ou d'une DRR. Le but de ce recalage est de vérifier la conformité du champ irradié à la forme prescrite et de créer un système de coordonnées commun pour la comparaison des structures anatomiques visibles dans les champs. Nous testerons l'aptitude des descripteurs de taille et de forme définis par Leszczynski [108] à vérifier la géométrie du champ de traitement. La transformée de Fourier elliptique ayant été introduite très récemment, elle n'a pas été envisagée pendant notre étude. Pour ce qui est du recalage, nous pensons que la méthode chamfer matching est la plus fiable car elle est peu sensible aux erreurs de segmentation et ne dépend pas de la forme à recaler. Elle est d'ailleurs la plus utilisée dans notre domaine. La notion de distance entre les figures recalées suffit à caractériser la qualité du recalage car les formes sont complètes et très similaires. La méthode chamfer matching n'utilise que les coordonnées des points de contour, ce qui évite un allongement du temps de calcul par des traitements supplémentaires des données, comme la recherche de droite par exemple. Nous conservons l'algorithme du simplexe pour l'optimisation. En effet, l'estimation des paramètres de recalage étant très proche de la solution recherchée, le simplexe est bien adapté à ce problème. Par ailleurs, il a été montré que l'algorithme de Powell ne donnait pas de meilleurs résultats sur les images de radiothérapie.

La deuxième étape est la détection des mouvements du patient par rapport aux bords du champ. Nous avons déjà constaté que l'extraction des structures anatomiques pose des problèmes car très peu de structures sont visibles dans la plupart des cas. Il est vrai que les techniques basées sur les images en niveaux de gris permettent d'éviter une segmentation, cependant nous pensons qu'une amélioration significative des techniques automatiques de recalage en 3D passe par l'apport de connaissance a priori. En outre, les méthodes de corrélation [138] et d'information mutuelle [157] ont été testées dans notre laboratoire. Ces méthodes sont performantes sur des images de même nature et s'il n'y a pas de modification de la forme des structures entre les deux images. La précision trouvée avec l'utilisation de l'information mutuelle est de 1° en rotation et inférieure au pixel en translation. Cependant, des variations de la forme des structures dues aux rotations hors plan, ou de la nature de l'information contenue dans les images réduisent considérablement l'efficacité du recalage. Il a été également montré que l'analyse de Fourier ne procurait pas de bons résultats. Les techniques basées sur les niveaux de gris sont très limitées pour le recalage en 3D et le recalage d'images de modalité différentes. Nous rappelons également qu'une part importante de notre recherche porte sur l'amélioration de la qualité des images portales en vue de leur segmentation. Cet objectif présente une première originalité vis à vis de la littérature. Nous avons choisi de réaliser un recalage des structures anatomiques basé sur l'introduction de connaissance a priori de la forme des structures susceptibles d'être visible à la fois dans les images de référence et dans les images de traitement. Ce type d'approche n'avait également pas été proposée dans la littérature jusqu'à maintenant. La connaissance a priori intervient dans la segmentation comme nous l'avons expliqué dans la conclusion de la partie segmentation. Comme précédemment, chamfer matching est la méthode la plus employée et la plus reconnue, par conséquent ce sont ces principes que nous utiliserons. Dans ce cas, en revanche la seule distance entre les figures recalées ne suffit pas à mesurer la qualité du recalage. Une nouvelle fonction coût doit être élaborée. Le simplexe ne nous semble pas non plus adéquat. Le problème est beaucoup plus complexe car les structures ne sont pas entières et sont bruitées. De plus, la fonction coût à optimiser est elle aussi plus complexe. Il est nécessaire d'employer des optimisations stochastiques parmi lesquels nous avons opté pour un algorithme génétique.

II.5 Solutions proposées

L'objectif de notre recherche est la comparaison automatique des images de traitement et de simulation dans le cadre du contrôle de la qualité du traitement pendant les séances d'irradiation. La vérification de la position du patient est réalisée à l'aide de deux recalages successifs, des bords des champs puis

des structures anatomiques. Le premier recalage détermine le repère commun des deux champs et le second mesure le positionnement du patient.

L'étude bibliographique et la succession logique des étapes nécessaires, nous a menée à l'élaboration de l'algorithme que nous proposons Figure II 20. Il inclus

- L'**Amélioration de la qualité des images portales** par une réduction du bruit et une restauration.
- L'**extraction des bords du champ de traitement** à l'aide d'un calcul du gradient et d'un suivi de contour.
- La **vérification de la forme du champ de traitement** par comparaison avec la référence de descripteurs de taille et de forme.
- Le **recalage des bords des champs de traitement et de référence** avec la méthode chamfer matching et le simplexe.
- L'**extraction des structures anatomiques dans l'image de référence** au moyen d'un recalage de modèle déformable représentant la forme des structures recherchées.
- L'**extraction des structures anatomiques dans l'image de traitement** par l'intermédiaire d'une détection de contour et de la connaissance a priori de la forme de référence recherchée.
- Le **recalage des structures anatomiques de référence et de traitement en 3D** en recherchant une fonction coût adéquate qui sera optimisée par un algorithme génétique.

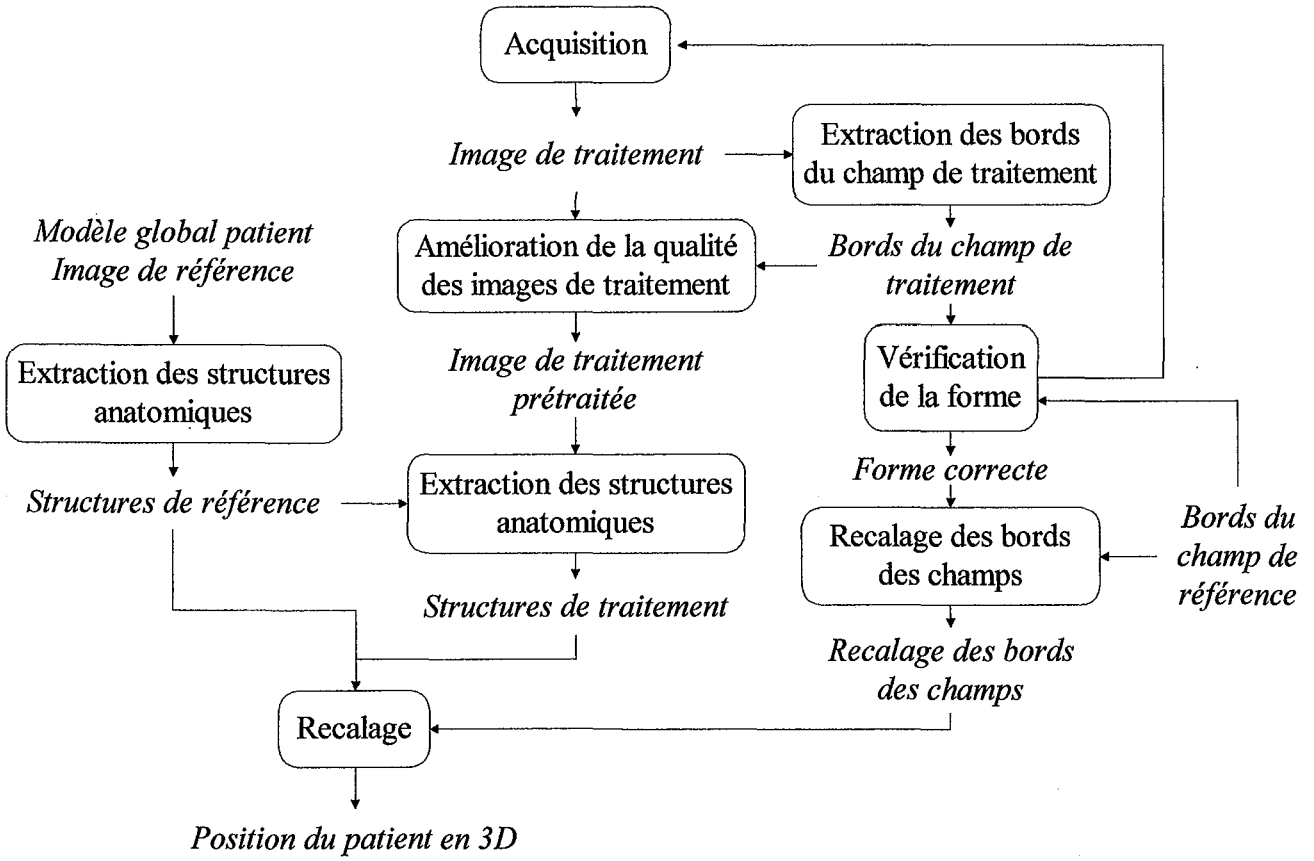


Figure II 20 : ***Algorithme proposé.***

Chapitre III

Images de simulation et images portales Acquisition et qualité

III.1 Introduction

La vérification de la position d'un patient implique la comparaison, et par conséquent, l'acquisition des images de référence et de traitement. Les différents modes d'obtention des images sont présentés en terme de technologie des systèmes d'imagerie et de caractéristiques des images. Cette approche permet une familiarisation avec le matériel utilisé dans une unité de radiothérapie.

Une première étude a été menée sur les distorsions géométriques susceptibles de dégrader les images de référence et de traitement. La qualité des images portales a fait l'objet d'une seconde étude.

En général, la qualité des images de référence est bonne et ne justifie pas l'emploi de prétraitements. En revanche, le problème majeur du traitement des images portales est leur mauvaise qualité. Cette qualité dépend d'une part de l'énergie des rayonnements utilisée et d'autre part du volume traversé et de la présence de cavité d'air dans les zones anatomiques traitées. Le contraste des images de contrôle est souvent très faible, le niveau de bruit y est important et les contours sont flous. Ces dégradations sont dues à la taille de la source des rayonnements, aux limitations physiques imposées par l'utilisation de faisceaux d'énergie élevée, aux diverses interactions se produisant de la source à l'acquisition d'image, et à la pénombre. Il peut aussi survenir des phénomènes de sous-exposition ou de sur-exposition liés aux nombres de photons atteignant la plaque photosensible. Nous avons choisi de vérifier la position des patients en alignant des informations anatomiques. Les images brutes doivent donc être prétraitées afin d'assurer l'extraction des structures anatomiques nécessaires à la comparaison des images.

Nous avons identifié et analysé les dégradations subies par les images de traitement dans le but de développer une méthode de prétraitement destinée à être incorporée dans l'algorithme de vérification automatique de la position des patients. Les étapes de prétraitement sont des solutions originales au problème d'amélioration de la qualité des images portales et rendent possible leur segmentation. Nous effectuons une correction du gradient d'intensité dans le fond, un filtrage du bruit et une restauration. Les méthodes existantes ont été testées et nous avons étudié de nouveaux prétraitements, en particulier pour la réduction du bruit et la restauration, afin d'améliorer d'avantage la qualité des images de contrôle. Ces travaux ont fait l'objet de publications dans une revue internationale Medical physics [82] et en congrès [81].

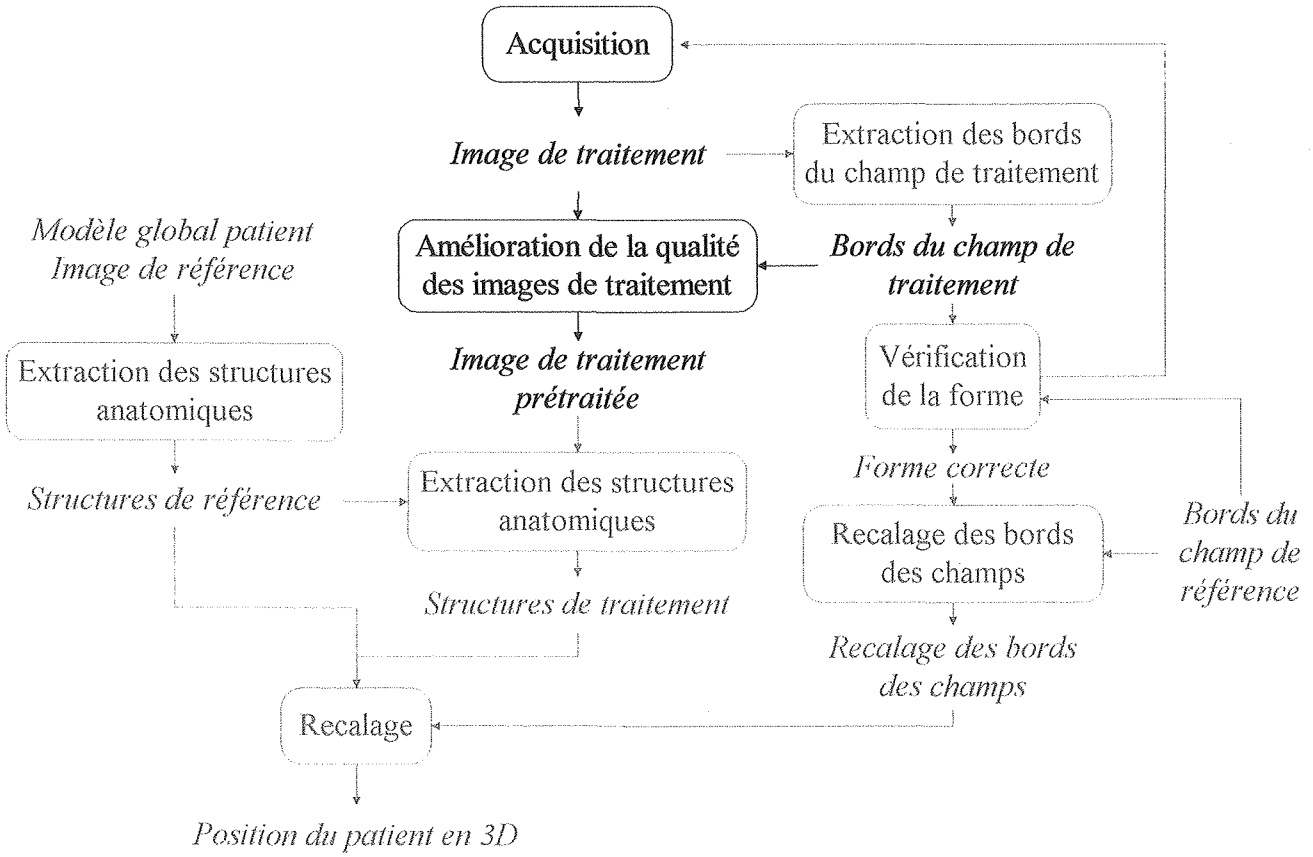


Figure III 1 : *Acquisition et amélioration de la qualité des images.*

III.2 Obtention des images de simulation

Les images de référence fournissent la position du patient dans les champs de référence. Ce sont des images de bonne qualité provenant du simulateur ou du scanner.

III.2.1 Radiographie de simulation

Les radiographies de simulation sont des films obtenus au simulateur grâce à un ensemble film et écran renforçateur. Ce système d'imagerie est composé de deux écrans, produisant une image visible à partir des rayons X, entre lesquels est placé le film à exposer (Figure III 2).

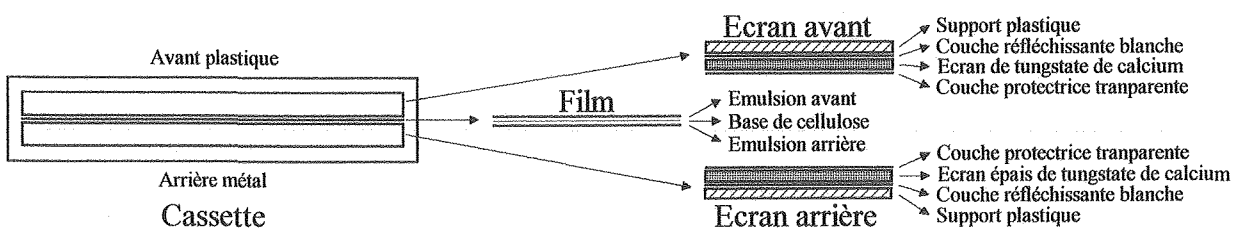


Figure III 2 : *Ecran renforçateur.*

Les clichés de simulation sont ensuite numérisés avec le système FIPS Plus (Film Image Processing System) comprenant un densitomètre laser et un système d'exploitation (interface, logiciel...). Le numériseur mesure la densité optique du film en chaque point grâce à l'intensité laser transmise. La résolution des images de simulation dépend de la taille du film et de la sélection du paramètre de résolution minimum, moyenne ou maximum du numériseur de film. Pour notre étude, nous avons décidé de fixer la résolution des images à 0.35 mm. Cette résolution correspond à la meilleure résolution pour les plus grands films dont la largeur est de 355 mm. La taille d'une ligne de l'image est de 1024 pixels.

Les films de simulation étant numérisés, l'orientation des champs doit être corrigée et leur centre déterminé avant l'exploitation des images. Nous proposons d'estimer l'orientation du film à l'aide des marques du réticule. Le réticule crée des bandes blanches sur l'image d'une épaisseur de 15 pixels environ, particulièrement visibles et par conséquent, assez facile à segmenter. Notre segmentation utilise un seuillage global de l'image d'après l'histogramme des niveaux de gris et une détection de contour avec Sobel pour la mesure de l'orientation. Tous les pixels dont la valeur est inférieure à la moyenne plus l'écart type des niveaux de gris sont éliminés. Les points susceptibles d'appartenir aux lignes verticales (axe x) et horizontales (axe y) du réticule sont classés dans deux images à l'aide du calcul de l'argument du gradient d'intensité, en considérant des rotations maximales de 5°. Pour éviter le calcul d'une pente verticale, l'image des points verticaux est tournée avec un angle de 90° dans le sens trigonométrique. Les segments horizontaux et verticaux de la marque du réticule sont alors modélisés par deux droites (III - 1). Ces droites sont identifiées par une régression linéaire (III - 2) avec les points retenus lors de la segmentation. Les équations des droites ainsi calculées nous permettent de déterminer leur orientation (III - 3) et leur intersection (III - 4) qui est le centre du champ. Dans les équations, les indices *h* et *v* signifient respectivement horizontal et vertical. La Figure III 3 est un exemple de correction et de centrage automatique des images de simulation.

$$\begin{cases} y_h = ax_h + b \\ y_v = cx_v + d \end{cases} \qquad \text{(III - 1)}$$

$$\underset{Y_h(t)}{(y_{hi})} = \underset{\varphi_h(t)}{(x_{hi}\ 1)} \underset{\theta_h}{\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}}, \quad \underset{Y_v(t)}{(y_{vi})} = \underset{\varphi_v(t)}{(x_{vi}\ 1)} \underset{\theta_v}{\begin{pmatrix} c \\ d \end{pmatrix}}, \text{ et } \begin{cases} \hat{\theta}_h = (\varphi_h^t \varphi_h)^{-1} \varphi_h^t Y_h \\ \hat{\theta}_v = (\varphi_v^t \varphi_v)^{-1} \varphi_v^t Y_v \end{cases} \qquad \text{(III - 2)}$$

$$\text{orientation} = \arctan\left(\frac{a+c}{2}\right) \qquad \text{(III - 3)}$$

$$\text{Intersection des deux droites} = (y,x),\ x = \frac{\frac{1}{c} \cdot (\text{taille image en x} - d) - b}{a + \frac{1}{c}},\ y = ax + b \qquad \text{(III - 4)}$$

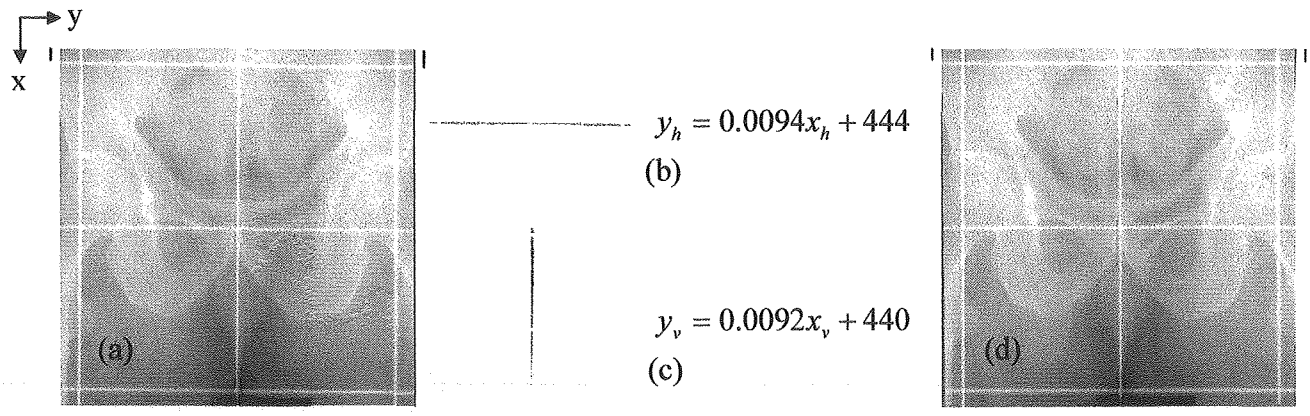


Figure III 3 : ***Exemple de calcul de l'orientation et du centre d'un champ. (a) Image brute, (b) image segmentée horizontale, (c) image segmentée verticale et (d) image corrigée.***

Dans le Tableau III 1, nous vérifions la fiabilité de la méthode automatique de calcul de l'orientation et du centre, par la comparaison des résultats du calcul avec les valeurs trouvées manuellement sur six images test. Les valeurs correspondent pour chaque image. Nous en déduisons que l'incertitude sur le calcul de l'orientation est inférieure à **0.05°** et la position du centre est mesurée à **±1 pixel** près.

Manuel		Calcul	
Orientation	Centre	Orientation	Centre
-0.5°	(448 , 449)	-0.5°	(448 , 449)
-0.05°	(373 , 280)	-0.05°	(273 , 281)
0.3°	(425 , 432)	0.3°	(425 , 432)
0.5°	(263 , 269)	0.05°	(264 , 269)
-0.3°	(451 , 462)	-0.3°	(452 , 463)
0°	(363 , 377)	0°	(363 , 378)

Tableau III 1 : ***Comparaison entre les valeurs d'orientation et de centre calculées automatiquement et mesurées pour six films.***

III.2.2 DRR (digitally reconstructed radiograph)

Les DRRs sont des radiographies reconstruites à partir des coupes d'un examen scanner. Des droites sont projetées de la source virtuelle au centre de chaque pixel de la DRR en construction, pour simuler la divergence du faisceau (Figure III 4). Chacune de ces droites traverse le volume du patient reconstruit à partir des coupes scanner. Le calcul de l'atténuation du faisceau sur tout le parcours des différentes lignes de projection permet de déterminer le niveau de gris à affecter aux pixels constituant la DRR. Ces images présentent l'avantage de ne conserver que les parties osseuses si cela a été spécifié lors de la reconstruction. Les DRRs présentées dans ce travail ont été obtenues avec le logiciel de préparation des plans de traitement Dosigray. La taille des images est de **256×256 pixels** et un pixel représente **0.84×0.84 mm²** pour une distance source film de 140cm.

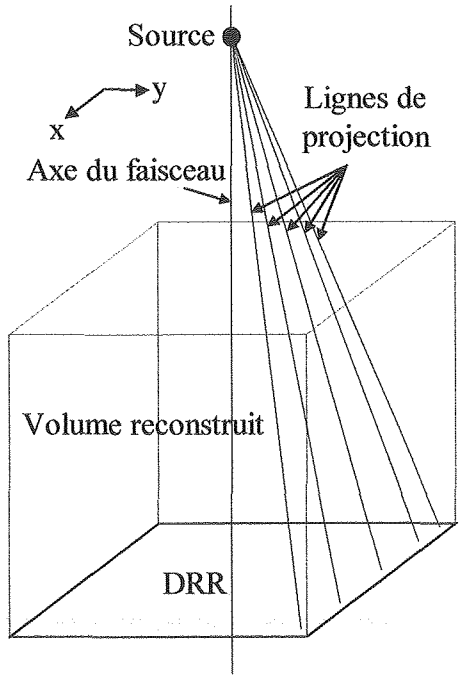


Figure III 4 : ***Construction des DRRs***

Les DRRs reconstruites pour le fantôme anthropomorphique Rando (Figure III 5 a) sont inutilisables. Les images sont incomplètes à cause des couches constituant le fantôme. La Figure III 5 (b et c) montre les meilleures images que nous avons pu obtenir pour le pelvis. Nous pouvons remarquer une mauvaise restitution des contours osseux au niveau de la symphyse pubienne et des ischions.

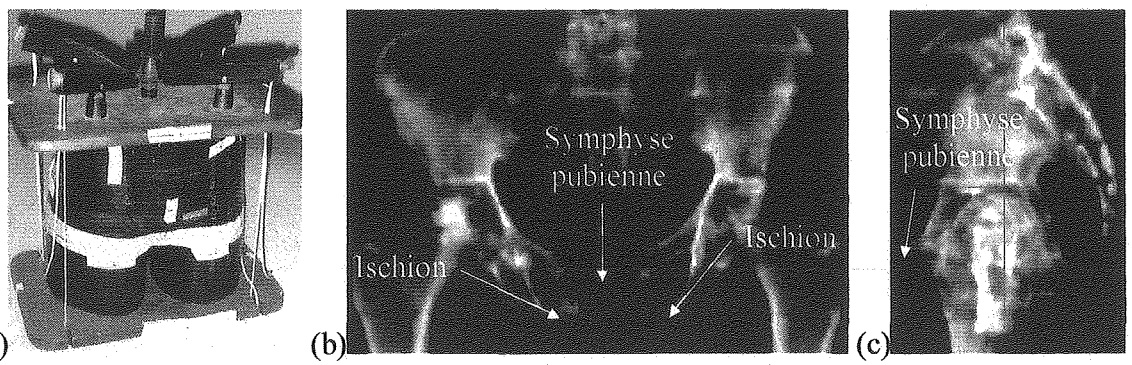


Figure III 5 : ***Fantôme Rando(a). DRR du fantôme Rando (b) postérieur et (c) latéral.***

III.3 Obtention des images portales

Les images portales sont acquises pendant le traitement et nous permettent la vérification de la position des patients au début des séances.

Nous travaillons avec quatre types de système d'imagerie portale ou EPID (Electronic portal imaging device) : le SRI-100 et iView de Elekta, le Target View de General Electric, et le Portal Vision de Varian. Ces quatre systèmes sont tous différents même si dans la plupart des cas la technologie utilisée est similaire. Les images qui en résultent sont tout aussi différentes. Il est donc nécessaire de connaître la technologie de la formation et de l'acquisition des images, les modes de calibration et les caractéristiques des images pour chaque système. Nous avons pris pour système de coordonnées l'axe des x vertical dirigé vers le bas et l'axe de y horizontal dirigé vers la droite.

III.3.1 SRI-100 (Elekta)

Le SRI-100 (Figure III 6) possède un écran fluorescent de 40×39 cm² situé à la sortie du faisceau d'irradiation derrière le patient. Cet écran est visualisé, via deux miroirs à 45°, par une caméra CCD constituée d'une matrice de **256×512** détecteurs. Le système de miroirs permet d'éviter les dommages d'une irradiation directe de la caméra. L'écran et un des miroirs sont montés dans une structure de fibre de verre rigide et amovible. Afin d'autoriser les déplacements autour du patient pendant la rotation du bras, la distance fixe source/détecteur est de 160 cm. Ainsi, la taille maximale du champ détectable à l'isocentre est de 25×19 cm². Le logiciel fonctionne sur un PC et permet la sélection du temps d'intégration du signal et la sommation de trames vidéo successives dans un buffer 16 bits. Cependant, seule une image renormalisée codée sur **8 bits** est affichée et sauvée avec une taille de **131.584 koctets**. La résolution spatiale du SRI-100 est faible. Ceci est dû en partie à l'utilisation d'un écran fluorescent épais. La dose d'acquisition minimale est de 4 UM[1].

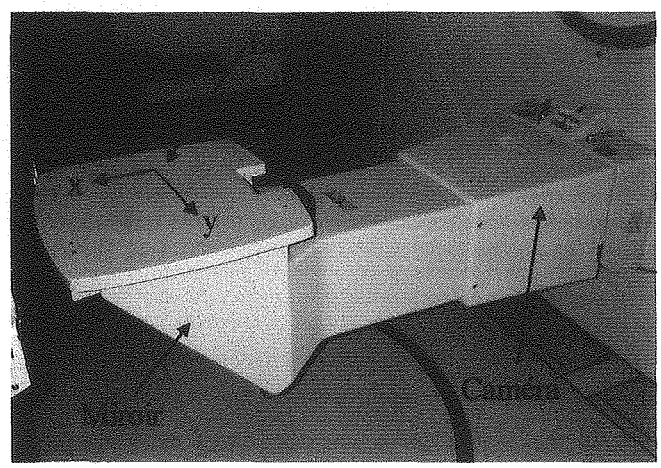
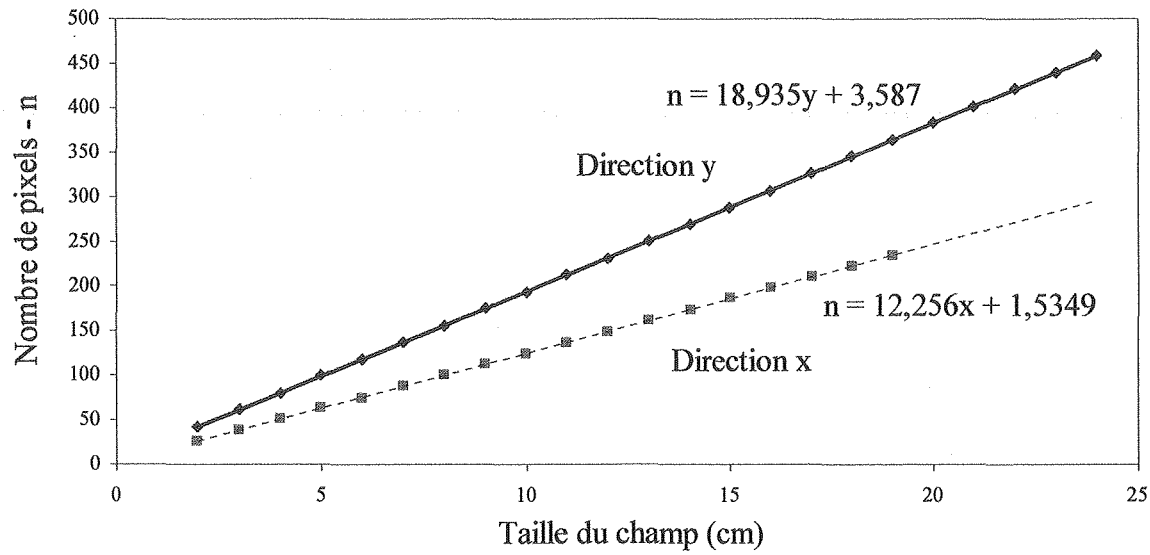


Figure III 6 : *SRI-100.*



Graphe III 1 : *Mesure de la taille des pixels en x et y pour le SRI-100.*

[1] UM : unité moniteur. Equivaut à environ 1 cGy.

La taille des pixels n'étant pas connue avec précision, nous l'avons mesurée expérimentalement. Pour ce faire, un ensemble d'images de champs vides de taille variable a été acquis. L'extraction de leur contour nous a permis de compter le nombre de pixels pour chaque distance dans les directions x et y. La variation du nombre de pixels selon la taille du champ a été reportée sur un graphe à partir duquel nous avons estimé la droite de régression linéaire reliant les points. L'inverse de la pente de cette droite correspond à la taille du pixel dans la direction considérée (Graphe III 1). Nous avons trouvé une taille de pixel de **0.816×0.528 mm²** à l'isocentre.

Une calibration des images est effectuée dans le but de réduire le bruit systématique lié à la structure de l'écran fluorescent, la chaîne optique et à la sensibilité non uniforme de la caméra. Pour cela, les images brutes sont divisées par une image de calibration (Figure III 7) qui représente un champ vide de 35×35 cm² en mémoire pour quatre angles de rotation du bras 0°, 90°, 180°, 270°.

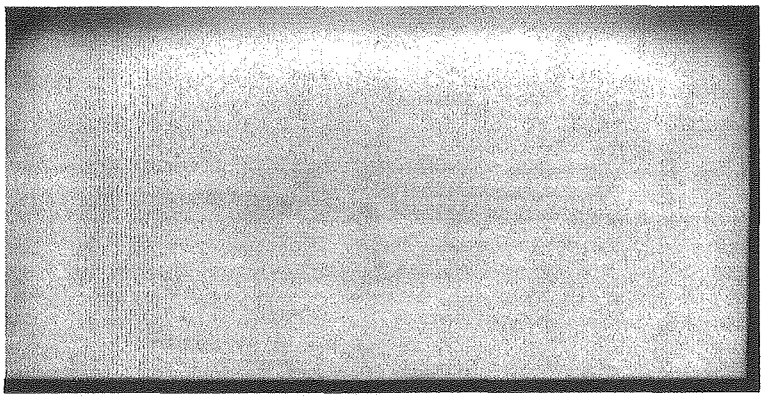
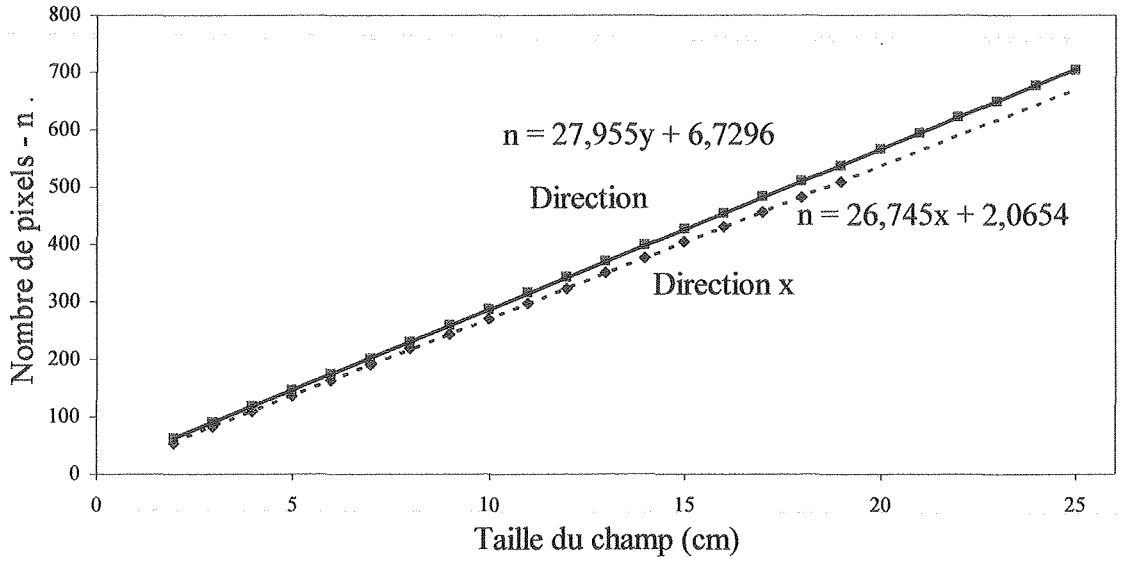


Figure III 7 : ***Exemple d'image de calibration utilisée par le SRI-100 pour 0°. Contraste rehaussé.***

III.3.2 iView (Elekta)

Le iView est la version révisée du SRI-100. La caméra et le logiciel ont été remplacés. La taille des images est de **576×768×8 bits (434 koctets)** et celle des pixels **0.374×0.358 mm²** à l'isocentre pour une distance source/détecteur de 160 cm. La dose d'acquisition des images a été réduite entre 2 et 4 UM et la qualité des images est bien meilleure.



Graphe III 2 : ***Mesure de la taille des pixels en x et y pour le iView.***

III.3.3 Target View (General Electric)

Le target View (Figure III 8) utilise un écran au phosphore de 40×40 cm² et un miroir à 45° montés dans un logement réglable en longueur et en hauteur. La caméra est sensible aux petites variations de luminosité. L'image a une taille de **512×512** pixels codée sur **8 bits** et requiert une place mémoire de **262.336 koctets**. Le logiciel fonctionne sous UNIX sur une station Sun SPARC et des outils d'affichage et d'analyse d'images semi-automatiques sont disponibles. Le système n'utilise pas d'image de calibration, la qualité des images et la correction des distorsions géométriques est assurée par des réglages de la caméra. La taille des pixels est de **0.542×0.542 mm²** à l'isocentre (Graphe III 3) pour une distance source/détecteur de 150 cm.

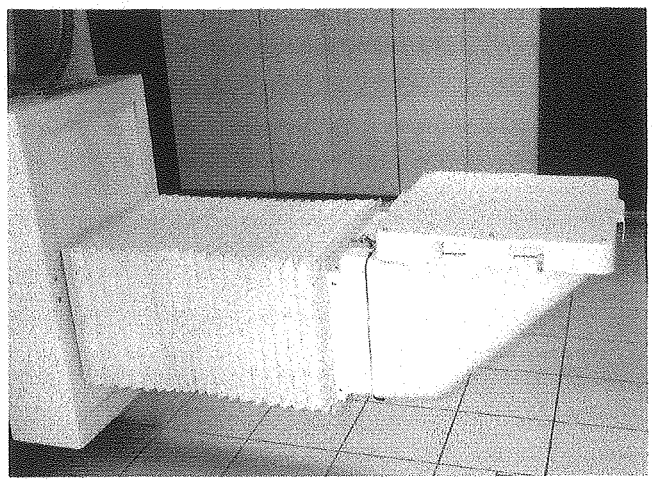
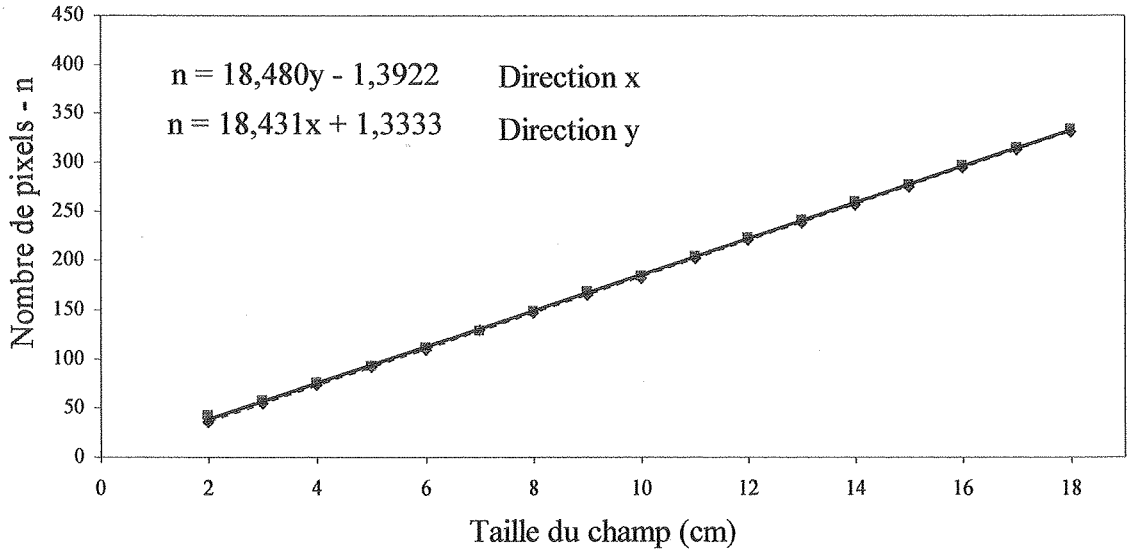


Figure III 8 : *Target View.*



Graphe III 3 : *Mesure de la taille des pixels en x et y pour le Target View.*

III.3.4 Portal Vision (Varian)

Le Portal Vision (Figure III 9) est constitué d'une matrice de **256×256** chambres d'ionisation contenant de l'iso-octane et couverte d'une plaque en acier de 1 mm d'épaisseur placées dans une structure en fibre de carbone. Le signal est obtenu en appliquant une tension de polarisation de façon séquentielle à chaque ligne d'électrodes et en prélevant le courant d'ionisation pour chaque colonne. Ce signal recueilli est pratiquement proportionnel à la racine carrée de la dose reçue. Le système est monté sur un bras robotisé. Il est rétractable et peut être placé à n'importe quelle distance de l'isocentre. Les images obtenues sont codées sur **12 bits** et occupent une place mémoire de **132.096 koctets**. Le logiciel fonctionne sur un P.C. et propose comme le

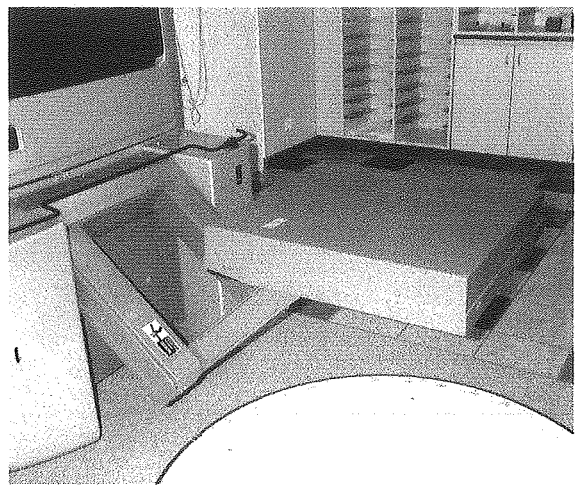
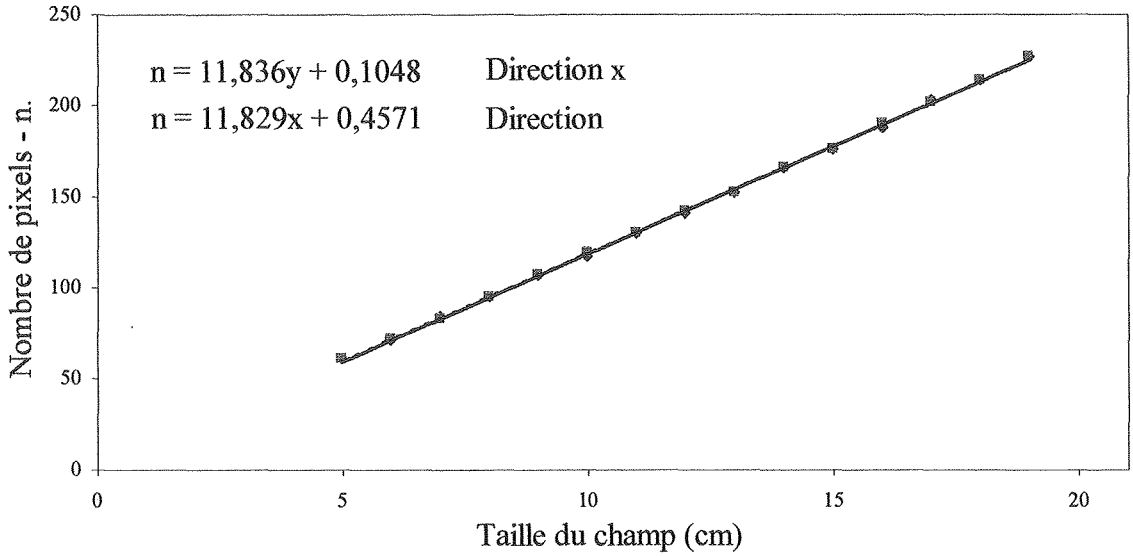


Figure III 9 : *Portal Vision.*

Target View des outils de traitement des images et de recalage semi-automatiques.

La taille des pixels est fournie par le système, elle est de **0.846×0.846 mm²** pour une distance source/détecteur de 150 cm. Notre méthode de calcul de la pente a ainsi pu être validée, la taille que nous mesurons est 0.845×0.845 mm². Le système détermine lui-même la dose d'acquisition nécessaire, pour 6MV elle est de 7 ou 8 UM, et environ 17 UM pour 25MV. Le Portal Vision utilise également des images de calibration.



Graphe III 4 : ***Mesure de la taille des pixels en x et y pour le Portal Vision.***

III.3.5 Acquisition des images portales

Nous avons porté toute notre attention sur les images en simple exposition. En effet, la double exposition n'est utilisée que pendant les premières séances car elle induit un sur dosage des tissus sains.

Nous traitons les images sur fond blanc. Certains systèmes comme le Target View fournissent des images dont les niveaux de gris sont inversés. Nous préférons conserver la logique de la formation des images radiologique qui correspond par ailleurs aux images de référence. Nous considérons que les zones les plus claires sont celles qui contiennent le plus de structures osseuses.

L'amélioration de la qualité des images portales commence dès leur acquisition. La maintenance et la calibration des systèmes d'imagerie doit être soignée et régulière. Un exemple marquant de négligence entraînant une altération inévitable des images est la présence de poussière sur les miroirs. Les images de calibration employées par le SRI-100, le iView et le Portal Vision doivent être mises à jour assez souvent et acquises pour au moins quatre angles de rotation du bras afin de compenser les changements du bruit. Une image de calibration ne correspondant pas au bruit et au réglage de la caméra provoque une dégradation plus importante encore des images résultantes.

Nous rappelons que les doses d'acquisition des images de contrôle sont de 4UM pour le SRI-100, 2 UM pour le iView et 2UM pour le Target View. Nous avons cherché une amélioration possible de la qualité des images pendant l'acquisition quand les doses minimales requises ne suffisent pas à l'obtention d'information utile. Notre idée, inspirée des travaux de Leszczynski [105] sur la moyenne de trames, est fondée sur l'utilisation d'une dose plus élevée. Nous avons fixé la dose maximale à **10%** de la dose totale d'irradiation de la séance. Cette dose est soit fractionnée pour acquérir plusieurs images dont on fera la moyenne, soit utilisée en totalité pour l'obtention d'une seule image. Une moyenne d'image est très intéressante pour la réduction du bruit et doit être privilégiée. La Figure III 10 a montre l'évolution de la variance du bruit avec le nombre d'images pour les différents systèmes d'imagerie.

Si une dose est trop faible pour être divisée en dose minimale, un temps d'exposition plus long peut également améliorer la qualité des images du SRI-100 et du iView (4 ou 6 UM). Nous avons remarqué une plus grande homogénéité des niveaux de gris avec un temps d'exposition plus long pour le SRI-100 (Figure III 10 b). Ce phénomène est sans doute dû à une homogénéisation de la dose dans le faisceau au cours du temps.

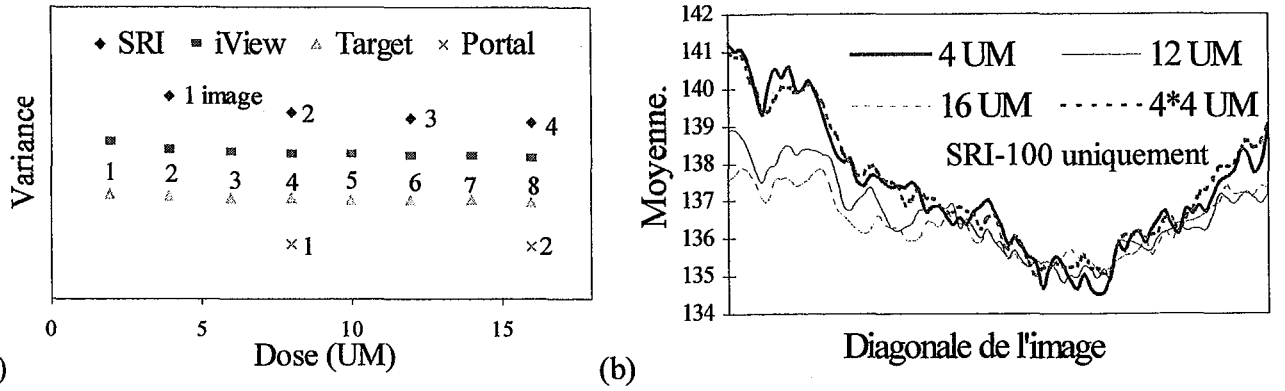


Figure III 10 : ***Augmentation de la dose d'acquisition.(a) Moyenne d'images. (b) Temps d'exposition plus long pour le SRI-100. Les profils pour 12 et 16 UM sont plus plats que pour 4UM ou 4*4UM.***

III.4 Distorsions géométriques

Des dégradations dues aux distorsions géométriques peuvent affecter les images de référence et de traitement. Les distorsions proviennent de la courbure de l'écran fluorescent, de l'optique des systèmes d'imagerie ou des champs magnétiques dans l'environnement des appareils d'acquisition des images. Nous ne connaissons pas a priori le type de distorsion et ce type de distorsion peut être différent d'un système d'imagerie à l'autre. En nous inspirant des travaux de Luchka [112][113], adaptés à ce problème, nous avons cherché à détecter et quantifier les distorsions dans les images de référence et de traitement.

III.4.1 Mesure de la distorsion

Les distorsions sont mesurées à l'aide d'un fantôme de Plexiglas de 40×40×0.5 cm, dans lequel des fils de plomb de diamètre 1.6 mm et de longueur 5 mm ont été insérés tous les 2 cm pour former un quadrillage Figure III 11. Ce fantôme a été conçu sur le modèle de Luchka [112], utilisé pour la détection des distorsions sur le système d'imagerie portale BEAMVIEW^{PLUS} de Siemens, mais il contient le double de marqueurs. Le fantôme est placé directement sur le détecteur pendant l'acquisition des images. Nous obtenons ainsi ce que nous appelons une image de distorsion.

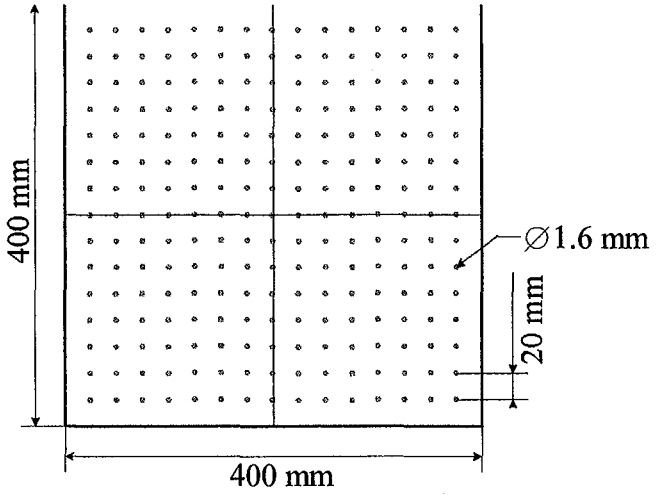


Figure III 11 : ***Fantôme pour la mesure de la distorsion.***

Les marques de plomb sont représentées par des taches dans les images. Nous les avons segmentées par l'intermédiaire d'un seuillage adaptatif. La valeur seuil a été déterminée à l'aide de la moyenne (moy.) et du niveau de gris maximum (max.) dans chaque région autour de la position du point théorique avec des marges de 1 cm. Le seuil a été fixé à (max.-(max.-moy.)/2). Les coordonnées de chaque point mesuré correspondent aux coordonnées du centre de gravité des pixels segmentés pour chaque région. La présence de distorsions est vérifiée par le calcul de la distance entre les points mesurés et théoriques.

La transformation des coordonnées théoriques (x,y) en coordonnées réelles (x',y') s'écrit sous forme de polynômes du second degré. Les coefficients de ces polynômes sont estimés avec la méthode des moindres carrés. Les polynômes sont de la forme [112]

$$\begin{cases} x' = a_0 + a_1 x + a_2 y + a_3 xy + a_4 x^2 + a_5 y^2 + a_6 x^2 y + a_7 xy^2 + a_8 x^2 y^2 \\ y' = b_0 + b_1 x + b_2 y + b_3 xy + b_4 x^2 + b_5 y^2 + b_6 x^2 y + b_7 xy^2 + b_8 x^2 y^2 \end{cases} \quad \text{(III - 5)}$$

$$\underbrace{(x_i)}_{Y(t)} = \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & x_i & y_i & x_i y_i & x_i^2 & y_i^2 & x_i^2 y_i & x_i y_i^2 & x_i^2 y_i^2 \end{pmatrix}}_{\varphi(t)} \underbrace{\begin{pmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_8 \end{pmatrix}}_{\theta} \text{ et } \hat{\theta} = \left(\varphi^t \varphi\right)^{-1} \varphi^t Y \quad \text{(III - 6)}$$

L'image peut être corrigée si nécessaire, par la transformation inverse déterminée avec la méthode de Newton-Raphson [143], par exemple.

III.4.2 Distorsions géométriques dans les images de référence



Les mesures sur l'image de distorsion obtenues au simulateur sont un peu faussées par la projection oblique de la hauteur des fils de plomb due l'effet de la divergence du faisceau qui augmente plus on s'éloigne de l'axe (image ci-contre). Néanmoins, nous pouvons dire qu'aucune distorsion significative n'a été détectée sur la Figure III 12.

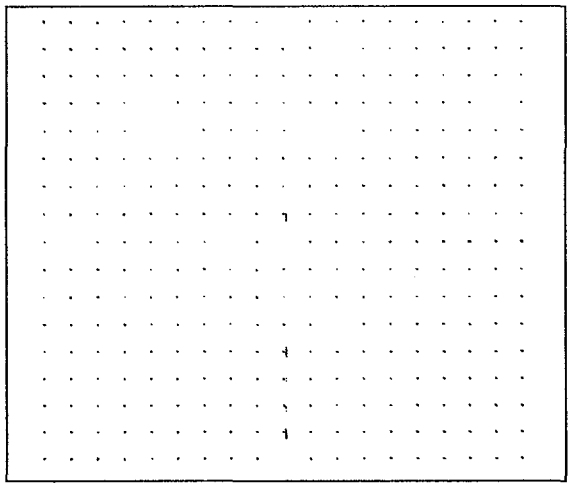


Figure III 12 : ***Image de distorsion obtenue au simulateur.***

III.4.3 Distorsions géométriques dans les images portales

La présence de distorsion a été vérifiée sur la moyenne de cinq images du fantôme de distorsion acquises avec des faisceaux de rayon X de 6 MV et une dose de 100 UM pour le SRI-100, 2 UM pour le iView, 1 UM pour le Target View, 7 UM pour le Portal Vision. Le SRI-100, le Target View et le Portal Vision ne présentent pas de distorsion significative (Figure III 13 a, c et d).

Les images du iView révèlent une légère distorsion en baril avec des amplitudes maximales de **0.6 mm** (Figure III 13 b). Une correction est nécessaire.

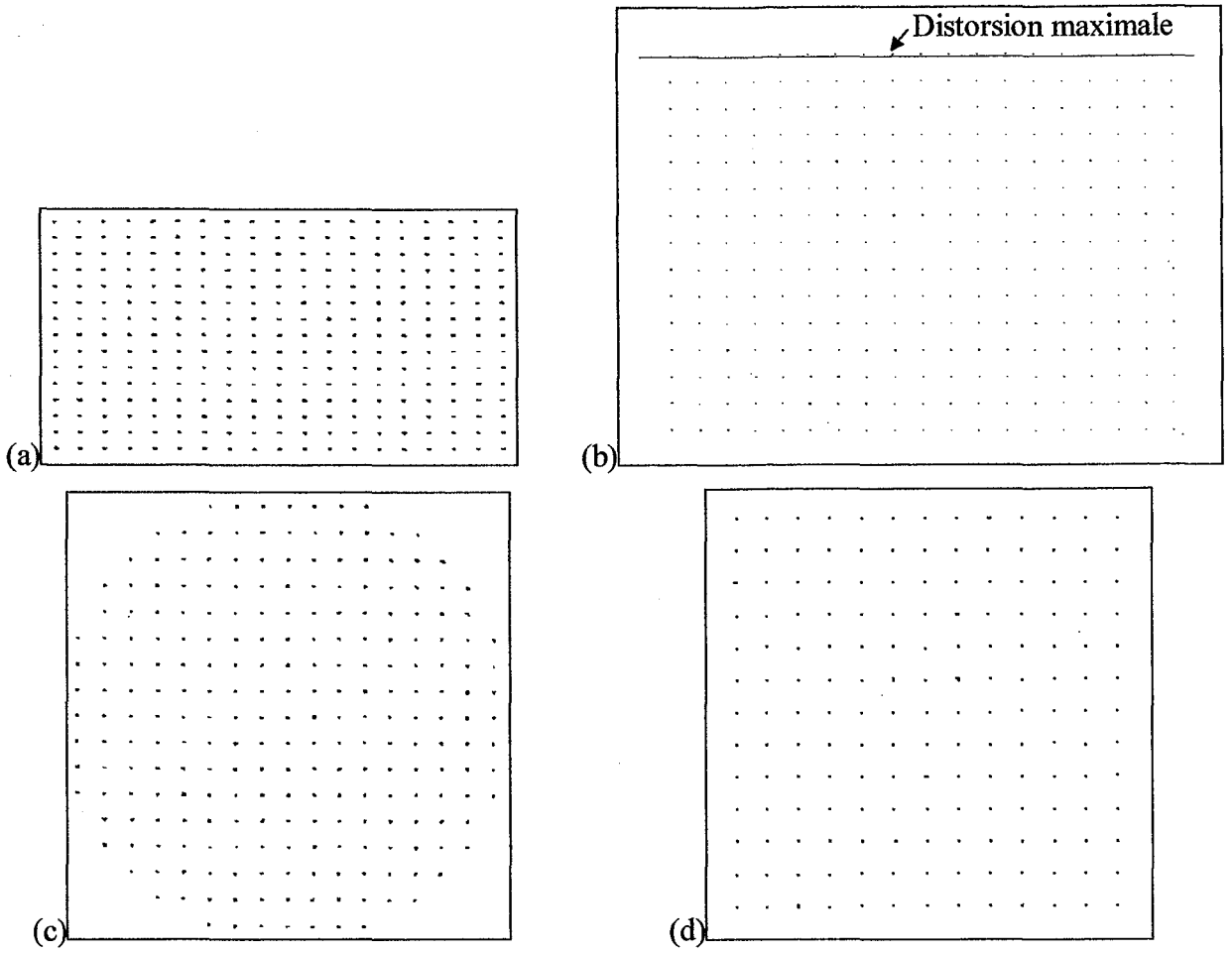


Figure III 13 : ***Images de distorsion. (a) SRI-100, (b) iView, (c) Target View et (d) Portal Vision.***

III.5 Identification et analyse des dégradations sur les images portales

Les images portales sont peu contrastées, très bruitées et les contours présents dans les champs sont flous. La visibilité des structures dépend du rapport signal sur bruit (RSB) et donc principalement du niveau du bruit et du flou qui sont les deux éléments clés pour l'amélioration de la qualité des images.

Par ailleurs, nous avons remarqué une hétérogénéité dans le fond des images. Dans un premier temps, nous avons donc étudié l'homogénéité de nos images portales.

III.5.1 Homogénéité

Le but de cette étude était de déterminer si le système d'imagerie introduit des erreurs systématiques ou aléatoires jouant sur la répartition des niveaux de gris dans l'image. Notre objectif était également de déterminer les causes majeures de la distribution et de savoir si une correction est nécessaire ou utile pour le traitement des images. L'homogénéité est définie comme la variation de niveau de gris d'un point à un autre dans l'image. Nous l'avons testée sur des champs vides.

La moyenne des niveaux de gris varie nettement selon la taille du champ (Figure III 14 a à c). Par exemple, la différence est de 17 niveaux de gris entre un champ 10×10 et un champ 15×15 pour le SRI-100, de 19 pour le iView, de 22 pour le Target View. Ce phénomène est dû à une concentration de dose plus ou moins importante. Il en résulte que la géométrie d'un champ irrégulier peut poser des problèmes supplémentaires lors de la segmentation. Pour le Portal Vision, l'influence de la taille du champ (Figure III 14 d) n'est pas quantifiable du fait de la modification du contraste de chaque image effectuée par le système.

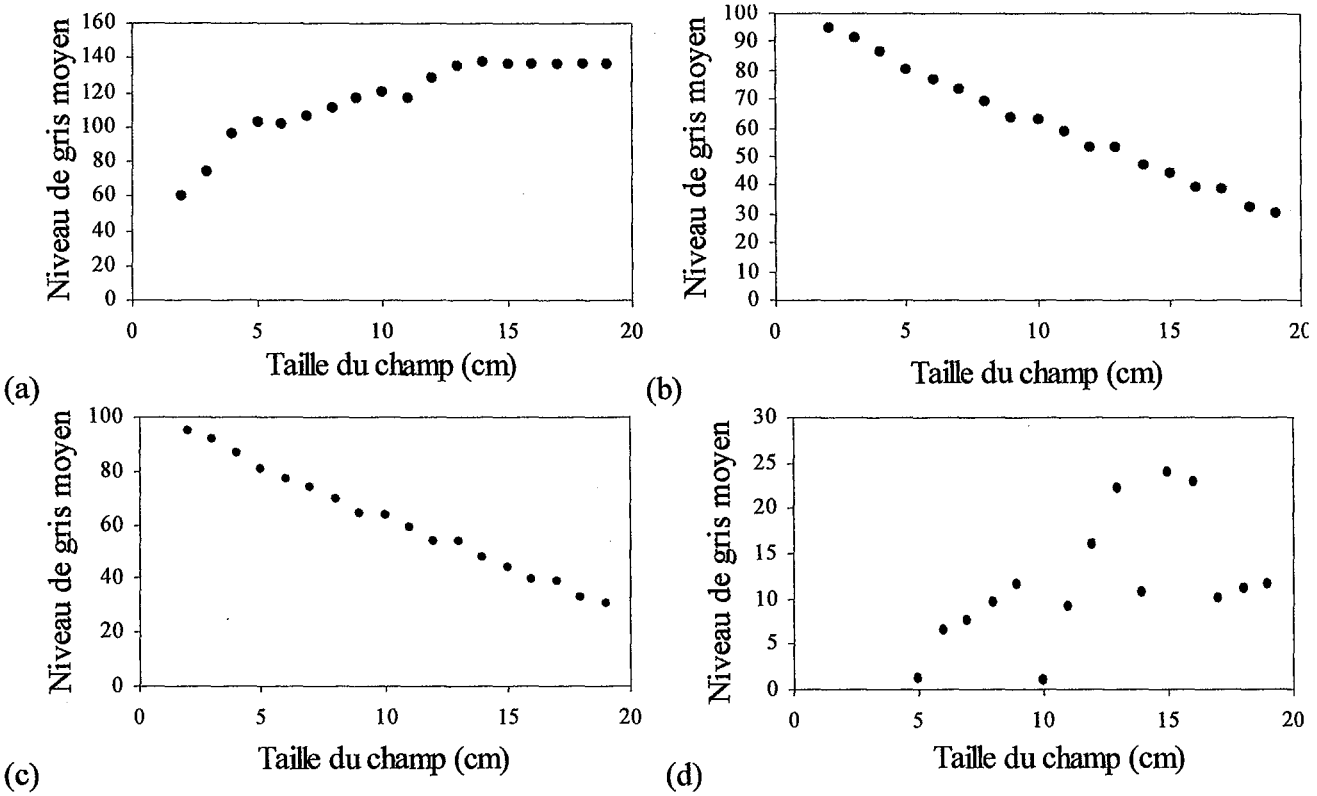


Figure III 14 : ***Variation du niveau de gris moyen dans un champ selon sa taille pour le (a) SRI-100, (b) iView, (c) Target View et (d) Portal Vision.***

Par ailleurs, les champs réguliers présentent aussi des variations de niveau de gris non-uniforme, même si une image de calibration a été utilisée. Ceci est dû à la technologie des systèmes d'imagerie et au mode de calibration [92][93]. La distribution des doses et l'homogénéité du faisceau d'irradiation interviennent également. Les travaux de Partridge [137] et Rajapakshe [147] ont montré l'influence, sur l'homogénéité du faisceau, de la stabilisation de la sortie de l'accélérateur, des fluctuations d'intensité de la sortie et de l'angle de rotation du bras créant une asymétrie. La Figure III 15 montre les courbes d'iso-intensité mesurées sur les images portales et sur des radiographies obtenues au même moment. Les radiographies indiquent que le profil des faisceaux n'est pas en cause.

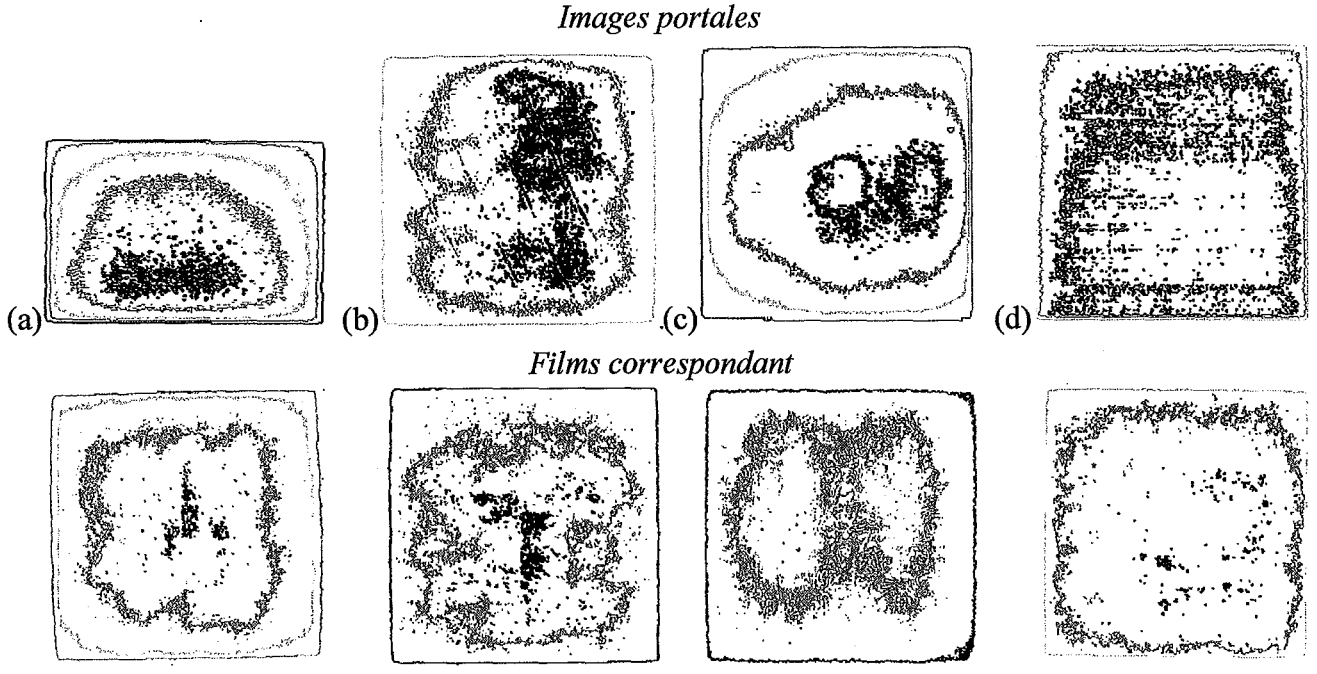


Figure III 15 : ***Courbes d'iso-intensité. (a) SRI-100, (b) iView, (c) Target View et (d) Portal Vision***

En général, le fond des champs de traitement n'est donc pas homogène dans les images de contrôle. Etant donné le faible contraste des images, il nous paraît nécessaire de corriger les variations du fond.

III.5.2 Bruit

Les sources du bruit sont multiples et liées aux systèmes d'imagerie tout au long de la chaîne de formation et d'acquisition des images.

Indépendamment de ses origines, la nature principale du bruit (multiplicatif ou additif) doit être estimée en vue de sélectionner la méthode de réduction du bruit la mieux appropriée.

III.5.2.1 Méthode d'identification

Le bruit est considéré comme stationnaire et ergodique. Il peut être caractérisé par ces statistiques locales, c'est-à-dire les moyennes et écart types calculés sur les régions homogènes d'une image contenant des structures [12]. Les régions homogènes sont déterminées localement à partir des neuf régions définies par l'opérateur de Nagao sur une fenêtre 5×5 (Figure III 16). La région homogène est celle dont la variance est la plus faible.

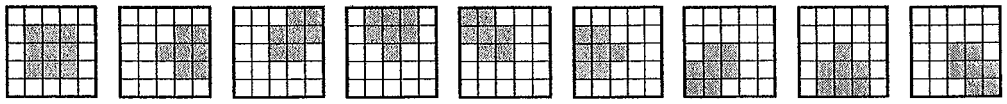


Figure III 16 : ***Définition des régions locales de l'opérateur de Nagao (5×5).***

Dans une région homogène d'écart type σ_{gi} dégradée par un bruit additif d'écart type σ_a on a

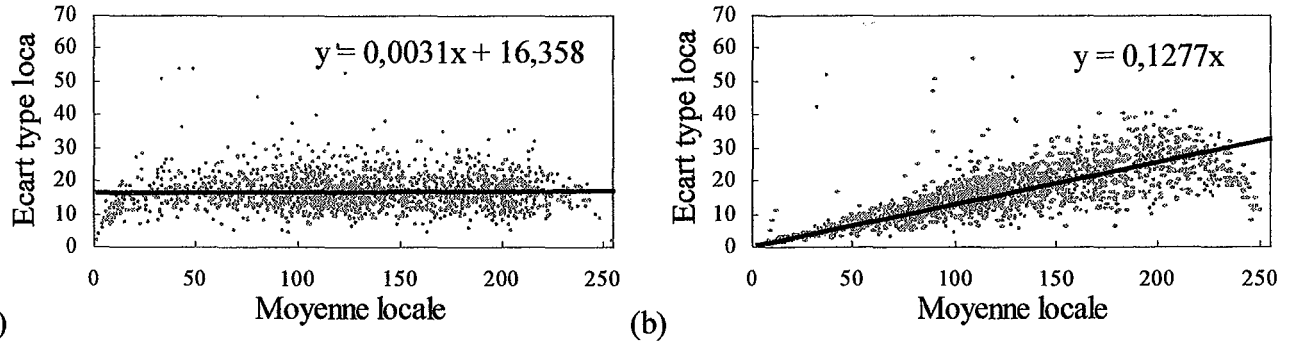
$$\sigma_{gi} = \sigma_a \qquad \text{(III - 7)}$$

Un bruit est donc additif si l'écart type local est indépendant de la moyenne, ce qui signifie que la variation de l'écart type avec la moyenne forme une droite parallèle à l'axe des abscisses (Graphe III 5a).

Dans une région homogène d'écart type σ_{gi} et de moyenne $\overline{gi}$ dégradée par un bruit multiplicatif d'écart type σ_m on a

$$\sigma_{gi} = \overline{gi} \cdot \sigma_m \qquad \text{(III - 8)}$$

Dans le cas d'un bruit multiplicatif, l'écart type est proportionnel à la moyenne et ses variations donnent une droite passant par 0 (Graphe III 5 b).

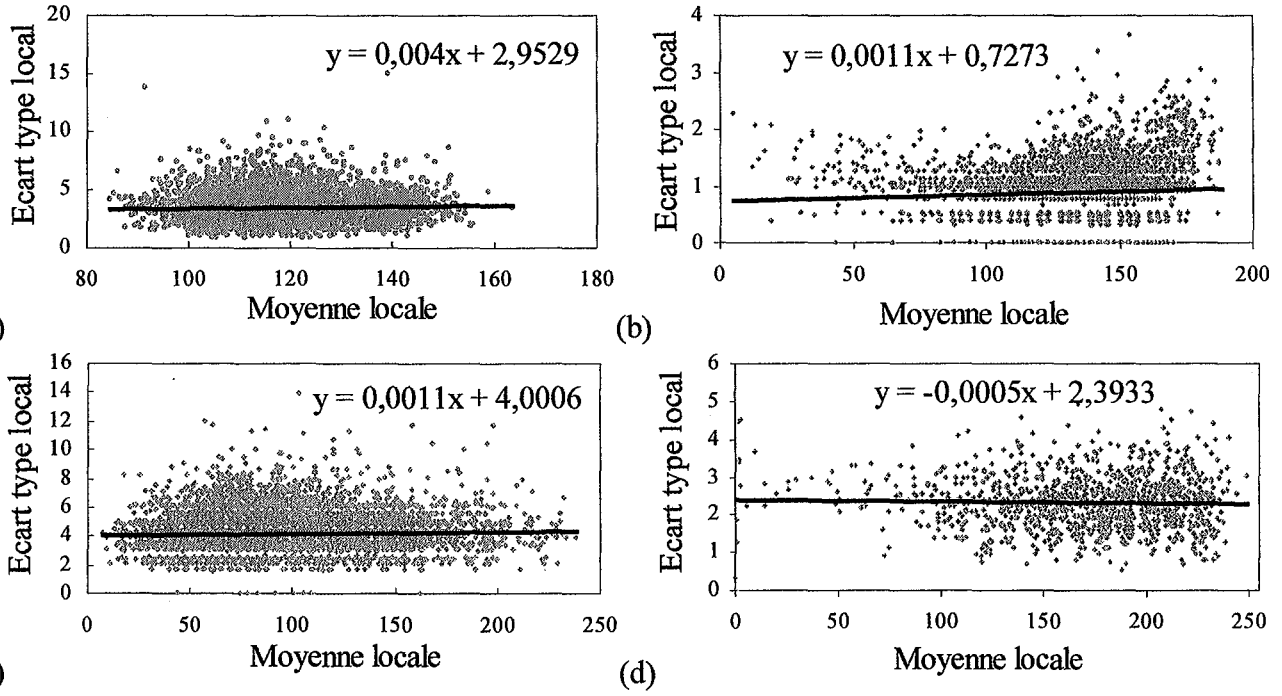


Graphe III 5 : ***Ecart type local en fonction de la moyenne locale pour une image artificielle dégradée par (a) un bruit additif d'écart type 0.1 et (b) un bruit multiplicatif d'écart type 0.2.***

L'équation de la droite (en noir sur les graphes) de direction principale des ensembles de points (en gris) est calculée par une régression linéaire à l'aide de la méthode des moindres carrés.

III.5.2.2 Nature du bruit

Cette méthode a été utilisée sur des images portales réelles contenant des structures pour disposer d'un plus grand intervalle de moyenne. Ainsi, nous pouvons mieux apprécier les variations de l'écart type avec la moyenne. L'identification du bruit a été réalisée sur des images portales de pelvis pour les différents systèmes (Graphe III 6).



Graphe III 6 : ***Ecart type local en fonction de la moyenne locale pour une image portale du pelvis obtenue avec (a) le SRI-100, (b) le iView, (c) le Target View et (d) le Portal Vision.***

La pente négligeable des droites indique que le bruit additif prédomine sur le bruit multiplicatif. Par conséquent, nous avons pris pour hypothèse que le bruit à traiter pour l'amélioration de la qualité des images était additif, et que bien entendu, la nature du bruit ne dépend pas de la zone anatomique. Il est également intéressant de noter que la diminution du niveau de bruit à la suite d'une moyenne d'images est observable sur les graphes. Par ailleurs, nous rappelons que le niveau de bruit dépend du temps d'acquisition, de l'énergie du faisceau d'irradiation et de l'angle du bras. Le rôle de l'angle du bras [94] peut être expliqué par les mouvements des systèmes d'imagerie qu'il entraîne, même si les appareils sont rigides et fixes. Les images de calibration éliminant le bruit fixe ne sont en général, acquises que pour quatre angles.

III.5.3 Flou

L'atténuation non-uniforme et la diffusion des radiations à travers le corps, les interactions entre photons dans le faisceau et entre électron dans le détecteur, entraînent un lissage important des structures anatomiques dans les images.

Le flou peut être modélisé par la fonction de transfert du système d'imagerie : la PSF (point spread function) qui est la réponse impulsionnelle du système, ou sa transformée de Fourier la MTF (modulation transfer function). Les méthodes conventionnelles [39] d'évaluation de la PSF utilisant les techniques de la fente, du fil ou de l'échelon, sont très difficiles à mettre en pratique avec les images portales, car le matériel doit être suffisamment épais pour arrêter les rayons. Une épaisseur de 2 cm de tungstène serait nécessaire par exemple. Des problèmes d'état de surface et de géométrie apparaissent clairement. Droege [46][47] a suggéré une alternative reprise par Rajapakshe avec le fantôme QC3-F [148] montré Figure III 17.

III.5.3.1 Détermination de la fonction de transfert d'un système d'imagerie

Droege [46] s'appuie sur le fait que la MTF peut être estimée par des images de barres alternée périodiquement. Cette méthode repose sur la mesure de l'amplitude de sortie $A(f)$, d'un signal d'entrée en créneaux d'amplitude A_0 ayant une fréquence de f cycles par unité de distance. La MTF est déterminée à partir du développement en série de Fourier

$$\mathrm{MTF}(f) = \frac{\pi}{4A_0} \cdot \left(A(f) + \frac{A(3f)}{3} - \frac{A(5f)}{5} + \frac{A(7f)}{7} \cdots \right) \qquad \text{(III - 9)}$$

Un signal en créneaux de fréquence f peut être considéré comme la somme de composants sinusoïdaux de fréquence f, $3f$, $5f$, $7f$, etc. Si la MTF est nulle à partir de la fréquence de coupure f_c, les amplitudes du signal en créneaux vont être nulles aux fréquences supérieures ou égales à f_c. La formule (III - 9) peut se simplifier pour donner

$$\mathrm{MTF}(f) = \frac{\pi A(f)}{4A_0}, f \geq f_c/3 \qquad \text{(III - 10)}$$

Sous cette condition, le signal de sortie résulte en une sortie sinusoïdale car aucun terme d'ordre supérieur n'est reproduit dans l'image. Ceci permet l'utilisation de la relation liant l'amplitude du signal à sa variance M^2. Pour un signal en créneaux, $M_0^2 = A_0^2$ et $M^2(f) = A^2(f)/2$.

Le fantôme QC3-F contient cinq régions (1 à 5) de barres de PVC et de plomb alternées et orientées à 45° par rapport aux lignes de balayage de l'image. Cette orientation a été choisie pour éviter les problèmes d'aliasing au niveau des barres. La fréquence spatiale de chaque région dépend de l'épaisseur des barres. Les fréquences disponibles sont 0.1, 0.15, 0.20, 0.25 et 0.45 lp(paire de ligne)/mm. La validité de l'hypothèse $f \geq f_c/3$ devra être vérifiée pour ces fréquences.

La MTF est définie comme [46]

$$\mathrm{MTF}(f) = \frac{\pi\sqrt{2}}{4} \cdot \frac{\mathrm{M}(f)}{\mathrm{M}_0} \qquad \text{(III - 11)}$$

où f est la fréquence en lp/mm et M(f) l'écart type de la région considérée 1-5. MTF(f) est calculé pour chacune des cinq régions avec

$$\mathrm{M}(f) = \sqrt{\mathrm{M}'(f)^2 - \mathrm{N}^2} \qquad \text{(III - 12)}$$

et

$$\mathrm{N}^2 = \frac{\mathrm{N}_1^2 + \mathrm{N}_2^2}{2}, \mathrm{M}_0 = \frac{|\mathrm{CT}_1 - \mathrm{CT}_2|}{2} \qquad \text{(III - 13)}$$

où M'(f) est l'écart type mesuré et N la correction du bruit. N_1, CT_1 et N_2, CT_2 sont les écarts type et moyennes des régions 11 et 6.

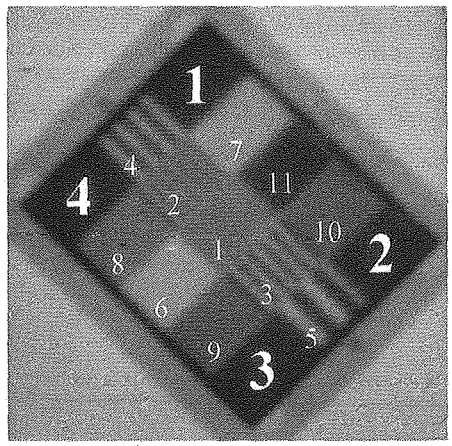


Figure III 17 : *Fantôme QC3-F.*

Un modèle de la fonction de transfert des systèmes d'imagerie portale, admis dans la littérature [120], est la somme de deux gaussiennes. L'équation de la MTF est modélisée par la somme de deux gaussiennes de moyenne nulle et identifiée par les six points calculés précédemment. Quatre paramètres sont à estimer dans l'équation de la somme de deux gaussiennes, a, b, c et d (III - 14).

$$MTF(f) = a.e^{-\frac{f^2}{b}} + c.e^{-\frac{f^2}{d}}, MTF(\omega) = a.e^{-\frac{(\omega/2\pi)^2}{b}} + c.e^{-\frac{(\omega/2\pi)^2}{d}} \qquad \text{(III - 14)}$$

Les estimations de b et d sont déterminées par le minimum de l'erreur entre les points estimés et les points mesurés avec le fantôme QC3-F. Pour chaque valeur de b et d testées, les paramètres a et c sont estimés à l'aide des moindres carrés. Le minimum de la fonction erreur est donné par l'algorithme du simplexe décrit en détail chapitre IV.4.3. Les valeurs initiales de b et d, fournissant la solution initiale du simplexe, sont 0.

Cette MTF est considérée comme identique dans toutes les directions, bien que ce ne soit pas totalement exact pour des images vidéo et la dissymétrie de la source des rayonnements. La MTF à 45° dépend de la résolution spatiale dans les directions x et y. C'est aussi l'estimation la plus pessimiste. En effet, la distance entre les pixels est la plus grande à 45°, la bande passante est donc plus petite que dans les autres directions.

La PSF peut être déduite simplement de la MTF par la transformée de Fourier. A partir de l'équation (III - 14), la PSF s'écrit

$$PSF(x) = a\sqrt{\pi b}.e^{-\pi^2 b.x^2} + c\sqrt{\pi d}.e^{-\pi^2 d.x^2} \qquad \text{(III - 15)}$$

III.5.3.2 Etude des différents systèmes d'imagerie

Les courbes présentées ont été obtenues à l'aide du logiciel PIPS (Portal image processing system) avec le fantôme QC3-F placé à l'isocentre. Les fonctions de transfert mesurées ne varient pas significativement selon la dose (Figure III 18) et dans le temps, les écarts mesurés sont en moyenne de 0.7% et n'excèdent pas 2.5%. En revanche, la calibration des systèmes entraîne des modifications sensibles.

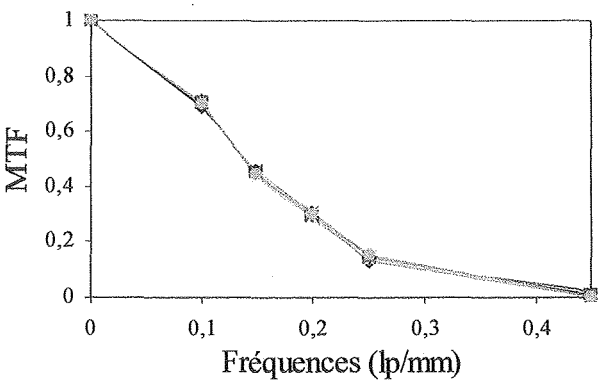


Figure III 18 : ***MTF mesurée selon la dose (4, 8, 12, 16 UM). Les courbes se superposent.***

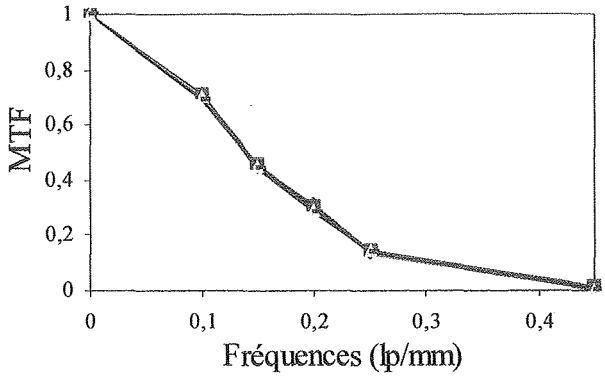


Figure III 19 : ***Répétabilité de la mesure de la MTF (4 UM). Les courbes se superposent.***

Les six points calculés pour les quatre systèmes sont comparés Figure III 20. La validité de l'hypothèse $f \geq f_c/3$ n'est vérifiée pour aucun système d'imagerie à 0.1 lp/mm. Pour le iView et le Portal Vision, la fréquence 0.15 lp/mm ne correspond pas non plus à l'hypothèse. Les estimations de la MTF en 0.1 sont d'autant plus erronées que la fréquence de coupure est grande. Cependant, Droege [47] précise que la contribution des fréquences supérieures à $f(3f, 5f)$ dans l'équation de la MTF s'écrit

$$\mathrm{MTF}(f) = \frac{\pi\sqrt{2}}{4\mathrm{M}_0}\sqrt{\mathrm{M}^2(f) - \frac{\mathrm{M}^2(3f)}{9} - \frac{\mathrm{M}^2(5f)}{25} - \frac{\mathrm{M}^2(7)}{48}} \qquad \text{(III - 16)}$$

Nous avons vérifié dans le cas le plus défavorable, c'est-à-dire le Portal Vision à 0.1 lp/mm, que l'erreur commise est inférieure à 0.5% d'après la formule (III - 16). Les contributions des fréquences supérieures à $f(3f, 5f)$ sont donc négligeables. Nous pouvons en conclure que les MTF obtenues sont une bonne estimation de la fonction de transfert des systèmes d'imagerie portale. Néanmoins, le fantôme QC3-F n'est pas bien adapté au Portal Vision et du iView, car la fréquence de coupure n'est pas atteinte à 0.45 lp/mm. Il existe pour cela un autre fantôme QC3-V pour lequel les fréquences sont 0.1, 0.2, 0.25, 0.45, 0.76 lp/mm. Une amélioration de la fiabilité des résultats au niveau de la fréquence de coupure, nécessite l'usage de cet autre fantôme.

Les courbes (Figure III 20) montrent que la résolution du Portal vision et du iView est bien meilleure que celles du Target View et du SRI-100, à énergie égale. Le SRI-100 donne les plus mauvais résultats. Nous ne disposons pas de la MTF du Portal Vision à 25 MV car le logiciel PIPS ne parvient pas à traiter les images.

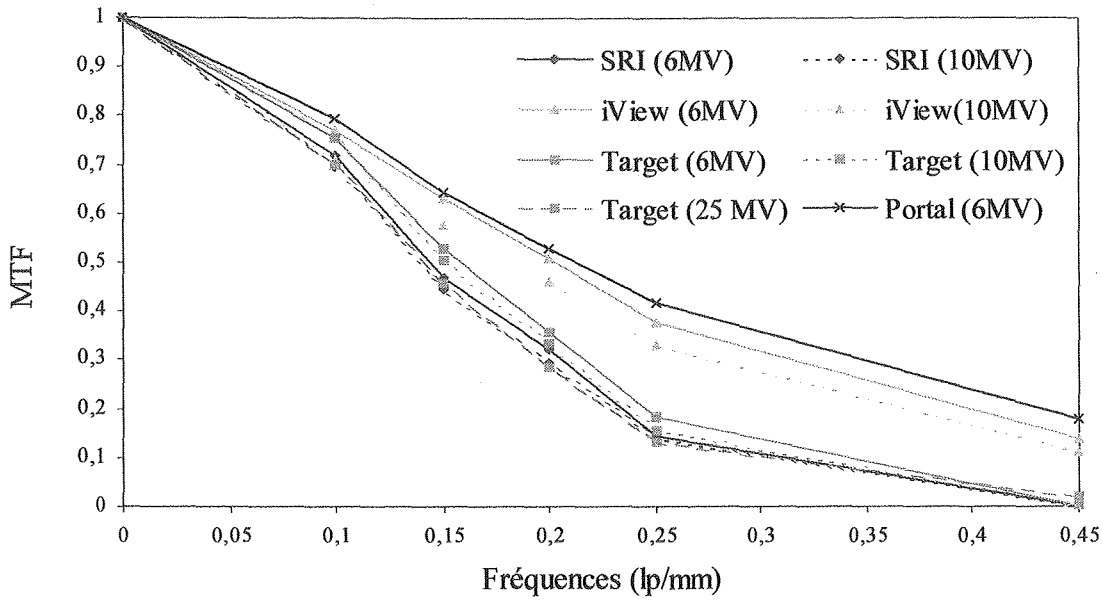


Figure III 20 : ***Fonctions de transfert des différents systèmes d'imagerie portale.***

Un exemple d'identification de la MTF et de la PSF est donné Figure III 21, pour le SRI-100 à 6MV.

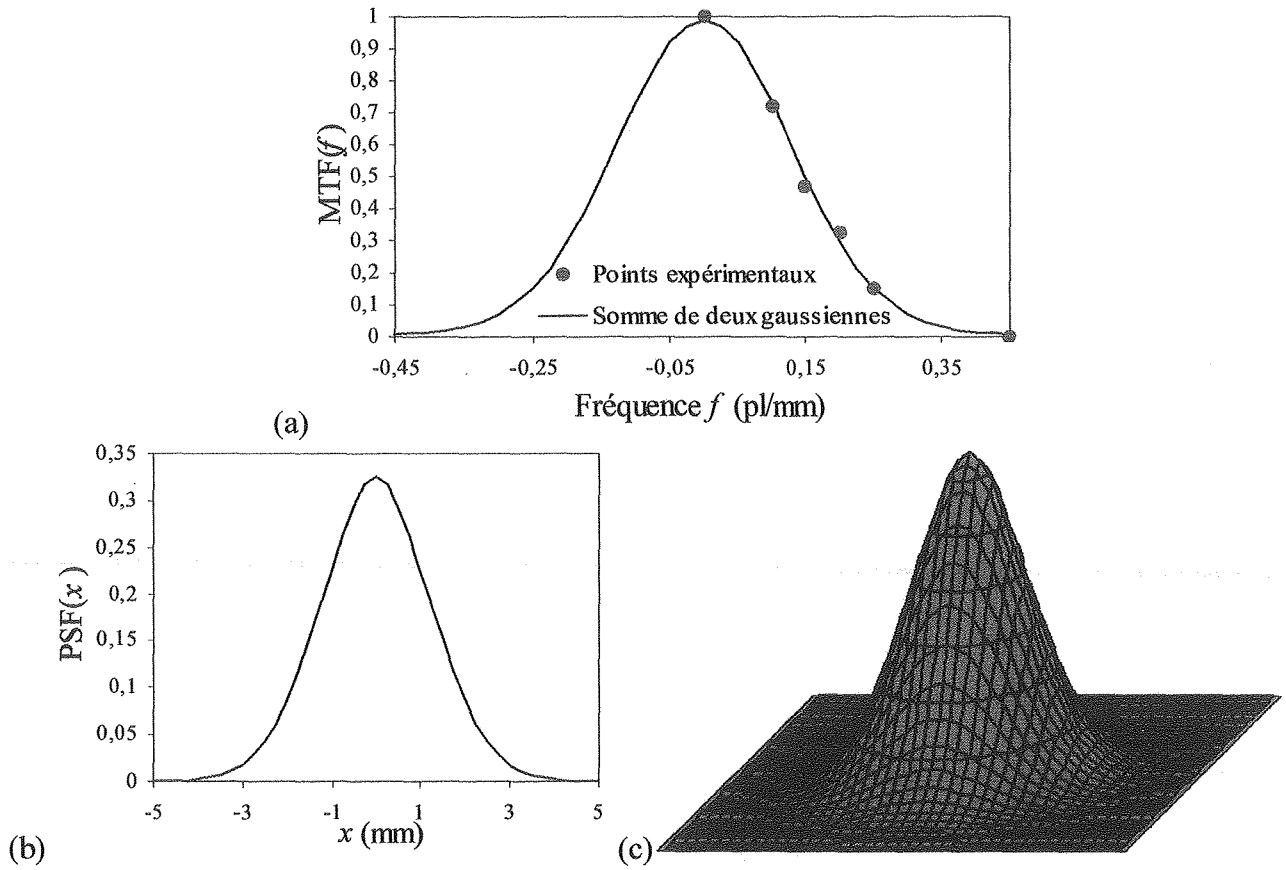


Figure III 21 : ***(a) Identification de la MTF à partir des six points mesurés avec le fantôme QC3-F. (b) PSF correspondante. (c) PSF en 3D.***

Le Tableau III 2 donne les valeurs des paramètres a, b, c et d de l'équation de la MTF estimés pour les quatre systèmes et les différentes énergies. Nous notons a', b', c' et d' les paramètres correspondant pour la PSF (III - 17).

$$a' = a\sqrt{\pi b}, b' = 1/\pi^2 b, c' = c\sqrt{\pi d}, d' = 1/\pi^2 d \qquad \text{(III - 17)}$$

Conditions		*a*	*b*	*c*	*d*	*a'*	*b'*	*c'*	*d'*
SRI-100	6 MV	0.978	0.032	0.011	0.391	0.312	0.320	0.012	3.858
SRI-100	10 MV	0.845	0.024	0.153	0.111	0.234	0.241	0.090	1.093
iView	6 MV	0.829	0.047	0.138	52.632	1.772	0.002	0.319	2.155
iView	10 MV	0.838	0.041	0.012	43.700	1.410	0.002	0.299	2.500
Target	6 MV	0.994	0.037	0.000	0.000	0.337	0.362	0.000	0.000
Target	10 MV	1.002	0.035	0.000	0.000	0.331	0.342	0.000	0.000
Target	25 MV	0.966	0.028	0.027	31.746	0.289	0.280	0.268	313.321
Portal	6 MV	0.793	0.047	0.179	52.356	2.294	0.002	0.305	2.155

Tableau III 2 : ***Valeurs des paramètres des équations de la MTF et de la PSF selon le système d'imagerie et l'énergie.***

III.5.4 Conclusion

Un modèle simplifié des dégradations dans les images portales est donné par la formule

$$g(x,y) = f(x,y) ** PSF(x,y) + b(x,y) + n(x,y) \qquad \text{(III - 18)}$$

ou en transformée de Fourier, la transformée de Fourier de g étant notée G

$$G(u,v) = F(u,v) \cdot MTF(u,v) + B(u,v) + N(u,v) \qquad \text{(III - 19)}$$

où g est l'image dégradée, f l'image originale, b le bruit additif, et ** l'opérateur de convolution 2D. La matrice n correspond aux variations de niveau de gris dans un champ vide de même taille et avec les mêmes conditions d'acquisition que l'image dégradée.

III.6 Amélioration de la qualité des images portales

Une meilleure qualité des images de contrôle et une nouvelle procédure de segmentation permettent l'extraction des structures anatomiques. Pour atteindre ce résultat, nous avons corrigé le fond, réduit le bruit et restauré les images avant de segmenter le champ de traitement.

Le gradient d'intensité dans le fond des images a été corrigé pour éliminer ses effets sur l'extraction des structures.

La réduction du bruit, ou filtrage, améliore la qualité des traitements ultérieurs, particulièrement la restauration qui est très sensible au bruit, et de la segmentation.

Enfin, la restauration permet le rehaussement des images par l'accentuation des transitions, connaissant la fonction de transfert des systèmes d'imagerie.

III.6.1 Correction du fond

Les variations d'intensité dans le fond ont été modélisées par une matrice n correspondant aux variations de niveau de gris dans un champ vide de même taille et avec les mêmes conditions d'acquisition que l'image dégradée. Cependant, cette modélisation n'est valide qu'en théorie quand toutes les conditions sont exactement les mêmes, ce qui n'est pas le cas en réalité, et en particulier pour le bruit. Nous avons choisi d'estimer la non-uniformité du fond directement à partir des images de contrôle. Cette méthode présente trois avantages. Elle assure que les conditions sont exactement les mêmes. Elle est moins coûteuse en temps et en travail que si de nouvelles images devaient être acquises. Et qui plus est, des variations d'intensité gênantes dues à l'anatomie du patient lui-même, telles que des cavités d'air, peuvent être atténuées.

III.6.1.1 Méthode

Un fond uniforme est obtenu en lissant fortement l'image pour extraire la variation moyenne d'intensité. Le lissage [16] est réalisé en appliquant le filtre suivant (III - 20) sur l'image brute autant de fois que nécessaire à la disparition des structures osseuses de l'image filtrée. Le nombre d'itérations est déterminé de manière expérimentale. L'image lissée est ensuite soustraite à l'image initiale.

$$\frac{1}{8}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \text{(III - 20)}$$

De nombreuses convolutions successives sont nécessaires pour obtenir l'image à soustraire. Il en résulte des distorsions engendrées par les bords des images. Nous avons résolu ce problème en créant une large marge artificielle autour de l'image originale par symétrie. De cette manière, l'effet des distorsions peut être minimisé après suppression de la marge ajoutée.

De plus, la correction du fond ne doit être appliquée qu'aux pixels situés à l'intérieur du champ. Les points en dehors ou dans la pénombre doivent être écartés en raison de leur fort contraste. Il est donc nécessaire que la marge suive les bords des champs (Figure III 22) en tenant compte de la pénombre, sans quoi les faibles transitions que nous souhaitons extraire seraient perdues.

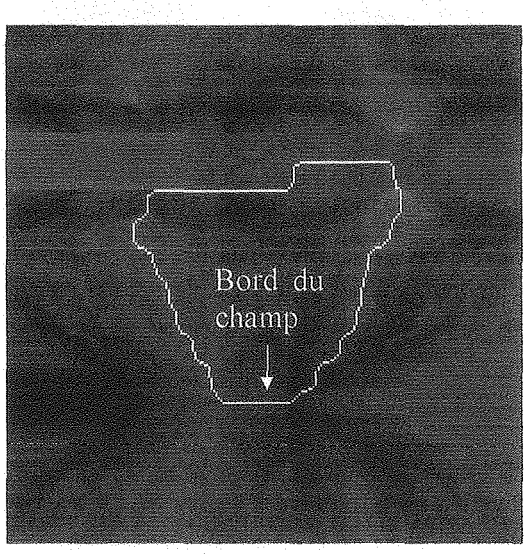


Figure III 22 : ***Marge autour du champ irradié.***

III.6.1.2 Résultats

Nous avons déterminé expérimentalement le nombre d'itérations nécessaire à l'élimination des structures osseuses des images filtrées sur leur profils. Les tests effectués pour les différents systèmes d'imagerie, les différentes énergies et zones de traitement indiquent que 50 itérations sont suffisantes indépendamment des conditions d'acquisition. La taille de la marge qui en découle est de 50 pixels.

Nous avons éliminé les pixels situés dans un intervalle de 10 pixels correspondant à la zone de pénombre sur les bords.

La Figure III 23 montre la correction du fond d'une image du fantôme Las Vegas. L'image originale (Figure III 23 a) présente des gradients d'intensité concentriques. L'effet de ce premier prétraitement peut être observé sur les images et les profils avant et après la correction. Les variations du fond ont été éliminées tout en préservant la forme du signal presque partout. Quelques différences sont à noter près des transitions importantes et à l'intérieur de certains gros objets dont le centre est considéré comme faisant partie du fond.

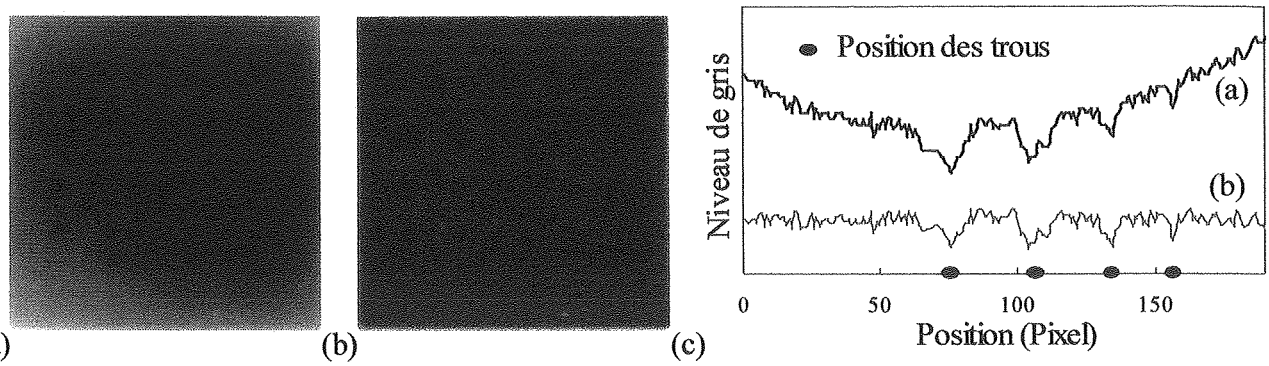


Figure III 23 : ***Images et profils au niveau de la première colonne de trous. (a) Image brute du fantôme Las Vegas obtenue sur le Target View (2 UM, 10MV). (b) Image après correction du fond. (c) Profiles de a et b de la première colonne de trous.***

La Figure III 24 illustre un autre avantage de la correction du fond sur une image de pelvis du Rando. La région noire au bas de l'image brute, correspondant à une partie mince du fantôme, a été supprimée.

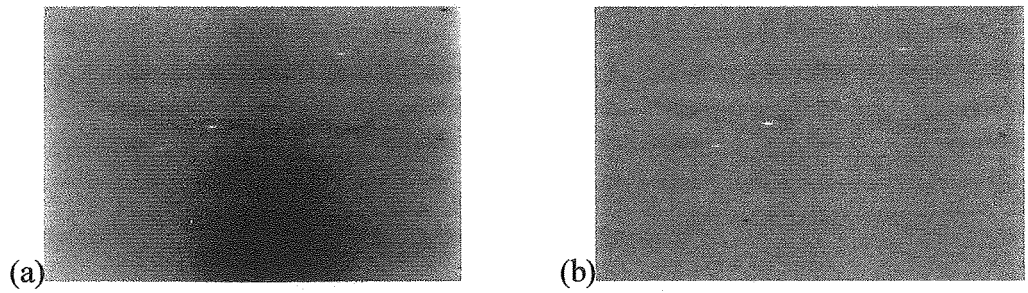


Figure III 24 : ***Image du fantôme Rando obtenue avec le SRI-100 (4 UM, 10MV). (a) Image brute. (b) Image après correction du fond.***

Ainsi, le prétraitement élimine les variations parasites des niveaux de gris dans les images. Cela s'avère très utile quand le signal est atténué par les fluctuations d'intensité du fond.

III.6.2 Réduction du bruit/filtrage

Après la correction du fond, nous pouvons réduire le bruit. Les méthodes de réduction du bruit les plus simples et les plus faciles à implanter sont fondées sur le filtrage linéaire. Cependant, compte tenu du lissage des transitions qui en résulte, nous avons aussi étudié les filtres non-linéaires, les filtres adaptatifs et les filtres sélectifs. Ces filtres préservent les transitions mais en revanche, peuvent modifier ou déformer les images et de ce fait en affecter la perception.

III.6.2.1 Méthodes testées

Nous avons analysé et comparé les résultats donnés par trois filtres linéaires, quatre filtres non-linéaires, cinq filtres adaptatifs et deux filtres sélectifs. Cela nous a permis de tester un éventail assez large de méthodes représentatives.

Afin de faciliter la lecture, nous ne présentons ici que la méthode utilisée par notre algorithme. Les autres méthodes sont décrites dans l'annexe A. Les critères de sélection entre les algorithmes sont donnés dans la section III.6.2.2, et d'après le Tableau III 3 la moyenne tronquée donne les meilleurs résultats. Ces résultats seront commentés dans la section (III.6.2.3).

La **moyenne tronquée** est un filtre d'ordre statistique (non-linéaire). Contrairement à la moyenne, la moyenne tronquée préserve les transitions car les calculs ne sont pas effectués sur toutes les valeurs de la fenêtre. Seul un nombre de pixels, à déterminer, est pris en compte autour de la valeur médiane dans le calcul de la réponse du filtre, c'est le facteur de troncature.

III.6.2.2 Critères de sélection

Les quatorze méthodes décrites ci-dessus ont été comparées à l'aide du rapport signal sur bruit (RSB), de l'écart type du bruit et de quatre critères calculés sur les profils d'images et les images segmentées. Nos critères ont été définis dans le but de permettre la restauration et la segmentation.

Etant donné que le signal original est inconnu et qu'il ne peut pas être calculé sur les images portales, une estimation du RSB est donnée par [33][120]

$$\mathrm{RSB} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_b^2} \qquad \text{(III - 21)}$$

où σ_s^2 est la variance d'une région 20×20 contenant des structures anatomiques et σ_b^2 est la variance d'une région 10×10 homogène. La région homogène est plus petite pour s'assurer de l'absence de structure. L'écart type des valeurs d'une région homogène σ_b donne le niveau de bruit.

Le premier critère est le pourcentage de maxima et de minima détectés sur les profils de ligne et de colonne des images du fantôme Las Vegas et la précision de leur position. Sachant que l'emplacement des trous est connu, nous avons placé des régions d'intérêt sur les profils et recherché les minima et les maxima selon la région. Si le point trouvé correspond bien à celui recherché nous comparons sa position à la référence connue pour mesurer la précision de la détection, sinon nous considérons qu'aucun extremum n'a été détecté. L'effet des filtres de lissage sur les maxima et les minima est intéressant pour l'estimation des artefacts et des déformations introduit par la méthode de réduction du bruit.

Le second critère vérifie la perte ou non d'information (structures anatomiques), jugée par un expert, à partir des profils après le prétraitement des images du fantôme Las Vegas. Nous avons une perte d'information quand une partie du signal est manquante. Ceci ce produit quand l'image est trop lissée ou quand le signal est supprimé après avoir été confondu avec du bruit, ou encore quand la différentiation entre le signal et le bruit est impossible.

Le troisième critère représente le pourcentage de segments appartenant à une structure dans l'image segmentée, c'est-à-dire les segments utiles. Il nous a paru nécessaire de choisir les procédures de prétraitement en fonction des résultats de la détection des repères osseux qui est leur objectif premier. En effet, nous rappelons que la phase de prétraitement a été conçue dans le but d'améliorer la qualité de la segmentation. Notre segmentation des images portales, basée sur une approche contour, est décrite dans le chapitre V section 5. Nous n'avons pas jugé utile d'en détailler les étapes ici. Les segments extraits sont comptés puis classés par un expert. La mauvaise qualité des images n'affecte pas réellement l'identification des segments puisque la position et la forme des structures sont bien connues.

Finalement, le quatrième critère est le nombre de structures retrouvées automatiquement. C'est également un critère de qualité de la segmentation. Nous avons établi un modèle de décomposition de formes, spécifique au pelvis de face du fantôme Rando, basé sur l'orientation des contours. Nous avons considéré comme présente toute structure représentée par au moins un segment.

III.6.2.3 Résultats

La réduction du bruit a été testée, en premier lieu, sur des images de pelvis du fantôme Rando obtenues avec le SRI-100 pour une dose de 4 UM et une énergie de 10 MV. Il s'agit d'une des plus mauvaises situation en terme de qualité d'image.

Le Tableau III 3 rassemble les résultats des méthodes de réduction du bruit utilisées avec des paramètres optimisés (annexe A). Ces paramètres ont été déterminés en utilisant les critères décrits ci-dessus. Nous avons remarqué que la plupart des méthodes employées ne préservent pas les contours dans les images portales sans la perte de l'information des transitions faibles. De plus, étant donné le très faible contraste des images portales, les filtres les plus élaborés ne sont pas les plus performants. En général,

il est impossible de faire la distinction entre le bruit et les structures anatomiques comme le montre la détection des maxima et des minima ainsi que le RSB et le bruit correspondants.

			Profils		Segmentation		
Méthode	RSB Rando	Bruit Rando	minima et maxima (% et précision)	Perte information	Segment ∈ structure Rando	Structures détectées Rando	Trous détectés Las Vegas
Image brute	0.97	0.715	0		30%	0%	6
			Filtres linéaires				
Moyenneur	4.61	0.302	53% (±0.55)	Non	50%	50%	10
Gaussien	1.58	0.372	76% (±0.77)	Non	38%	28%	10
Exponentiel	1.70	0.349	65% (±0.36)	Non	50%	67%	9
			Filtres non-linéaires				
Médian	6.63	0.405	53% (±1)	Non	55%	28%	8
Moyenne tronquée	8.19	0.303	47% (±0.25)	Non	64%	67%	10
K plus proche voisins	0.49	0.381	0	Oui	15%	0%	5
Morphologie	2.18	0.518	41% (±0.43)	Oui	10%	0%	7
			Filtres adaptatifs				
Moyenne adaptative 1	2.08	0.458	18% (±1)	Non	57%	44%	9
Moyenne adaptative 2	0.78	0.731	6% (-)	Oui	20%	11%	4
Filtre de rang adaptatif	1.44	0.536	6% (-)	Non	21%	11%	5
Moyenne tronquée adaptative	7.46	0.341	24% (±1)	Oui	39%	28%	7
Filtre médian pondéré	2.5	0.648	29% (±0.80)	Oui	26%	6%	6
			Filtres sélectifs				
CPI	1.25	0.680	0	Oui	14%	0%	4
Filtre sélectif	0.96	0.715	0	Oui	31%	11%	5

Tableau III 3 : ***Comparaison des critères de sélection décrits dans la section III.6.2.1.5 pour l'évaluation des techniques de réduction du bruit.***

La technique de la moyenne tronquée fournit les résultats les plus satisfaisants. Nous pouvons apprécier la préservation des contours par rapport au filtre moyenneur avec les valeurs de RSB supérieure et une variance de bruit égale. Elle conduit à la meilleure segmentation avec **64%** des segments appartenant à une structure et **67%** des structures détectées sur les images du fantôme Rando. Un maximum de 10 trous a également été extrait des images du fantôme Las Vegas. Le RSB et l'écart type du bruit confirment ces résultats. Par ailleurs, l'étude des profils montre que même si le nombre de maxima et minima détectés n'est pas le plus grand, leur localisation est la plus précise. Enfin, l'algorithme est

simple, rapide, facile à implémenter et robuste. Par conséquent, nous utilisons le filtre à moyenne tronquée pour la réduction du bruit. La Figure III 25 présente les effets de la réduction du bruit sur une image de pelvis après correction du fond.

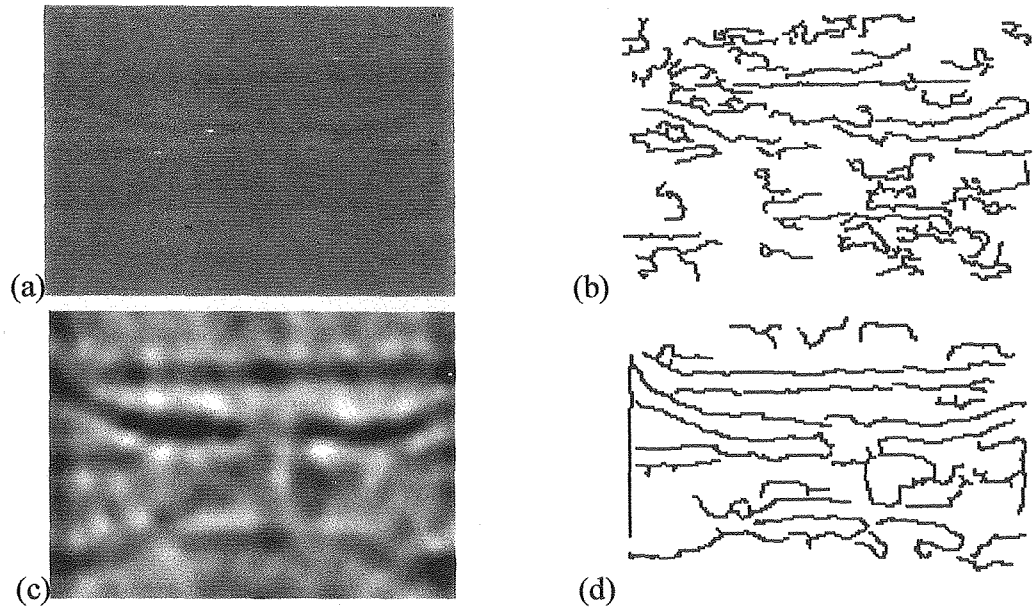


Figure III 25 : ***Image de pelvis du fantôme Rando (SRI-100, 4 UM, 10MV) (a) Image après correction du fond. (b) Segmentation de a, (c) Image après réduction du bruit. (d) Segmentation de c.***

Nous avons ensuite étendu l'utilisation du filtre à moyenne tronquée aux différents systèmes d'imagerie, énergies et zones anatomiques. La taille de la fenêtre et le nombre de pixels autour de la valeur médiane (Tableau III 4) sont identiques pour le SRI-100, le iView et le Target View. Les images du Portal Vision nécessitent un lissage moins important.

	SRI-100	iView	Target View	Portal Vision
Taille fenêtre	7	7	7	3
Nombre de pixels	20	20	20	4

Tableau III 4 : ***Paramètres de la moyenne tronquée selon le système d'imagerie.***

L'étape suivant la réduction du bruit est la restauration. Il est important de noter que le contraste des images portales étant très faible, le bruit doit être presque totalement éliminé avant la restauration. Il nous a donc fallu appliquer deux fois le filtre à moyenne tronquée pour obtenir un lissage du bruit suffisant. Une fenêtre plus grande ne donne pas les mêmes résultats puisque qu'il s'agit d'un filtre non-linéaire. Ce lissage important entraîne inévitablement une dégradation des contours, cependant, cet inconvénient est largement compensé par l'amélioration significative de la qualité des images.

III.6.3 Restauration

Pour simplifier les notations, les équations sont données en une dimension dans cette partie.

Après l'étape de réduction du bruit, le but de la restauration d'image est d'estimer une scène originale à partir de son observation dégradée. Les méthodes utilisées sont basées sur la modélisation du processus de formation de l'image, incluant les phénomènes de dégradation et le bruit, ainsi que la procédure inverse réalisant l'approximation de la scène initiale. Les diverses approches dépendent de l'hypothèse faite sur le modèle de formation de l'image : déterministe ou stochastique. La restauration d'image est difficile car les problèmes sont mal conditionnés. Des méthodes de régularisation peuvent être utilisées

pour résoudre des équations de déconvolution mal posées. Des contraintes d'égalité et d'inégalité ont aussi été suggérées afin d'améliorer les performances de la restauration.

Des solutions itératives permettent la résolution des intégrales de convolution en évitant les problèmes de l'inversion directe. Elles requièrent un critère de convergence qui dans notre étude est le suivant

$$\varepsilon^n = \frac{\sqrt{\sum\left(g(k) - h(k) * f^n(k)\right)^2}}{N_b} \qquad \text{(III - 22)}$$

où f^n est l'image idéale à l'itération n, h la PSF du système d'imagerie, g l'image réelle et N_b le nombre total de points dans l'image. Dans le domaine fréquentiel g, f et h sont notées G, F et H. Nous rappelons que les équations de déconvolution peuvent également s'écrire sous forme matricielle où h est représentée par la matrice $[H]$, et les images g, f de taille M×N sont représentés par des vecteurs de (M×N)×1 éléments $\underset{\sim}{g}$ et $\underset{\sim}{f}$.

III.6.3.1 Méthodes testées

Les méthodes décrites dans les paragraphes III.6.3.1.1 et III.6.3.1.2 ont été comparées aux techniques utilisées jusqu'à maintenant pour la restauration des images portales (Wiener).

III.6.3.1.1 Méthodes déterministes

Le modèle déterministe du processus de formation des images est la fonction de transfert du système d'imagerie. L'image réelle est obtenue par la convolution entre l'image idéale et la réponse impulsionnelle du système, à laquelle s'ajoute du bruit.

Deux solutions itératives simples ont été testées. La première est la méthode de **Jansson - Van Cittert** [87], sans doute la plus connue et dont la résolution de l'équation de déconvolution s'écrit

$$\underset{\sim}{g} - [H]\underset{\sim}{f} = 0, \Rightarrow \underset{\sim}{f} = \underset{\sim}{f} + \underset{\sim}{g} - [H]\underset{\sim}{f}, \Rightarrow \underset{\sim}{f}^{n+1} = \underset{\sim}{f}^n + \underset{\sim}{g} - [H]\underset{\sim}{f}^n \qquad \text{(III - 23)}$$

$$f(k)^{n+1} = f(k)^n + \mu\left(g(k) - h(k) * f(k)^n\right) \qquad \text{(III - 24)}$$

où μ est un paramètre entre 0 et 2 ajouté dans le but d'accélérer la convergence.

La seconde est la méthode de **Gold – Meinel** [72][122] où μ est pris égal à $\mu = \underset{\sim}{f}^n \Big/ [H]\underset{\sim}{f}^n$ d'où

$$f(k)^{n+1} = f(k)^n \frac{g(k)}{h(k) * f(k)^n} \qquad \text{(III - 25)}$$

III.6.3.1.2 Méthodes stochastiques

Le modèle bayesien permet une modélisation statistique de la formation de l'image. P(f/g) est la fonction de densité de probabilité d'une image f étant donnée son observation g.

$$\mathrm{P}(f/g) = \frac{\mathrm{P}(g/f)\mathrm{P}(f)}{\mathrm{P}(g)} \qquad \text{(III - 26)}$$

L'image f est estimée par la maximisation de P(f/g) qui peut être effectuée de deux manières. Le maximum de vraisemblance (maximum likelihood ML, ou maximum expectation EM) consiste à maximiser P(g/f). La solution itérative appelée **Richarson – Lucy** [114][150] est donnée par

$$f(k)^{n+1} = f(k)^n \left[\left(\frac{g(k)}{h(k) * f(k)^n}\right) * h(k)\right] \qquad \text{(III - 27)}$$

La méthode du **maximum a Posteriori** [6] (MAP) maximise P(*g*/*f*)P(*f*). La solution itérative s'écrit

$$f(k)^{n+1} = f(k)^n \exp\left[\left(\frac{g(k)}{h(k) * f(k)^n} - 1\right) * h(k)\right] \qquad \text{(III - 28)}$$

III.6.3.1.3 Méthodes proposées antérieurement

Les filtres de Wiener et de Lee ont été employés pour la restauration des images de traitement.

Le filtre de Lee [31][105] est plus adapté au bruit multiplicatif. Nous ne l'avons pas testé. En revanche, le filtre de Wiener qui est basé sur un modèle déterministe a été testé. L'estimation de l'image originale est donnée par la formule simplifiée [120] dans le l'espace des fréquences

$$F(u,v) = G \cdot \frac{H(u,v)}{|H(u,v)|^2 + \sigma_{vv}^2/\sigma_{ff}^2} \qquad \text{(III - 29)}$$

où σ_{vv}^2 et σ_{ff}^2 sont de la connaissance a priori estimée respectivement par la variance d'une région homogène de l'image et la variance d'une région contenant des structures anatomiques. L'introduction de connaissance a priori sur le bruit est une sorte de régularisation.

III.6.3.1.4 Pseudo-PSF

Attendu que la réduction du bruit introduit de nouvelles dégradations, il en est tenu compte durant la restauration. Une pseudo-PSF est estimée à partir d'image QC3-F lissées avec la même méthode de réduction du bruit que celle choisie pour l'amélioration des images portales, c'est-à-dire la moyenne tronquée.

Le Tableau III 5 donne les valeurs des paramètres *a*, *b*, *c* et *d* de l'équation de la MTF estimés pour les quatre systèmes et les différentes énergies. Nous rappelons que *a'*, *b'*, *c'* et *d'* sont les paramètres correspondants pour la PSF.

$$a' = a\sqrt{\pi b}, b' = 1/\pi^2 b, c' = c\sqrt{\pi d}, d' = 1/\pi^2 d \qquad \text{(III - 30)}$$

Conditions		*a*	*b*	*c*	*d*	*a'*	*b'*	*c'*	*d'*
SRI-100,	6 MV	1.000	0.005	0.000	0.000	0.125	0.049	0.000	0.000
SRI-100,	10 MV	1.001	0.009	0.000	0.000	0.164	0.084	0.000	0.000
iView,	6 MV	1.014	0.016	0.000	0.000	0.230	6.200	0.000	0.000
iView,	10 MV	1.008	0.015	0.000	0.000	0.219	6.725	0.000	0.000
Target,	6 MV	1.004	0.009	0.000	0.000	0.172	0.093	0.000	0.000
Target,	10 MV	0.999	0.010	0.000	0.000	0.174	0.096	0.000	0.000
Portal,	6 MV	0.654	0.011	0.034	0.296	0.329	2.922	0.119	0.104

Tableau III 5 : ***Valeurs des paramètres des équations de la pseudo-MTF et de la pseudo-PSF selon le système d'imagerie et l'énergie.***

Les fréquences de coupure des pseudo-MTF sont beaucoup plus petites que celles les MTF. Il en résulte que les pseudo-PSF sont beaucoup plus larges que les PSF. Ce phénomène est bien décrit par les valeurs des paramètres *b* qui sont divisées par 3 en moyenne entre la MTF et la pseudo-MTF. Le lissage est donc bien pris en compte dans la pseudo-PSF. La pseudo-PSF pour le Target View à 25 MV n'est pas disponible, la PSF sera utilisée pour la restauration dans ce cas particulier.

Les pseudo-PSF sont représentées par des matrices obtenues à l'aide d'un échantillonnage des courbes identifiées, avec un pas correspondant à la taille des pixels à l'isocentre pour la distance source /détecteur utilisée lors de l'acquisition des images du fantôme QC3-F.

III.6.3.2 Résultats

Dans un premier temps, la restauration a été testée sur des images de pelvis du fantôme Rando obtenues avec le SRI-100 pour une dose de 4UM à 10MV ayant subi une réduction du bruit par l'intermédiaire du filtre non-linéaire de la moyenne tronquée.

Les meilleurs résultats ont été obtenus avec 25 itérations pour l'algorithme de Jansson - Van Cittert (μ=1), 20 itérations pour l'algorithme de Gold – Meinel et 35 itérations pour l'algorithme du maximum a posteriori. L'algorithme de Richarson – Lucy diverge. Ces nombres d'itérations ont été déterminés à partir du critère de convergence. L'algorithme se termine lorsque le critère de convergence se stabilise à une valeur.

Le choix de la méthode de restauration est basé sur le RSB. Les techniques utilisant un modèle déterministe restaurent généralement bien le signal mais sont très sensibles au bruit. Les modèles stochastiques préviennent le rehaussement du bruit, mais en revanche, la restauration n'est pas aussi bonne qu'avec les méthodes déterministes. Le RSB et la valeur du critère de convergence (Tableau III 6) mesurés sur les images de pelvis du Rando pour les différents algorithmes confirment ces résultats.

Méthode	Wiener	Jansson – Van Cittert	Gold - Meinel	Richarson Lucy	Maximum a posteriori
RSB	47.75	12.84	12.77	Diverge	42.84
Critère		0.0109	0.0117		0.0247

Tableau III 6 : ***Résultats et comparaison des techniques de restauration.***

La restauration effectuée par le filtre de Wiener est meilleure que pour les autres algorithmes. Cela est dû à la régularisation de l'équation de déconvolution par de la connaissance a priori (variance du signal et du bruit). Cependant, cette connaissance a priori est aussi le problème principal de cet algorithme pour la restauration des images portales. Sa valeur varie d'une image à l'autre et la variance du signal est difficile à déterminer automatiquement. Il n'est pas envisageable de la remplacer par une constante car le filtre de Wiener, dans notre cas, est très sensible à cette valeur. C'est pour ces raisons que nous avons décidé de choisir l'algorithme de restauration parmi les méthodes stochastiques.

Notre choix a donc porté sur la méthode du maximum a posteriori puisque l'algorithme de Richarson Lucy diverge. La Figure III 26 c montre l'image restaurée par le maximum a posteriori après la correction du fond et la réduction du bruit Figure III 26 b. Nous pouvons y voir le redressement des contours. La Figure III 26 a quant à elle rend compte de la restauration avec ou sans modification de la PSF. Il apparaît que la pseudo-PSF permet une diminution du rehaussement du bruit, nous l'utiliserons donc dans nos calculs par la suite. Enfin, la Figure III 26 d présente l'image segmentée résultant des prétraitements. L'image brute ne livrait que très peu d'informations qui par ailleurs étaient confondue dans le bruit. Après nos procédures d'amélioration de la qualité des images, la segmentation permet l'identification de nombreuses structures peu bruitées. De manière quantitative, nous sommes passé de **30%** des segments appartenant à une structure à **65%**.

Nous avons ensuite vérifié l'amélioration de la qualité de divers types d'images et validé les algorithmes employés. Le Tableau III 7 donne le nombre d'itérations requis dans chaque cas. Le nombre d'itérations dépend de l'énergie. En effet, plus l'énergie est élevée plus la PSF est large, entraînant un nombre d'itérations plus grand. Notons également, que nous n'avons pas fait de distinction selon la zone anatomique.

	SRI-100		iView		Target View			Portal Vision
	6MV	10MV	6MV	10MV	6MV	10MV	25MV	6MV
Nombre d'itérations	10	35	3	4	10	10	25	7

Tableau III 7 : ***Nombre d'itérations nécessaires selon le système et l'énergie utilisés.***

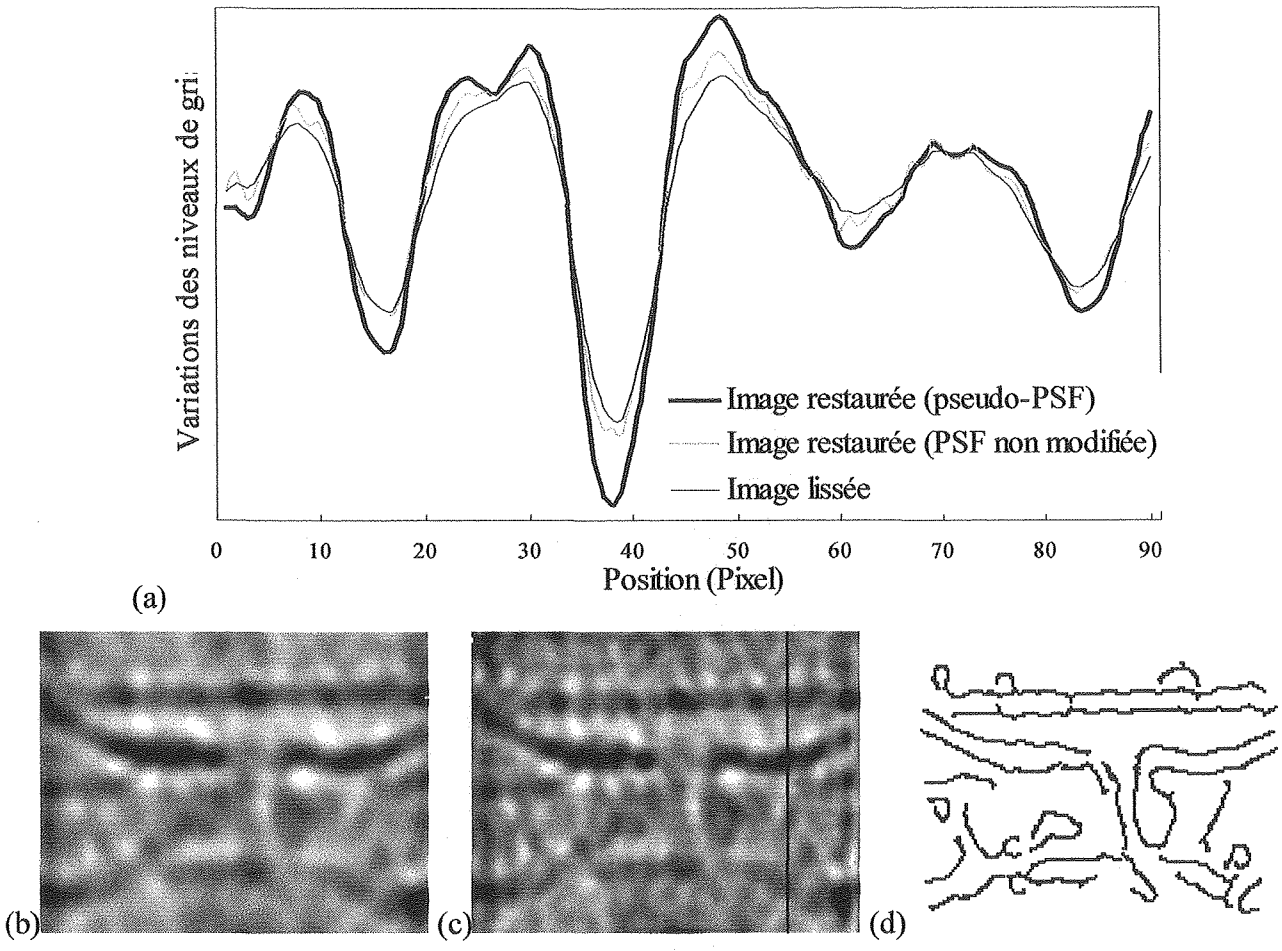


Figure III 26 : ***Image de pelvis du fantôme Rando (SRI-100, 4UM, 10MV). (a) Superposition des profils (matérialisé par une ligne noire sur l'image c) avant et après restauration. (b) Image après réduction du bruit. (c) Image après restauration. (d) segmentation de c.***

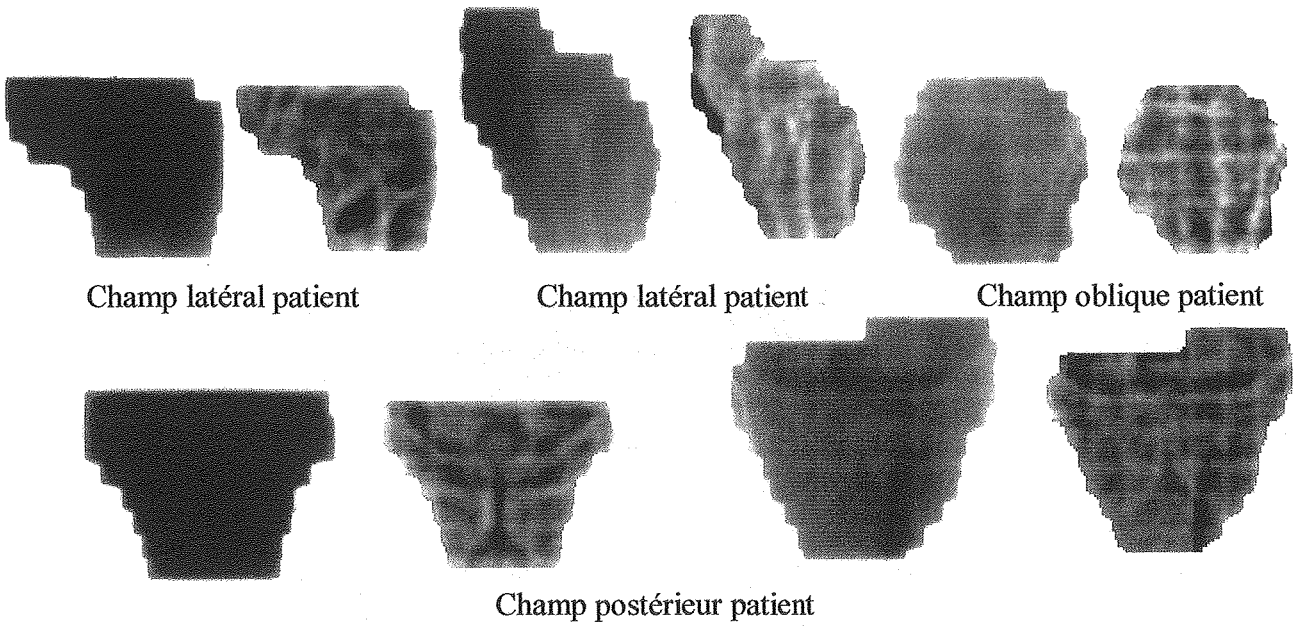
La mauvaise qualité des images portales rend une restauration efficace difficile, cependant, cette étape de notre méthodologie reste indispensable et utile pour le redressement des contours et l'augmentation de la précision de la segmentation qu'elle induit. L'algorithme MAP présente aussi l'avantage de ne pas nécessiter de connaissance a priori rendant ainsi la restauration simple et robuste dans tous les cas. Enfin, la MTF s'est avérée très stable dans le temps.

La Figure III 27, la Figure III 28 et l'annexe B montrent l'amélioration de la qualité d'images représentatives et les segmentations résultantes. Nous avons expérimenté nos algorithmes sur les images des fantômes Las Vegas et Rando (pelvis, abdomen, tête) et sur des images de patients. La qualité de certaines images prétraitées n'est pas très bonne, néanmoins, elle est meilleure que celle des images brutes. Il reste parfois du bruit pouvant introduire des artefacts, en particulier sur les images du SRI-100. Ceci est nécessaire afin d'éviter une perte d'information avant la segmentation. Il est également important de rappeler que, bien évidemment, aucune amélioration ne peut ajouter de l'information dans les images. Par conséquent, les prétraitements ne peuvent pas révéler des structures absentes dans les images brutes.

Les pourcentages des segments appartenant à une structure ont été calculés pour chaque image de la Figure III 28 avant et après prétraitement (Tableau III 8). Les résultats sont satisfaisants dans tous les cas pour des doses d'acquisition faibles. En conclusion, nous avons donc amélioré, voire même permis la segmentation en augmentant le RSB et en "sauvant" la majeure partie de l'information contenue dans les images.

Figure III 28	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
	Pourcentage de segments appartenant à une structure				Trous
Avant	7%	42%	26%	8%	8
Après	52%	59%	65%	33%	10

Tableau III 8 : ***Pourcentage de segments appartenant à une structure avant et après prétraitement et nombre de trous détectés sur une image du fantôme Las Vegas.***



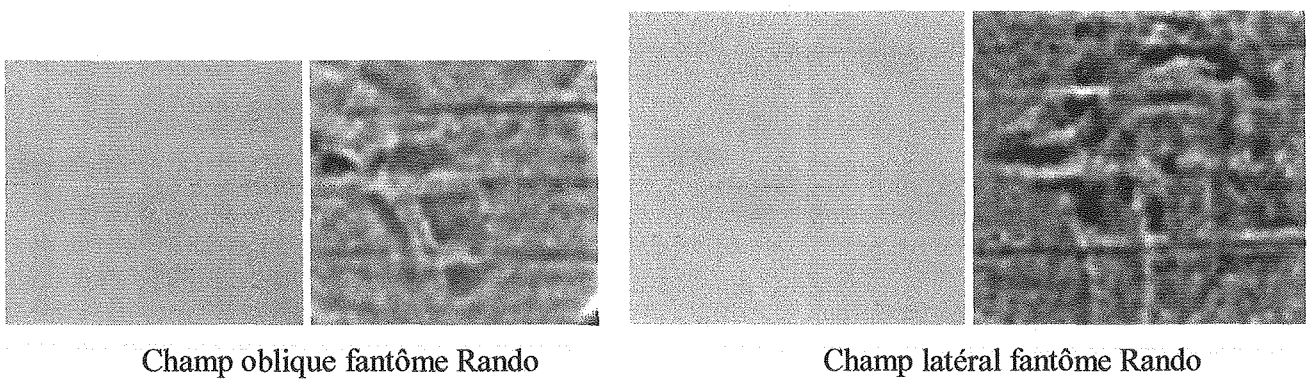


Figure III 27 : ***Résultats qualitatifs de l'amélioration de la qualité des images portales de pelvis.***

Les différentes zones anatomiques n'ont pas été considérées indépendamment par les algorithmes de prétraitement. Cela pourrait signifier que la qualité des images n'est pas totalement optimisée pour tous les cas. Cependant, une totale optimisation nécessiterait de déterminer les paramètres pour pratiquement toutes les images, ce qui est en contradiction avec l'automatisation du système. De plus, les résultats obtenus ne seraient certainement pas très différents de ceux obtenus dans les conditions générales. En effet, les méthodes de la moyenne tronquée et du maximum a posteriori sont suffisamment simples et robustes pour être employés dans tous les cas avec les seuls paramètres donnés Tableau III 7.

Le temps de calcul dépend de la taille de la fenêtre utilisée pour la moyenne tronquée, ainsi que de la taille de la matrice de la fonction de transfert du système d'imagerie et de la convergence de la restauration. Sur Matlab avec un Pentium II à 400MHz, Il est d'environ **2 min** pour une image 200×200, une fenêtre 7×7, une fonction de transfert de taille 17×17 et 10 itérations de l'algorithme de restauration.

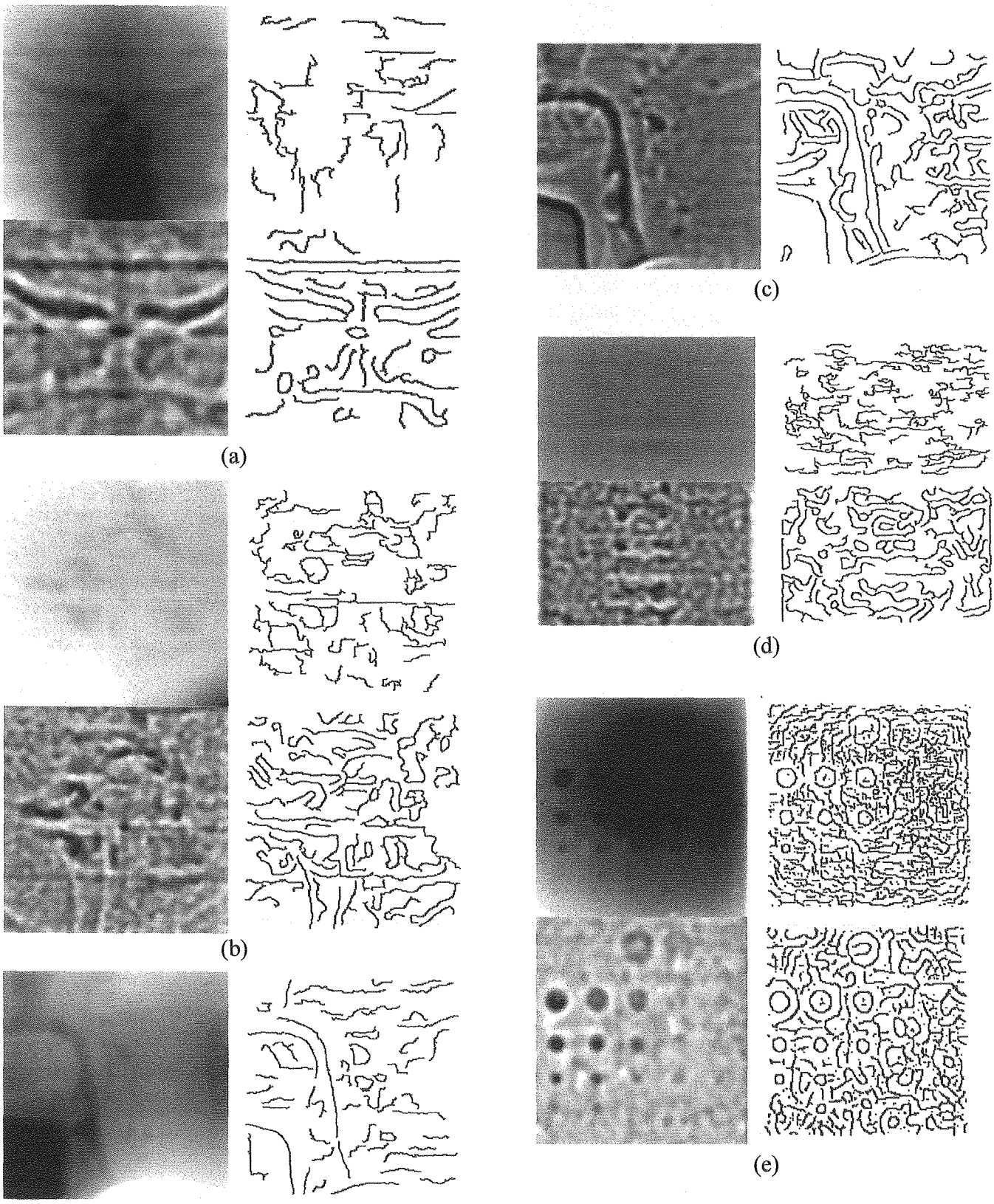


Figure III 28 : ***Résultats quantitatifs de l'amélioration de la qualité des images portales. (en haut : image brute et sa segmentation, en bas : image après prétraitement et sa segmentation) (a) Pelvis postérieur sur le Target View à 25 MV, (b) Pelvis latéral sur le Target View à 6 MV, (c) Abdomen postérieur sur le SRI-100 à 6 MV, (d) Tête latéral sur le Target View à 6 M, (e) image du fantôme Las Vegas sur le Target View à 10 MV.***

III.7 Conclusion

Nous avons réalisé une brève étude de la qualité des systèmes d'imagerie portale puis, nous avons développé une méthode en trois étapes pour l'amélioration de la qualité des images, réalisant une correction du fond, suivie d'une réduction du bruit puis d'une restauration.

Le gradient d'intensité du fond est corrigé en premier pour ne conserver que les variations du signal bruité.

La réduction du bruit est utilisée pour préserver seulement le signal dans les images, tandis que la restauration atténue le flou des images pour rehausser les contours. Le Tableau III 4 et le Tableau III 7 rappellent l'initialisation des différents paramètres selon l'énergie et le système d'imagerie.

Seuls sont à déplorer des artefacts créés lors de la réduction du bruit. Toutefois, cet inconvénient est largement compensé par l'apport d'une amélioration significative lors de l'extraction des détails anatomiques pour tous les systèmes d'imagerie et toutes les zones anatomiques. De plus, les algorithmes de réduction du bruit et de restauration sont simples et robustes. Ces techniques de prétraitement facilitent, et dans certains cas, permettent la segmentation des images portales de contrôle. Elles constituent la première étape de la comparaison automatique des images et peuvent également être utilisées pour améliorer la qualité visuelle pendant les traitements.

Dans le chapitre IV, sera abordé le problème de la détection des bords des champs de traitement, la vérification de leur forme et leur recalage avec les bords des champs de référence.

Chapitre IV

Détection, contrôle et recalage des bords des champs

IV.1 Introduction

Les bords des champs obtenus sur les images de traitement et les images de référence doivent être alignés pour que les structures anatomiques qu'ils contiennent se situent dans un même repère lié au centre des champs, et par conséquent, à l'isocentre. Cette étape est d'autant plus nécessaire que la position et l'orientation du champ dans l'image peuvent varier d'une acquisition à l'autre en raison du jeu mécanique inhérent aux systèmes d'imagerie.

Afin d'aligner les bords des champs, il faut tout d'abord délimiter les contours du champ de traitement. La première partie de ce chapitre traite donc de la détection des bords des champs de traitement. La procédure mise en œuvre consiste en un suivi de ligne de crête dans l'image du gradient d'intensité. La détection des contours est assez aisée car la plupart du temps, la limite des champs est bien distincte et elle est plus marquée que les autres structures.

La seconde partie correspond à la vérification de la forme extraite à l'aide des bords du champ de l'image de référence définis pendant la préparation du plan de traitement. Si la forme n'est pas correcte, il faut en trouver l'origine puis prendre une nouvelle image et répéter la procédure.

La troisième et dernière partie porte sur le recalage et les résultats obtenus avec les méthodes "chamfer matching" et simplexe très souvent utilisées pour l'analyse des images de radiothérapie.

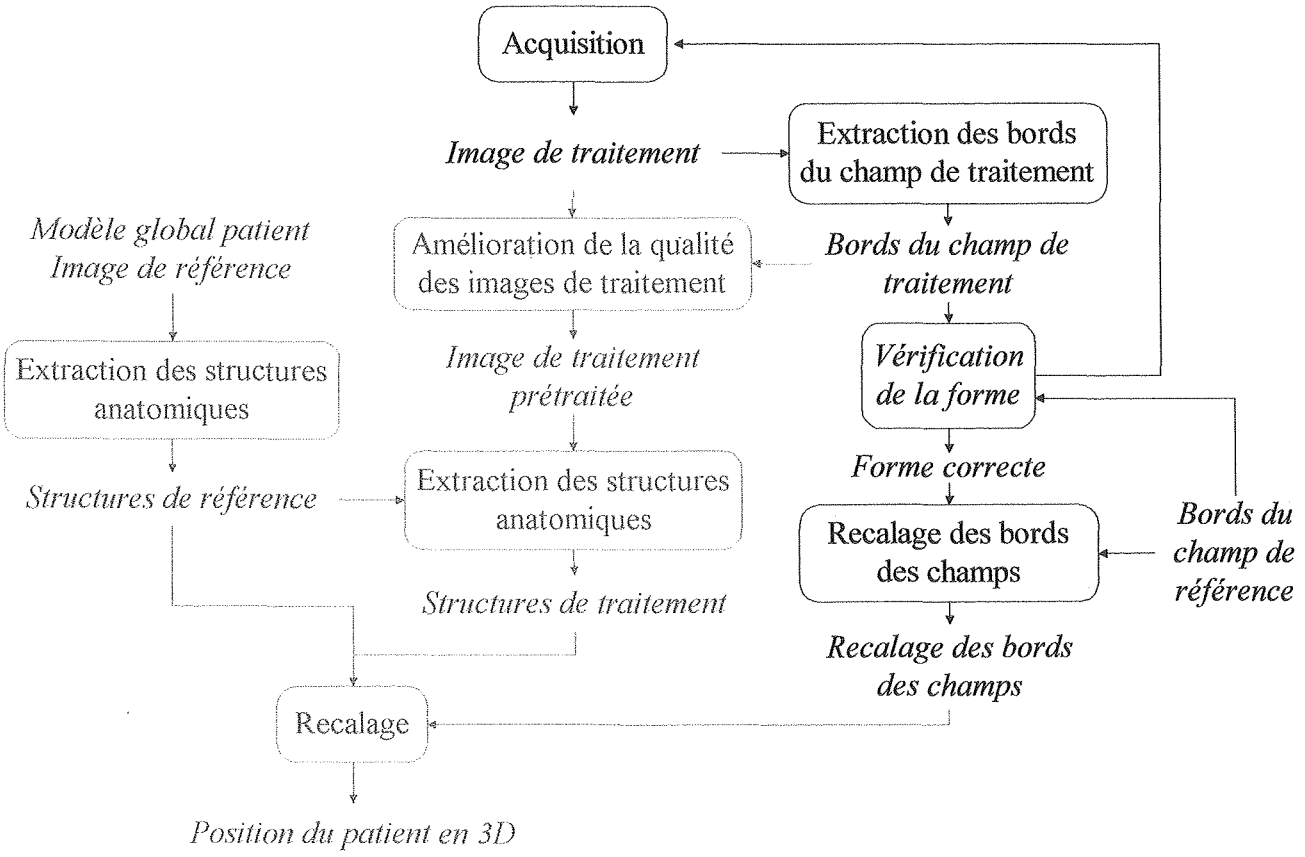


Figure IV 1 : *Extraction et recalage des bords des champs.*

IV.2 Détection des bords du champ de traitement

L'objectif de la détection du bord du champ d'irradiation est la localisation de la projection des contours du champ définis par la courbe isodose 50% de la dose maximale reçue par le patient. Bijhold, Gilhuijs et Leszczynski ont montré dans [18][62][107], que la définition dosimétrique du bord d'un champ correspondait au critère du gradient maximum d'intensité dans la pénombre.

Les segmentations par morphologie mathématiques et seuillage de l'intensité ou du gradient [37][45][179] ont principalement été conçues pour des images en double exposition. Par ailleurs, elles ne prennent pas en compte la définition physique des limites du champ. Elles nous semblent par conséquent, moins bien adaptées à leur détection que les techniques basées sur le maximum du gradient d'intensité.

IV.2.1 Méthode de détection

L'extraction des bords du champ de traitement est réalisée à l'aide d'un calcul de gradient d'intensité sur l'image brute, comme dans la plupart des solutions proposées dans la littérature [18][37][51][62][64] [107][117][121][179][190]. Les points de contour sont ensuite obtenus par un suivi de ligne de crête dans l'image du module du gradient[1] d'intensité [107].

Nous avons volontairement négligé les dispersions du champ dans le fond car ce problème n'apparaît pas sur les images que nous traitons. Aucune correction n'est donc apportée pour une éventuelle modification de la forme générée par le suivi.

[1] Les passages par zéro du laplacien donnent souvent des contours moins réguliers que le maximum du gradient [31] à cause du bruit.

Aucune segmentation n'est nécessaire. Il nous faut simplement connaître l'ensemble des points de contour, représentés sous forme d'une image binaire.

IV.2.1.1 Calcul du gradient d'intensité

Le module et l'orientation du gradient sont déterminés par un opérateur de détection de contour. Nous avons observé sur nos images, que le filtre de Sobel procurait des résultats bruités et sensibles aux structures anatomiques situées à proximité des limites des champs. Parmi les opérateurs existants, nous avons donc choisi le filtre de Deriche qui est le plus performant [31][42][179]. Ce filtre détecte bien les transitions lentes (flou, variations d'éclairement) et les contours de zones texturées, si les intensités moyennes sont différentes de part et d'autre de ces contours. Il extrait particulièrement bien les contours de très faible amplitude, y compris en milieu bruité. C'est la combinaison de deux filtres monodimensionnels, effectuant chacun un lissage suivi du calcul du gradient dans les directions x et y. Le filtre de Deriche est optimal pour un contour échelon dégradé par un bruit blanc. La dérivée h' de sa réponse impulsionnelle monodimensionnelle est la solution exacte de l'équation de Canny (bonne détection, bonne localisation, réponse unique par contour) étendue aux opérateurs à réponse impulsionnelle infinie (IV - 1). Les filtres séparables bidimensionnels de lissage et de dérivation $X(x,y)$ et $Y(x,y)$ sont donnés par (IV - 2) et (IV - 3).

$$h' = cx \cdot e^{-\alpha|x|} \tag{IV - 1}$$

$$X(x,y) = \frac{\left[-cx \cdot e^{-\alpha|x|}\right] \cdot \left[k \cdot (\alpha|y|+1) \cdot e^{-\alpha|y|}\right]}{\alpha^2} \tag{IV - 2}$$

$$Y(x,y) = \frac{\left[k \cdot (\alpha|x|+1) \cdot e^{-\alpha|x|}\right] \cdot \left[-cy \cdot e^{-\alpha|y|}\right]}{\alpha^2} \tag{IV - 3}$$

Avec

$$c = \frac{\left(1-e^{-\alpha}\right)^2}{e^{-\alpha}} \text{ et } k = \frac{\left(1-e^{-\alpha}\right)^2 \cdot \alpha^2}{1+2\alpha \cdot e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}$$

Le paramètre α permet d'effectuer un compromis entre la suppression du bruit et une bonne localisation des contours. Plus α (α<1) est petit, plus le lissage est important. En revanche, la délocalisation est d'autant plus perceptible que α est petit. Le choix de α dépend de l'image traitée et de l'information recherchée.

Il faut aussi noter que l'opérateur de Deriche peut être implanté de façon récursive, évitant ainsi l'emploi de masques de grande taille et les effets de troncature. Dès lors, le temps de calcul ne dépend pas de la valeur α. La convolution de l'image $I(x,y)$ avec le filtre $X(x,y)$ est réalisée par l'intermédiaire des lissages horizontaux Y^+ de gauche à droite et Y^- de droite à gauche suivis des dérivations verticales R^+ du haut vers le bas et R^- du bas vers le haut de la manière suivante

$$Y^+(x,y) = I(x,y-1) - b_1 Y^+(x,y-1) - b_2 Y^+(x,y-2) \tag{IV - 4}$$

$$Y^-(x,y) = I(x,y+1) - b_1 Y^-(x,y+1) - b_2 Y^-(x,y+2) \tag{IV - 5}$$

$$S(x,y) = a \cdot \left(Y^+(x,y) - Y^-(x,y)\right) \tag{IV - 6}$$

$$R^+(x,y) = a_0 S(x,y) + a_1 S(x-1,y) - b_1 R^+(x-1,y) - b_2 R^+(x-2,y) \tag{IV - 7}$$

$$R^-(x,y) = a_2 S(x+1,y) + a_3 S(x+2,y) - b_1 R^-(x+1,y) - b_2 R^-(x+2,y) \tag{IV - 8}$$

$$I(x,y) * *X(x,y) = R^-(x,y) + R^+(x,y) \tag{IV - 9}$$

Avec

$b_1 = -2 \cdot e^{-\alpha}$, $b_2 = e^{-2\alpha}$ $a = -\left(1-e^{-\alpha}\right)^2$ et

$a_0 = \left(1-e^{-\alpha}\right)^2 / \left(1+2\alpha \cdot e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}\right)$, $a_1 = a_0(\alpha-1) \cdot e^{-\alpha}$, $a_2 = a_1 - a_0 b_1$, $a_3 = -a_0 b_2$

La convolution avec le filtre $Y(x,y)$ se fait de la même manière. Enfin, le module et l'orientation du gradient sont calculés à l'aide des équations suivantes

$$\left\|\vec{\nabla} I(x,y)\right\| = \sqrt{(I(x,y)**X(x,y))^2 + (I(x,y)**Y(x,y))^2} \qquad \text{(IV - 10)}$$

$$\arg\left(\vec{\nabla} I(x,y)\right) = \frac{I(x,y)**Y(x,y)}{I(x,y)**X(x,y)} \qquad \text{(IV - 11)}$$

IV.2.1.2 Suivi de contour

La seconde étape de l'algorithme est l'identification et la connexion des points de contour recherchés pour délimiter le bord du champ de traitement.

Le suivi débute au point où le module du gradient est maximum, dans la partie supérieure de l'image. Il est effectué dans le sens des aiguilles d'une montre.

Les points du contour sont déterminés par l'orientation du point précédent, le module des points candidats et le sens du suivi [107]. Le point suivant est le point dont la réponse à la détection de contour est la plus forte parmi les trois pixels situés à droite ou à gauche, selon l'orientation du contour, autour de la direction du gradient local (Figure IV 2). Cette opération est répétée jusqu'à obtenir un contour fermé. Le sens du suivi étant connu, nous considérons simplement 4 directions. Nous imposons aussi des contraintes sur la forme du champ en ne permettant pas de variations brusques, ce qui n'autorise pas la prise en compte des variations d'angles supérieures à 90°.

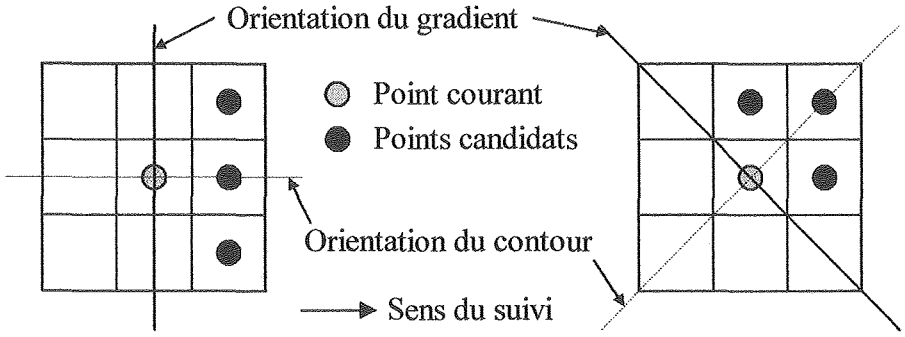


Figure IV 2 : *Choix du point suivant.*

Afin d'éviter les erreurs causées par des structures anatomiques marquées, le sens du suivi est inversé si le module du gradient devient trop faible [107].

IV.2.1.3 Description du bord du champ

Comme nous l'avons déjà précisé le bord du champ est représenté par une image binaire du contour. Cette image est crée au cours du suivi, en mettant à 1 les points retenus et en laissant les autres à 0.

IV.2.1.4 Choix du paramètre α

Le paramètre α a été fixé expérimentalement à 0.8 pour effectuer un lissage modéré des bords et éliminer les petits défauts introduit par les lames d'un MLC par exemple.

IV.2.2 Résultats

Les champs que nous étudions dans nos travaux ne présentent aucune difficulté de segmentation. C'est pour cela que nous avons simplifié les algorithmes existant dans la littérature. Il en résulte que notre méthode n'est pas adaptée aux champs dispersés dans le fond ou ayant une très large pénombre. Nous avons comparé la forme des champs détectée par notre algorithme à celle calculée par le logiciel PIPS (Portal image processing system) disponible dans le service de radiothérapie et qui est un des premiers

logiciels commercialisés, dédié aux images portales. Il utilise une méthode permettant la correction des distorsions locales du bord décrite dans l'état de l'art (Chapitre II.3.2.2). La Figure IV 3 présente la détection des contours d'un champ ORL dispersé dans le fond au niveau de l'épaule. Une partie du champ a été omise et le bord trouvé est très accidenté dans cette zone. Nous pouvons remarquer que le bord obtenu avec PIPS est plus régulier mais la dispersion n'est pas non plus prise en compte. La Figure IV 4 montre le cas d'une pénombre très large à laquelle s'ajoute l'irradiation d'une région dépourvue de structures, ne contenant que de l'air. Le contraste entre l'air et les tissus biologiques est plus important qu'entre le champ irradié et le fond. Il en résulte une segmentation irrégulière et des erreurs de suivi. Ces défauts constituent par conséquent les limites de notre algorithme. PIPS n'a pas pu extraire de contour.

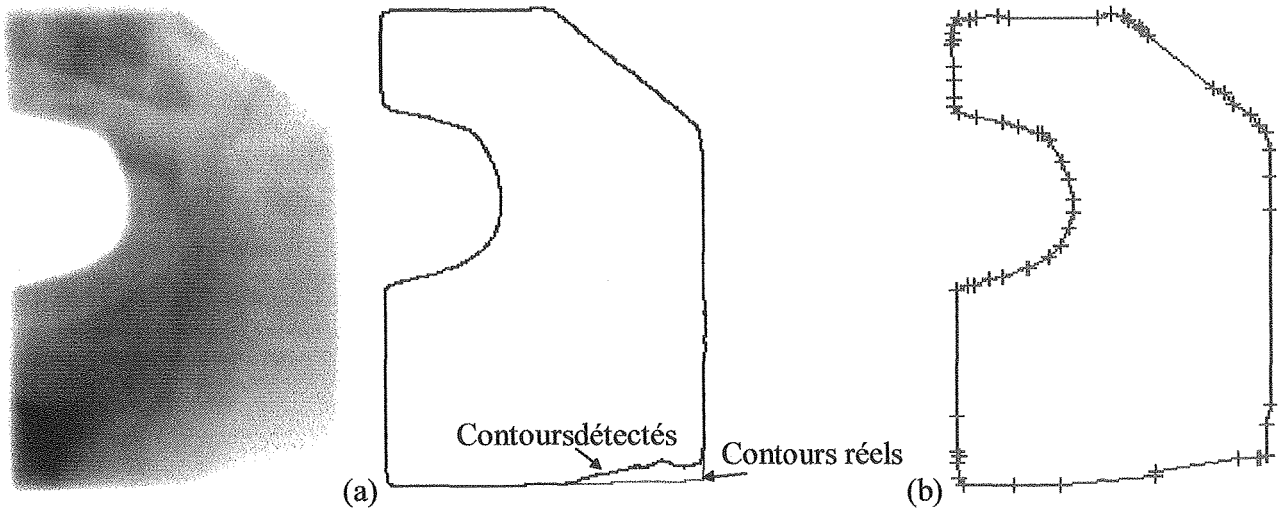


Figure IV 3 : ***Problème de la diffusion du champ dans le fond.***
(a) Contour donné par notre algorithme. (b) Contour donné par PIPS.

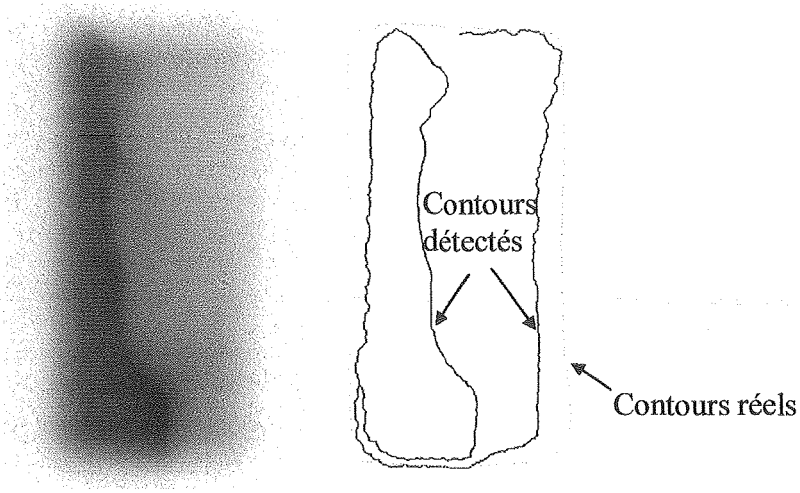


Figure IV 4 : ***Problème de la pénombre.***
Exemple de contour extrait par notre algorithme pour le traitement d'un sein au télécobalt.

Les images que nous traitons, nous le rappelons, procurent des résultats qualitatifs satisfaisants que nous allons quantifier dans la suite. En revanche, le logiciel PIPS n'est pas adapté à nos images. Quelques résultats sont proposés Figure IV 5. Nous avons estimé le taux d'échec grâce au rapport du nombre de champs non détectés ou faux, donnés par un expert, et du nombre d'images testées. Ces deux chiffres sont indiqués entre parenthèse pour chaque système d'imagerie. Le taux d'échec de notre détection des bords des champs est de **0%** pour le SRI-100 (0/71 images tests), pour le iView (0/66 images) et pour le Target View (0/102 images). Les images du fantôme Rando obtenues en 6 MV pose des problèmes sur le Portal Vision. Nous avons vérifié qu'ils proviennent du contraste modifié automati-

quement par le système d'imagerie et de la nature du fantôme. Nous retrouvons dans ce cas le problème de la dispersion du champ dans le fond. Pour éviter ce phénomène, il faudrait réajuster manuellement le contraste. Par ailleurs, nous pouvons remarquer que la défaillance d'une ligne de détecteurs comme sur la Figure IV 6 n'influe pas sur le résultat. Le taux d'échec est de **0%** (0/203) pour les images de patients et **7%** (6/84) pour les images du fantôme sur le Portal Vision avec une définition automatique du contraste. Une intervention manuelle permet de réduire ce taux à **0%** dans tous les cas. Sur Matlab avec un Pentium II à 400 MHz, le temps de calcul est d'environ **30s** pour une image de taille 200×200.

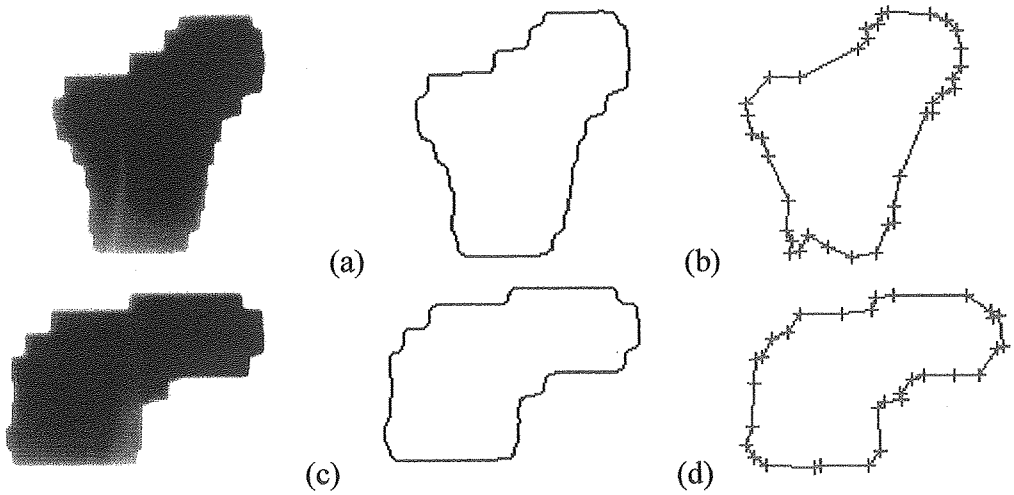


Figure IV 5 : ***Résultats caractéristiques de nos images.***
(a) et (c) Contours donnés par notre algorithme. (b) et (d) Contours donnés par PIPS.

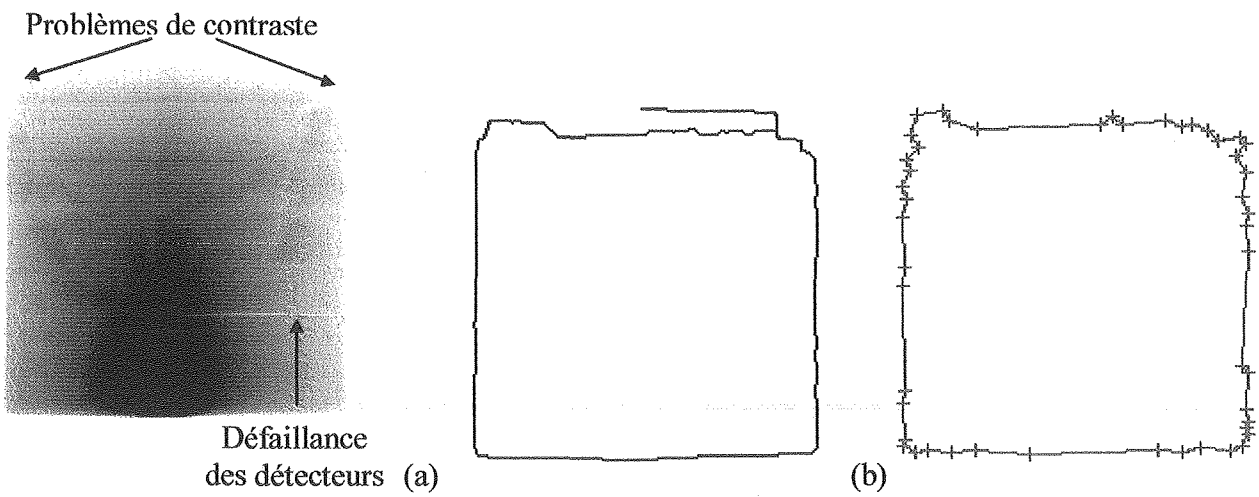


Figure IV 6 : ***Problème de contraste et conséquences sur l'extraction du bord du champ.***
(a) Contour donné par notre algorithme. (b) Contour donné par PIPS.

Il nous faut à présent déterminer la précision de la position du contour. D'ordinaire, la position des bords des champs est estimée à partir des profils[1] de dose sur des films radiographiques. Les bords des champs sont placés à 50% de la dose absorbée dans une zone située au niveau de l'axe du faisceau. Cette technique ne peut pas être utilisée sur les images portales car ces images ne sont pas une représentation fidèle de la distribution des doses reçues. Dans le chapitre III nous avons montré l'hétérogénéité de la distribution des niveaux de gris et la présence de bruit liées aux systèmes d'imagerie. L'emplacement et l'amplitude du maximum de dose pouvant être évalué dans ces conditions, est imprécis et par conséquent non fiable.

[1] Le profil de dose correspond au profil de ligne et de colonne dans les images.

Il n'est également pas aisé de quantifier réellement la précision de notre algorithme avec la taille des champs demandés car l'incertitude est de l'ordre de 1 à 2 mm, ce qui correspond à 1 ou plusieurs pixels selon le système d'imagerie. Cette incertitude peut aussi être différente en x et en y et suivant la taille de champ. Il serait nécessaire de contrôler la taille de chaque champ avec un film.

Nous avons vérifié que les tailles de champs détectés par notre méthode étaient situées dans l'intervalle de tolérance de 2 mm sur la taille réelle. Le Tableau IV 1 donne les valeurs moyennes des différences entre la taille mesurée et la taille réelle sur 23 images du SRI-100, 24 images du iView, 17 images du Target View et 15 images du Portal Vision. Nous pouvons remarquer que seules les valeurs en y pour le iView dépassent 2 mm, elles correspondent à une large pénombre. Comme nous l'avons déjà constaté la largeur de la pénombre influe sur l'efficacité de la détection. La moyenne importante obtenue en x, comparée à la valeur en y, pour le SRI-100 est due à la taille des pixels plus importante en x (0.816×0.528). Les résultats dépendent aussi beaucoup du système d'imagerie et semblent indiquer une erreur systématique de détection en dehors des limites réelles. Nous avons vérifié cette observation à l'aide de films, en tenant compte de l'incertitude de 0.5 mm sur la mesure de la taille du champ réel. Nous en concluons que les bords des champs sont souvent extraits avec une erreur de **1 pixel** au-delà des limites, mis à part pour le Portal Vision pour lequel nous trouvons une précision de l'ordre du pixel.

	SRI-100 (10MV)		iView (10MV)		Target View (10MV)		Portal Vision (6MV)	
	x (mm)	y (mm)	x (mm)	y (mm)	x (mm)	y (mm)	x (mm)	y (mm)
Moyenne	1.9	1.3	0.8	2.5	-0.6	0.6	0.2	0.5
Ecart type	±0.3	±0.4	±0.4	±0.3	±0.3	±0.7	±1.1	±0.9

Tableau IV 1 : ***Différences entre les tailles mesurées et réelles.***

IV.3 Vérification de la forme du champ

La vérification de la forme du champ permet de révéler une erreur dans la disposition des lames quand le MLC est employé. Lors de l'utilisation de caches, il peut y avoir une erreur de positionnement ou une inversion des caches, ou encore une erreur de fabrication.

Des caractéristiques géométriques (Chapitre IV.3.2) sont calculées à partir des champs de référence et de traitement puis comparées pour valider la forme du champ irradié et poursuivre le processus de vérification de la position du patient.

IV.3.1 Bords du champ de référence

Les bords des champs de référence sont fournis sous la forme d'un ensemble de coordonnées donnant la position des lames. L'image binaire du contour est reconstruite à partir de ces données.

IV.3.2 Descripteurs de taille et de forme

Nous avons testé des descripteurs de taille et de forme proposés par Leszczynski [108], pour leur simplicité et parce qu'ils se sont révélés efficaces. Il s'agit du périmètre P, de l'aire A, de la compacité T.

La mesure de la compacité de la forme est donnée par le ratio T défini comme

$$T = 4\pi \frac{A}{P^2} \qquad \text{(IV - 12)}$$

Le descripteur T est de proche 1 si la forme avoisine celle d'un cercle et est proche de 0 si la forme est très irrégulière ou allongée.

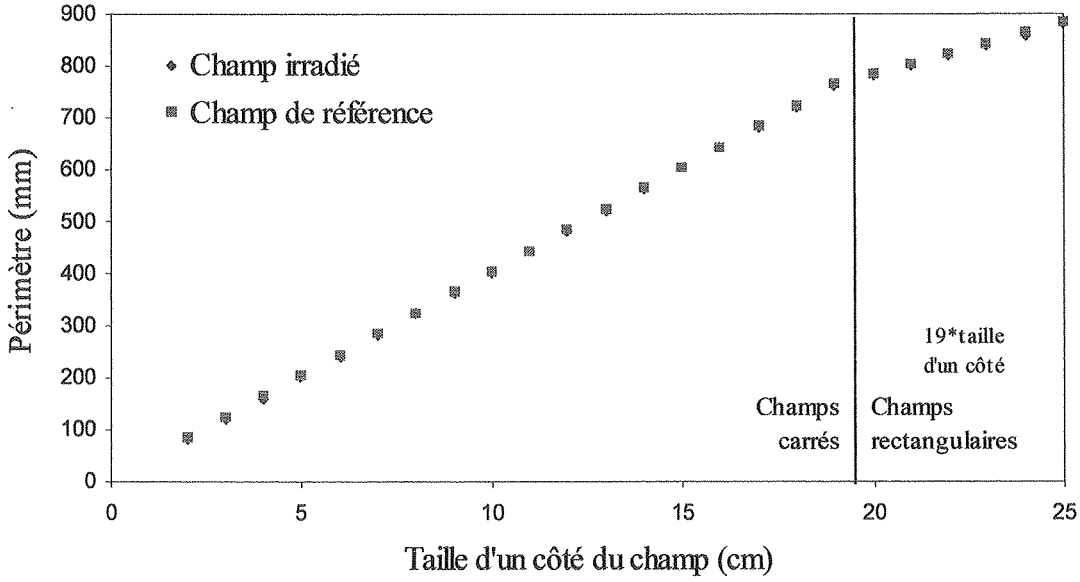
A cette liste, nous avons ajouté les moments d'ordre 2 m_{xy}, m_{xx} et m_{yy}

$$m_{xx} = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} x_i^2 - x_G^2,\ m_{yy} = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} y_i^2 - y_G^2,\ m_{xy} = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} x_i y_i - x_G y_G \qquad \text{(IV - 13)}$$

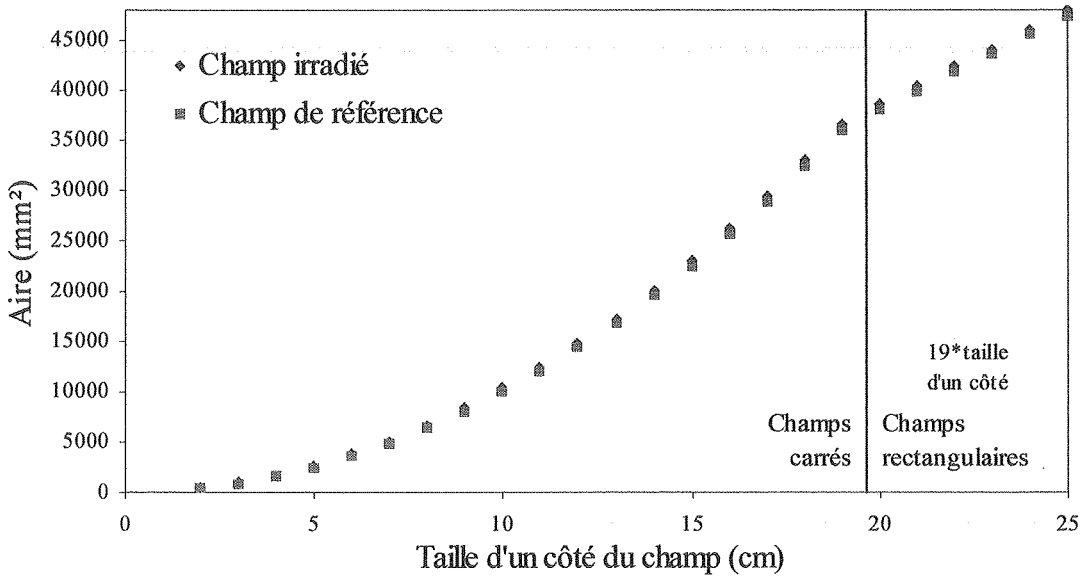
où K est le nombre de points dans le champ.

IV.3.3 Vérification

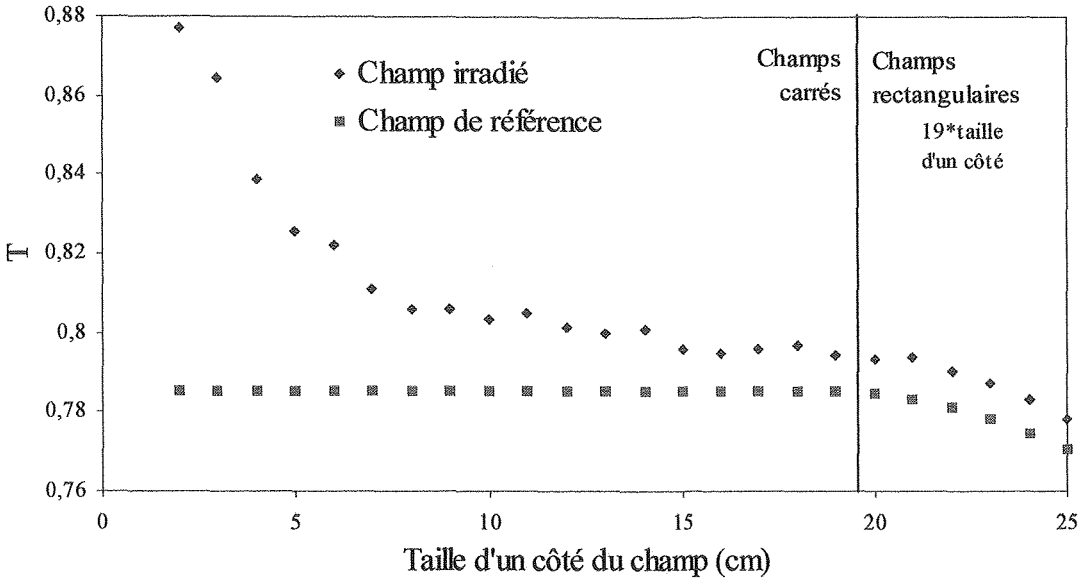
Nous avons comparé les valeurs des descripteurs calculés pour la forme du champ irradié et celle du champ de référence. La première étude a été réalisée sur des champs carrés afin de contrôler la validité et la stabilité des valeurs. Les Graphe IV 1 à Graphe IV 6 mettent en évidence les variations importantes de la compacité et du moment m_{xy} liée à une trop grande sensibilité. La variation de la compacité est due à l'estimation du périmètre qui est d'autant plus mauvaise que le champ est petit. Nous considérons que le périmètre, l'aire, les moments m_{xx} et m_{yy} peuvent être utilisés comme descripteurs. Il est aussi intéressant de noter que T est toujours plus grand pour les champs irradiés car les tous les angles sont lissés.



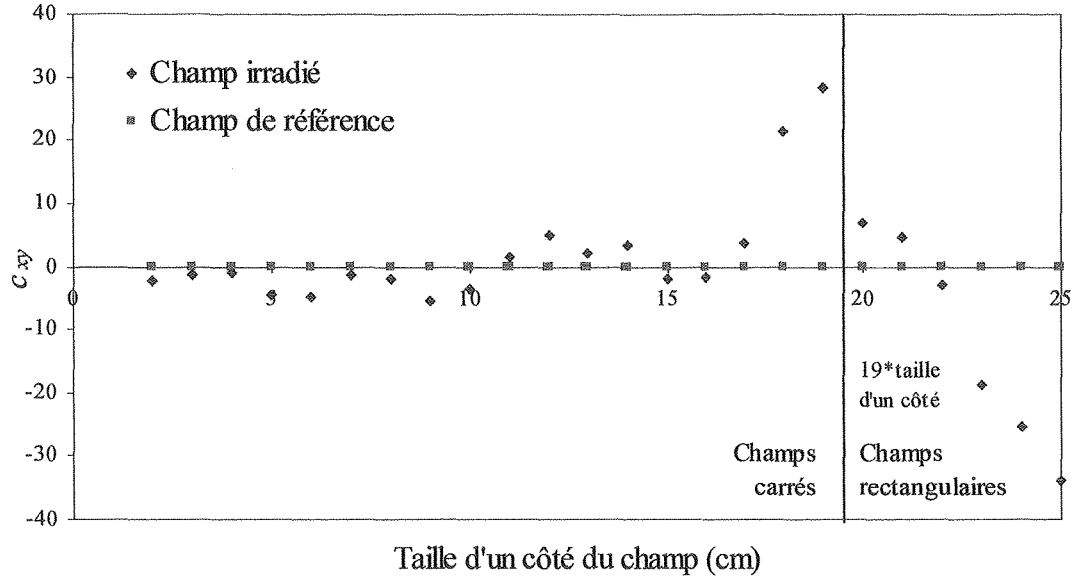
Graphe IV 1 : ***Comparaison des valeurs du périmètre.***



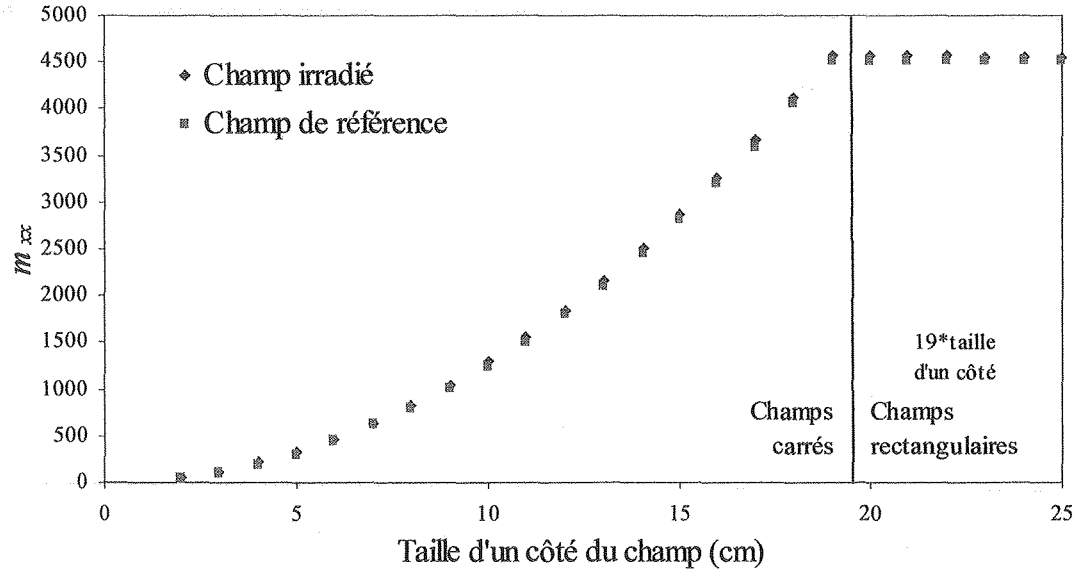
Graphe IV 2 : ***Comparaison des valeurs de l'aire.***



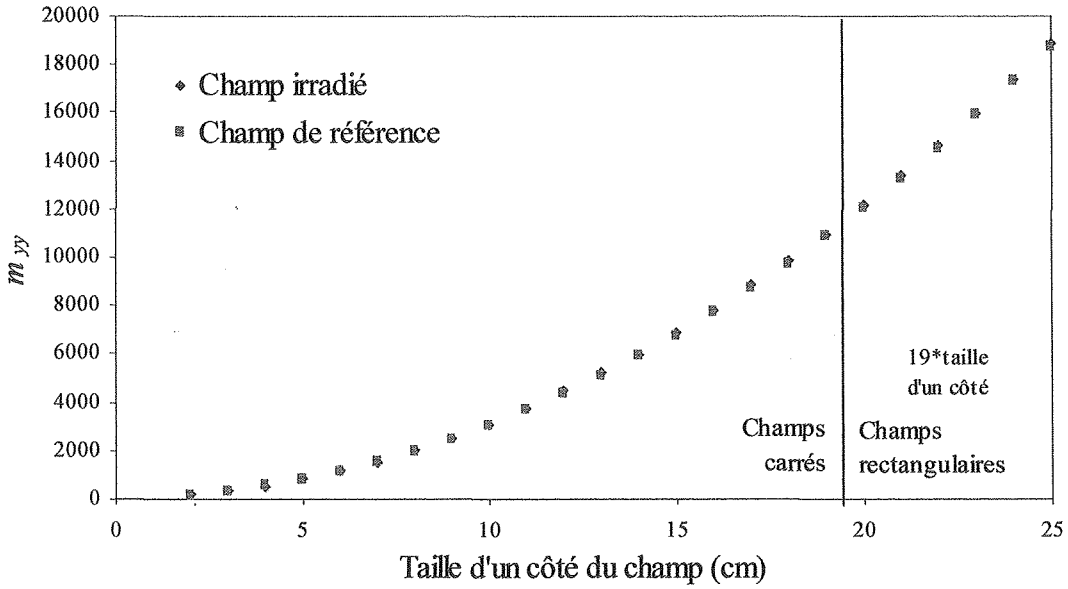
Graphe IV 3 : ***Comparaison des valeurs de T (compacité).***



Graphe IV 4 : ***Comparaison des valeurs de m_{xy}.***



Graphe IV 5 : ***Comparaison des valeurs de m_{xx}.***



Graphe IV 6 : *Comparaison des valeurs de m_{yy}.*

La deuxième étude consiste à déterminer, pour chaque système d'imagerie, les intervalles en dehors desquels les valeurs des descripteurs indiquent une erreur de forme du champ irradié. Ce travail doit être réalisé pour chaque EPID car la taille des pixels et la configuration du collimateur sont différentes. Nous avons calculé les différences entre les mesures obtenues pour les champs de référence et les champs irradiés validés au préalable (Portal Vision). Ces résultats montrent la variation des valeurs des descripteurs pour des champs corrects. Nous pouvons donc en déduire les intervalles (Tableau IV 2) dans lesquels les descripteurs détectent une erreur de forme. Dans le cas des champs carrés ou rectangulaires délimités par les mâchoires, les variations de périmètre sont faibles mais en revanche celles de l'aire sont très importantes surtout pour les grands champs. La direction principale d'inertie varie également beaucoup. Les bords des champs obtenus avec un MLC ont un périmètre toujours plus grand que la référence, du fait de l'accumulation des écarts pendant l'extraction des contours irréguliers. Ces remarques sont identiques pour les autres systèmes, seules les bornes des intervalles changent.

	Périmètre (pixel)	Aire (pixel)	m_{xx}	m_{yy}
Champs carrés ou rectangulaires	]-∞ -2]∪[15 +∞[	]-∞ -530]∪[420 +∞[	]-∞ -70]∪[45 +∞[	]-∞ -80]∪[55 +∞[
Champs irréguliers (MLC)	]-∞ 25]∪[60 +∞[	]-∞ 75]∪[580 +∞[	]-∞ -10]∪[110 +∞[	]-∞ -5]∪[80 +∞[

Tableau IV 2 : *Intervalles des valeurs des descripteurs montrant une erreur pour le Portal Vision.*

Des erreurs de positionnement de mâchoire et de lame ont été simulées en modifiant les contours de référence. Ces erreurs sont quantifiées en pourcentage de surface par rapport à la référence exacte. Les erreurs minimales détectées sont de l'ordre de **±1%** à **±3%** de l'aire de référence. Ces chiffres dépendent de la forme et du type de modification effectuée. De plus, ils doivent tenir compte des tolérances du matériel. Les moments permettent souvent de distinguer entre une erreur de positionnement des mâchoires en x ou en y. Hormis cette constatation, aucune règle n'a pu être établie quant à l'utilisation d'un critère particulier pour une erreur donnée. Une erreur est trouvée quand au moins une des valeurs des quatre descripteurs se situe dans les intervalles spécifiés Tableau IV 2, pour les champs réguliers (carrés ou rectangulaires) et les champs irréguliers obtenus avec le MLC. Ces intervalles ont été établis en comparant les mesures obtenues pour des champs jugés corrects et les champs de référence correspondants. Sur Matlab avec un Pentium II à 400 MHz, le temps de calcul est d'environ **5s** pour une image de taille 200×200.

IV.4 Recalage des bords des champs de traitement et de référence

Le recalage des bords des champs de traitement sur les bords des champs de référence donne une estimation des paramètres λ, θ, t_x et t_y de repositionnement des champs l'un par rapport à l'autre.

Ce recalage est effectué avec la méthode appelée "chamfer matching" [63] sur les images de contour, car d'après notre étude bibliographique, nous pensons qu'elle est la plus fiable (Chapitre II.4.4). Elle consiste à utiliser une transformation en distance des bords de référence [26] pour apporter la notion d'attraction entre les formes et définir la fonction coût. La fonction coût qui en résulte n'est pas une fonction analytique. L'optimisation des paramètres doit donc être réalisée avec un algorithme n'utilisant pas les dérivées. Nous avons choisi le simplexe (Chapitre II.4.4) [134] car il est bien adapté à l'optimisation de solutions proches des valeurs initiales, ce qui est le cas pour le recalage des bords des champs comme nous le verrons dans la suite.

IV.4.1 Transformation en distance

La transformation en distance est une approximation de la distance euclidienne de chaque point de l'image au point de contour le plus proche. La forme considérée correspond à une vallée dans l'image transformée. Les pixels du contour sont à 0 et les pixels du fond à 255.

Les distances globales sont obtenues par une propagation des distances locales à l'aide de deux masques séquentiels. Le premier masque est passé sur tous les points de l'image de gauche à droite et du haut vers le bas, et le second de droite à gauche et du bas vers le haut (Figure IV 7). Borgefors [26] recommande de choisir les distances locales a et b égales à 3 et 4. La valeur de sortie $v_{i,j}$ des filtres placés en (i,j) est donnée par

$$v_{i,j} = \min_{(k,l)\in masque} \left(v_{i+k,j+l} + c_{k,l} \right) \qquad \text{(IV - 14)}$$

où $v_{i,j}$ initial est l'image à traiter au point (i,j) et $c_{k,l}$ la valeur du masque en (k,l).

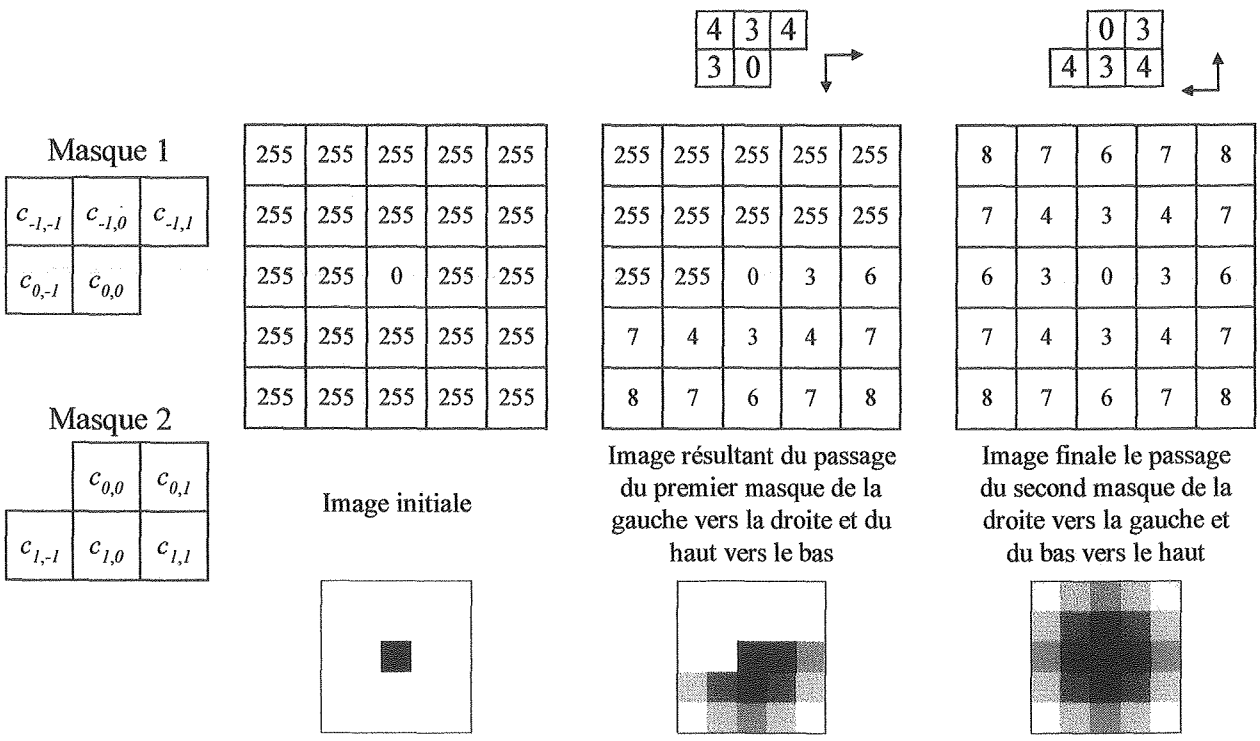


Figure IV 7 : *Transformation en distance.*

La Figure IV 8 illustre le résultat de la transformation en distance d'un contour.

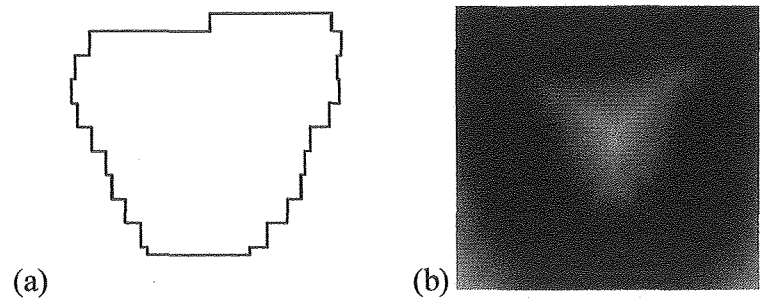


Figure IV 8 : ***(a) contour et (b) transformation en distance.***

IV.4.2 Définition de la fonction coût

Les performances des fonctions coût moyenne arithmétique, médiane, maximum et moyenne quadratique ont été comparées par Gilhuijs dans [63]. D'après son étude la moyenne arithmétique donne les meilleurs résultats. Nous nous sommes basés sur ces travaux pour déterminer notre fonction coût.

Soit F l'image des contours de référence après la transformation en distance et C_N la matrice des coordonnées des N points ($P(x,y)$) de contour du champ irradié, la fonction coût FC est calculée pour une transformation $T(t_x,t_y,\theta,\lambda)$ des contours de traitement donné $P'(x',y')$ avec [63]

$$FC(t_x,t_y,\theta,\lambda)=\frac{\sum_{P\in C_N} F(P')}{N} \qquad \text{(IV - 15)}$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix}^{T(t_x,t_y,\theta,\lambda)} = \lambda \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \qquad \text{(IV - 16)}$$

Nous avons modifié FC par l'intermédiaire d'une pondération des distances de 0 à 1 selon le pourcentage d'appartenance des pixels au contour. Ces pourcentages proviennent de l'interpolation bilinéaire des contours ayant subi la transformation T. Nous avons choisi cette interpolation car c'est la plus simple et qu'elle ne crée pas de discontinuité des contours comme le ferait l'arrondissement des coordonnées des points transformés. La Figure IV 9 montre un exemple d'interpolation. La position des pixels est donnée par leur centre pour les calculs.

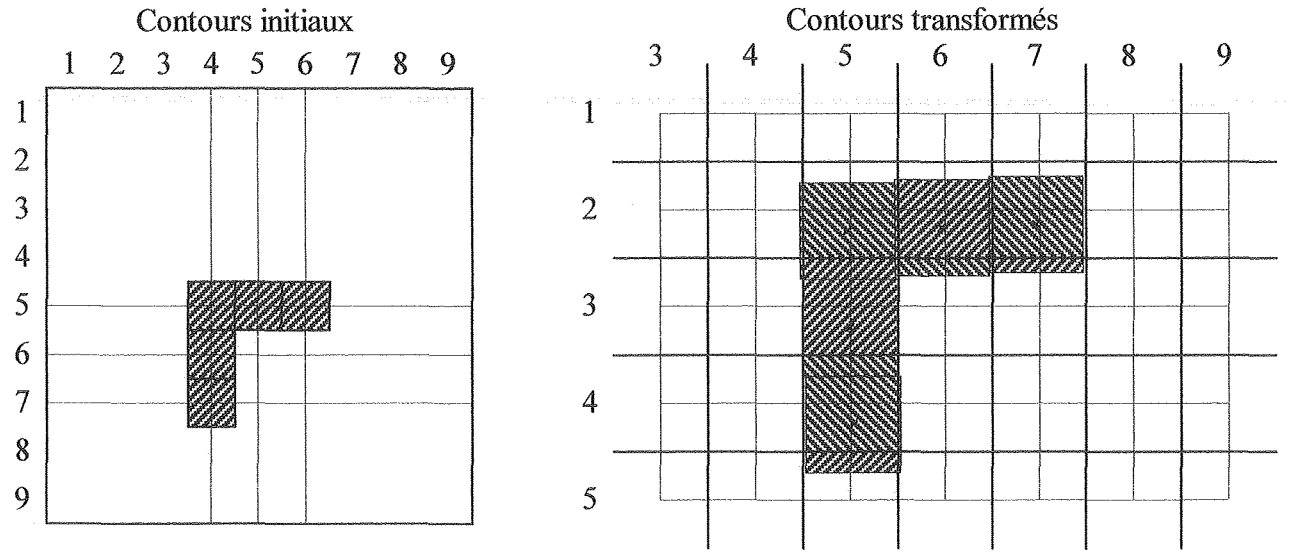


Figure IV 9 : ***Interpolation bilinéaire des contours transformés.***

La première conséquence de l'utilisation des pourcentages est l'obtention d'un résultat différent pour chaque transformation même infime. Les contours binaires seuls fournissent des images pouvant être identiques pour des transformations différentes. Ceci est particulièrement important pour la rotation θ et les faibles translations possibles. La prise en compte du degré d'appartenance d'un pixel au contour permet donc par extension une augmentation de la précision du recalage qui devient inférieure au pixel en translation. L'expression de *FC* s'écrit alors

$$FC(t_x,t_y,\theta,\lambda)=\frac{\sum_{x=1}^{X}\sum_{y=1}^{Y}\left(F(x,y)\cdot C'(x,y)\right)}{X\cdot Y} \qquad \text{(IV - 17)}$$

où X et Y sont les tailles en x et en y des images, et C' l'image des contours de traitement transformés dont les pixels sont pondérés par leur degré d'appartenance au contour.

IV.4.3 Simplexe

Nelder et Mead ont introduit la méthode du simplexe dans [134] pour la minimisation de fonctions à N variables. Cette méthode présente l'avantage de ne pas nécessiter le calcul de dérivées, car dans notre cas la fonction coût n'est pas une fonction analytique et l'estimation des dérivées n'est pas possible.

Le simplexe est une figure géométrique à N dimensions, correspondant à N paramètres à optimiser et comprenant N+1 points de P_0 à P_N. Dans notre cas, le simplexe est en quatre dimensions. Chaque vecteur P_i est une solution possible et la valeur de la fonction coût résultante est notée y_i.

Cette technique requiert l'estimation des paramètres pour le calcul du simplexe initial. Notre estimation utilise les masques des formes à recaler. Ces masques sont crées à partir des contours dont l'intérieur est fixé à 1 et l'extérieur à 0. Les translations t_x et t_y correspondent aux différences entre les coordonnées des centres de gravité des régions définies par les masques. La rotation θ est égale à 0. L'échelle λ est estimée égale à 1, cependant, une correction est effectuée en x et en y pour prendre en compte les différences de taille dues principalement à la pénombre, et par conséquent aux différents collimateurs. Cette correction provient des équations identifiées lors du calcul de la taille des pixels (Chapitre III.3) de la forme (IV - 18). La modification de l'échelle en x et y est donnée par la formule (IV - 19). Il est important de noter que les estimations des différents paramètres sont proches de la solution optimale du fait de la similitude des formes à recaler.

$$y=\frac{1}{\text{taille pixel}}\cdot x+b \qquad \text{(IV - 18)}$$

$$\text{échelle}=2-\frac{\text{taille champ}}{\text{taille champ}+b\cdot\text{taille pixel}} \qquad \text{(IV - 19)}$$

L'ordre de grandeur des chiffres est important pendant les calculs car il est nécessaire que les variations puissent être équivalentes. Nous avons choisi de diviser les valeurs des translations par 100 pour obtenir des nombres ayant des évolutions compatibles au centième. Par exemple, 0.01 rad correspondent à 0.6°.

Les points initiaux P_1 à P_4 sont obtenus à partir de l'estimation des paramètres. Chaque nouveau point est créé en modifiant les composantes du vecteur estimé. Le simplexe initial est important pour éviter les maxima locaux. Nous avons proposé une procédure de choix des points, consistant à ajouter et soustraire un nombre aux divers éléments du vecteur. Ce nombre est défini de manière expérimentale pour chacun des paramètres selon la convergence de l'algorithme vers la bonne solution. Il est de 10 pixels pour les translations, de 1° pour la rotation, et de 0.01 pour l'échelle. Chaque paramètre peut donc prendre deux valeurs, ce qui nous donne un ensemble de 2^N+1 points possibles. Le point supplémentaire correspond à la solution initiale. Nous conservons les N+1 points ayant la fonction coût la

plus faible. Nous pouvons nous permettre le calcul de chaque point car le nombre de paramètres est restreint.

Ce simplexe initial subit ensuite des transformations telles que des réflexions, des contractions et des expansions le faisant converger vers la solution optimale (Figure IV 10). A chaque itération, le point pour lequel la fonction coût est la plus élevée est remplacé par un point ayant une fonction coût plus faible, ceci, jusqu'à la convergence du simplexe ou des solutions.

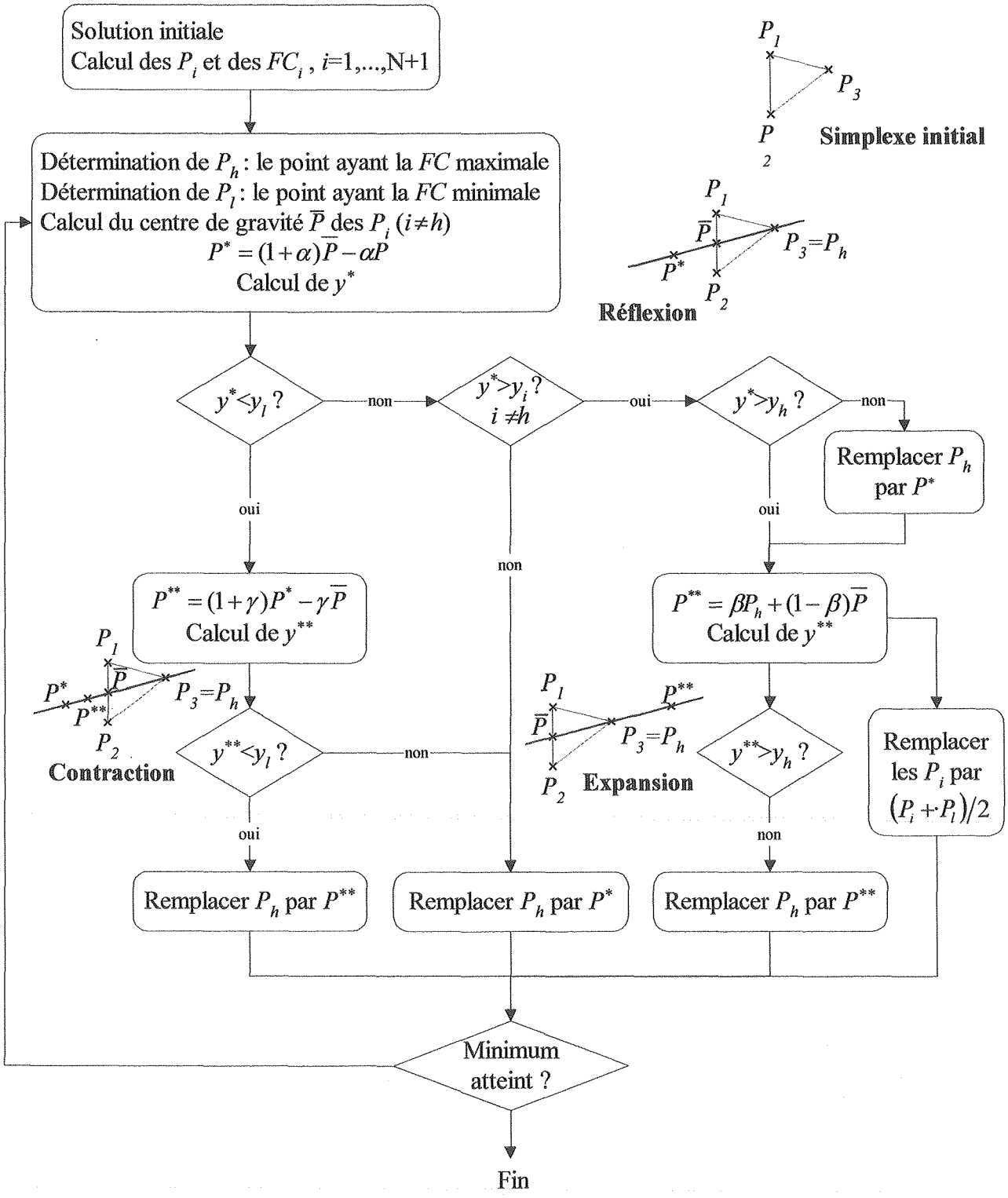


Figure IV 10 : ***Algorithme du simplexe d'après [134].Exemples en 2 dimensions.***

Cette convergence du simplexe est définie par son diamètre qui devient de plus en plus petit. Le seuil

d'arrêt est fixé à 10^{-4} pour le diamètre du simplexe et l'écart entre les solutions. Les réflexions, les contractions et les expansions sont conditionnées respectivement par les coefficients α, β et γ. Nelder et Mead recommandent de choisir α=1, β=½ et γ=2 pour une convergence optimale.

IV.4.4 Résultats du recalage des bords des champs

Avant l'étude des cas réels, des tests de validation et de précision ont été effectués sur des contours dont des décalages étaient connus.

IV.4.4.1 Tests de précision

La validité de notre algorithme a été vérifiée avec le recalage du bord de référence d'un champ carré et d'un champ irrégulier sur eux-mêmes après diverses transformations. Ce premier test nous permet également de mesurer la précision du recalage dans le cas idéal où les deux formes à comparer sont identiques. Les valeurs simulées sont faibles car elles correspondent aux écarts possibles entre l'estimation des paramètres et les paramètres optimaux. Les résultats du Tableau IV 3 et du Tableau IV 4 montrent une précision de recalage de l'ordre du **$10^{ème}$ de pixel**, du **$100^{ème}$ de degré** et du **$100^{ème}$ pour l'échelle**.

Valeurs simulées				Valeurs estimées				FC finale
t_x (pixel)	t_y (pixel)	θ (°)	λ	$\hat{t}_x$	$\hat{t}_y$	$\hat{\theta}$	$\hat{\lambda}$	
1	0	0	1	0.95	0.00	0.0000	1.00	0.1648
0	1	0	1	0.00	0.95	0.0000	1.00	0.1648
0	0	1	1	0.00	0.00	1.0027	1.00	0.0056
0	0	1.5	1	0.00	0.00	0.5011	1.00	0.0087
0	0	0	1.1	0.00	0.00	0.0000	1.10	0.0067
0.5	0.5	1	1.05	0.50	0.50	1.0027	1.05	0.0026
-0.8	0.3	2	1	-0.76	0.28	1.9996	1.00	0.1360

Tableau IV 3 : ***Précision du recalage du bord du champ carré de référence sur lui-même.***

Valeurs simulées				Valeurs estimées				FC finale
t_x (pixel)	t_y (pixel)	θ (°)	λ	$\hat{t}_x$	$\hat{t}_y$	$\hat{\theta}$	$\hat{\lambda}$	
1	0	0	1	1.00	0.00	0.0000	1.00	0.0062
0	1	0	1	0.00	1.00	0.0000	1.00	0.0051
0	0	0.5	1	0.00	0.00	0.5042	1.00	0.0029
0	0	1.5	1	0.00	0.00	1.4954	1.00	0.0180
0	0	0	1.1	0.00	0.00	0.0000	1.10	0.0047
0.5	0.5	1	1.05	0.50	0.50	1.0027	1.05	0.0042
-0.8	0.3	2	1	-0.80	0.30	1.9996	1.00	0.0086

Tableau IV 4 : ***Précision du recalage du bord du champ irrégulier de référence sur lui-même.***

La seconde série de tests vise à quantifier la précision du recalage des bords des images réelles (Figure IV 11 et Figure IV 12). Nous avons simulé des déplacements de champ avec les contours de l'image de traitement pour le champ carré et le champ irrégulier. Les valeurs que nous présentons Tableau IV 5 et Tableau IV 6 sont relatives, leur référence est la position après le recalage des champs sans simulation de décalage. Nous pouvons tout d'abord constater l'importance de la différence des formes à comparer sur les performances du recalage. Les erreurs mesurées sont les différences entre les valeurs estimées

et les valeurs simulées dans les tableaux. Etant donnés les moyennes et les écarts type des erreurs, nous pouvons assurer une précision de l'ordre de **1 pixel** en translation, du **10ème de degré** en rotation et du **100ème en échelle** pour le recalage des images réelles. Les erreurs maximales correspondent à un échec de l'optimisation dû à la détection d'un minimum local. Le taux d'échec est déterminé dans la section suivante.

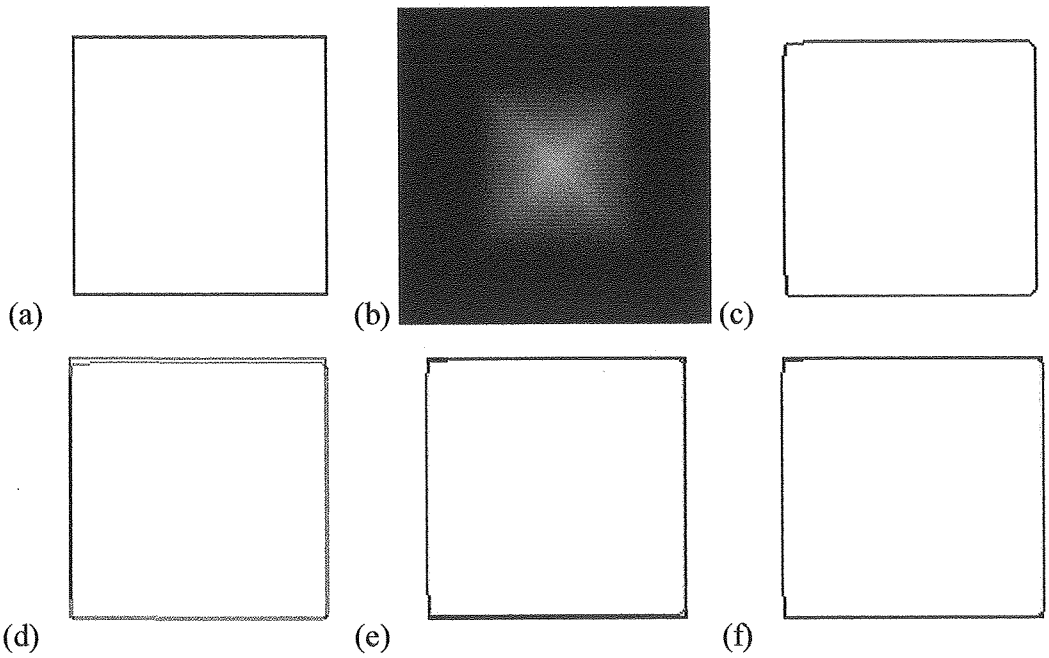


Figure IV 11 : ***Etapes du recalage des bords des champs carrés. (a) Contour de référence. (b) Transformation en distance du contour de référence. (c) Contour de traitement. (d) Position initiale des contours. (e) Estimation des paramètres. (f) Contours recalés.***

Valeurs simulées				Valeurs estimées				FC finale
t_x (pixel)	t_y (pixel)	θ (°)	λ	$\hat{t}_x$	$\hat{t}_y$	$\hat{\theta}$	$\hat{\lambda}$	
-1	0	0	1	-1.00	0.19	0.0000	1.0002	1.2359
1	0	0	1	0.89	1.08	0.1031	1.0002	1.6038
0	1	0	1	0.03	0.86	0.0000	0.9996	1.2127
0	0	1	1	-0.17	0.02	1.0141	0.9971	1.2451
0	0	1.5	1	-0.11	0.08	1.5011	0.9984	1.2450
0	0	0	1.1	0.00	0.19	0.0000	1.1002	1.2346
0	-1	0	1.05	0.23	-1.04	0.0000	1.0462	1.2454
0.5	0.5	0.5	1	0.50	0.69	0.5042	1.0000	1.2364
0.5	0.5	0	1.025	0.50	0.69	0.0000	1.0250	1.2372
0.8	-0.3	2	1	0.21	-0.33	2.0054	0.9900	1.3237
Erreur : valeurs simulées - valeurs réelles		Moyenne des erreurs		0.07	-0.17	-0.0128	-0.0018	
		Ecart type des erreurs		0.21	0.34	0.0321	0.0032	
		Erreur maximale		0.59	1.08	0.1031	0.0100	
		Erreur minimale		0.00	0.02	0.0000	0.0000	

Tableau IV 5 : ***Précision du recalage pour les images du Portal Vision (champ 10×10, 6MV). Valeur finale de la fonction coût de référence : 1.7865.***

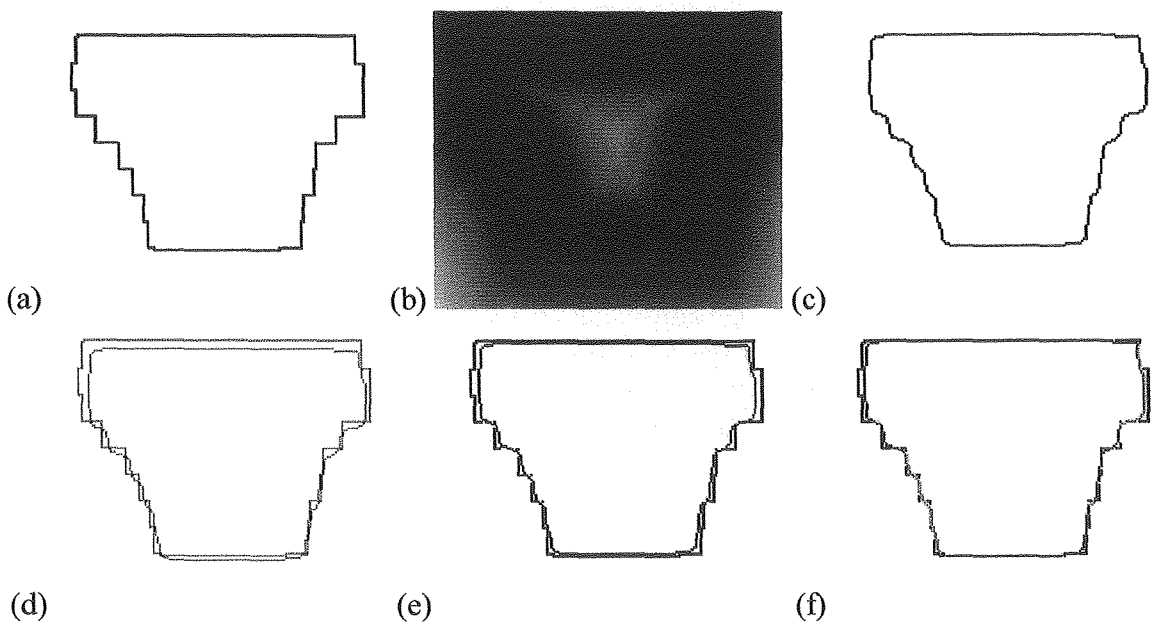


Figure IV 12 : ***Etapes du recalage des bords des champs irréguliers. (a) Contour de référence. (b) Transformation en distance du contour de référence. (c) Contour de traitement. (d) Position initiale des contours. (e) Estimation des paramètres. (f) Contours recalés.***

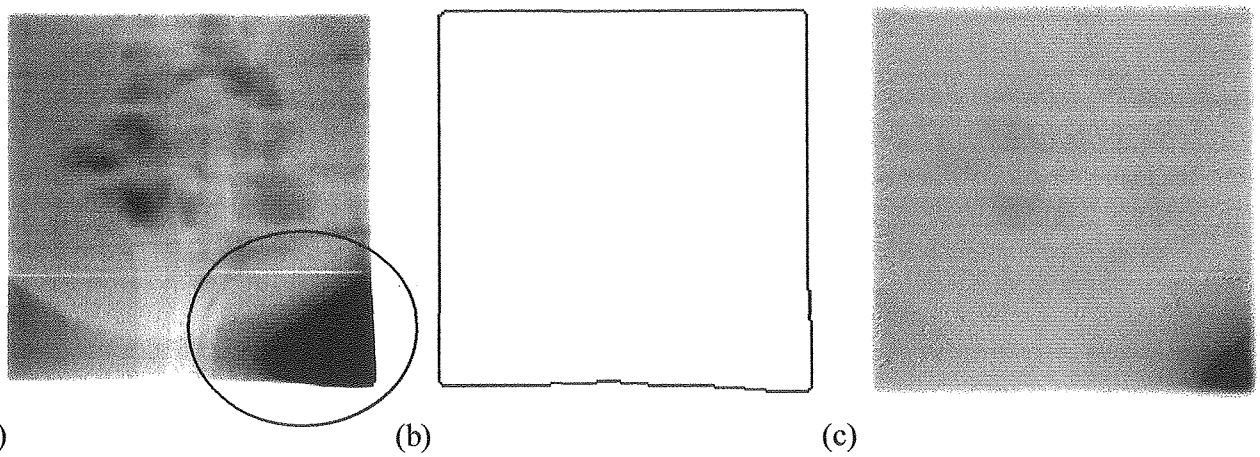
Valeurs simulées				Valeurs estimées				FC finale
t_x (pixel)	t_y (pixel)	θ (°)	λ	$\hat{t}_x$	$\hat{t}_y$	$\hat{\theta}$	$\hat{\lambda}$	
-1	0	0	1	-0.76	-0.20	0.0172	1.0043	1.7552
1	0	0	1	1.24	-0.20	0.0172	1.0042	1.7555
0	1	0	1	0.24	0.79	0.0172	1.0042	1.7554
0	0	1	1	0.00	0.00	1.0027	1.0000	1.7865
0	0	1.5	1	0.00	0.00	1.5126	0.9998	1.7865
0	0	0	1.1	0.25	-0.56	0.0172	1.1044	1.7551
0	-1	0	1.05	-0.02	-0.02	0.0172	1.0495	2.0657
0.5	0.5	0.5	1	0.50	0.50	0.5042	0.9999	1.7865
0.5	0.5	0	1.025	0.70	0.30	-0.0516	1.0293	1.7601
0.8	-0.3	2	1	0.78	0.78	2.0111	0.9995	2.1194
Erreur : valeurs simulées - valeurs réelles		Moyenne des erreurs		-0.11	-0.07	-0.0065	0.0020	
		Ecart type des erreurs		0.13	0.53	0.0211	0.0024	
		Erreur maximale		0.25	1.08	0.0516	0.0044	
		Erreur minimale		0.00	0.00	0.0027	0.0000	

Tableau IV 6 : ***Précision du recalage pour les images du Portal Vision (6MV) Valeur finale de la fonction coût de référence : 1.2087.***

IV.4.4.2 Taux de réussite - remarques

Nous avons établi le taux de réussite grâce à la vérification par un expert des recalages effectués et à la valeur finale de la fonction coût. Le taux de réussite est donné par le rapport du nombre de champs recalés correctement et du nombre d'images testées. Ces deux chiffres sont indiqués entre parenthèse pour chaque système d'imagerie. Ce taux est de **100%** pour le SRI-100 (11/11) et le iView (28/28). Il est respectivement de **86%**, **93%** et **94%** pour le Target View (37/43), les images du fantôme Rando

sur le Portal Vision (26/28) et les images des patients sur le Portal Vision (58/62). Le faible taux obtenu pour les images du Target View provient des changements d'échelle auxquels notre algorithme est sensible. Nous avons observé une grande mobilité du champ, selon les trois directions, dans les images obtenues par le Target View. La sensibilité de la technique aux variations d'échelle avait déjà été soulignée dans les travaux de Gilhuijs [62][63][64][65]. Une autre source d'erreur est une différence entre la forme du champ de référence et de celle du champ de traitement. Les échecs survenus pendant le recalage des images du Portal Vision sont causés par une distorsion des bords sous l'effet du réglage automatique du contraste. La Figure IV 13 illustre ce phénomène. La déformation du champ visible en bas à droite de l'image (Figure IV 13 a) peut cependant être réduite en modifiant manuellement le contraste mais cela aux dépens de la visibilité des structures anatomiques. Une valeur résiduelle élevée de la fonction coût indique le plus souvent une dissemblance des formes recalées. Dans certaines études [62][63] elle est employée pour détecter des erreurs de forme. Nous avons jugé plus intéressant de vérifier la forme du champ avant le recalage pour réduire le temps de calcul et augmenter la fiabilité des résultats.



(a) (b) (c)

Figure IV 13 : ***Distorsion du bord du champ de traitement sur les images du Portal Vision. (a) Contraste automatique. (b) Bords détectés pour le contraste automatique. (c) Contraste modifié.***

Les résultats ne dépendent pas beaucoup des valeurs estimées en translation pour le simplexe initial. En revanche, la rotation et encore d'avantage l'échelle jouent un rôle dans le succès du recalage. L'estimation de la rotation égale à 0° semble être la meilleure solution et la correction de l'échelle que nous avons proposée permet une amélioration générale de l'alignement des contours.

La reproductibilité des résultats a été appréciée sur une quarantaine de mesures, à l'aide du recalage de champs irradiés sans qu'il y ait eu mouvement des systèmes d'imagerie entre deux acquisitions. Les écarts mesurés sont au plus de **±0.1 pixel** pour la translation en x, **±0.2 pixel** pour la translation en y, **±0.04°** pour la rotation et **±0.001%** pour l'échelle. La différence des écarts entre les translations en x et en y est sans doute due à la pénombre plus large en y qui entraîne des incertitudes plus grandes.

Le temps de calcul dépend de la taille de l'image et de la rapidité de la convergence du simplexe. Sur Matlab, il est de l'ordre de quelques minutes. A titre d'exemple, le recalage prend environ **3 min** sur un Pentium II à 400MHz pour une image 200×200.

Nous avons également pu estimer la variation moyenne de la position du champ due à la rotation du bras pour le iView, le Target View et le Portal Vision, les données concernant le SRI-100 n'étant pas disponibles. Les valeurs présentées Tableau IV 7 mettent en évidence une plus grande stabilité de la position du champ pour le bras à 90°. Les écarts les plus importants ont été observés pour les rotations du champ. Le iView est le système le plus reproductible.

Système	Bras à 0°				Bras 90°			
	$\hat{t}_x$ (pixel)	$\hat{t}_y$ (pixel)	$\hat{\theta}$ (°)	$\hat{\lambda}$	$\hat{t}_x$ (pixel)	$\hat{t}_y$ (pixel)	$\hat{\theta}$ (°)	$\hat{\lambda}$
iView	0.2	0.3	0.08	0.000	0.1	0.3	0.01	0.000
Target View	0.8	0.5	0.10	0.007	0.3	0.2	0.05	0.000
Portal Vision	0.3	0.6	0.21	0.008	0.4	0.1	0.03	0.002

Tableau IV 7 : ***Estimation du mouvement des systèmes d'imagerie dû à la rotation du bras.***

Une dernière mesure nous donne le décalage entre les champs à 0° et à 90° (Tableau IV 8). Le Portal Vision est le système le plus rigide, aucune rotation et translation en y n'ont été trouvées. En revanche, des variations non négligeables sont révélées pour le iView et le Target View.

Système	Translation en x (pixel)	Translation en y (pixel)	Rotation (°)
iView	5	6	0.2
Target View	5	2	0.4
Portal Vision	2	0	0

Tableau IV 8 : ***Décalage moyen relatif entre les champs à 0° et à 90°.***

IV.5 Conclusion

Nous avons mis au point une procédure de détection, vérification et recalage des bords des champs.

La segmentation des bords des champs est inspirée d'une technique décrite dans la littérature et que nous avons simplifiée. Nous détectons les contours par le calcul du gradient d'intensité et un suivi de ligne de crête. Le taux de réussite de la segmentation est de 100% dans les conditions standards.

La vérification de la forme du champ irradié utilise les descripteurs de forme que sont le périmètre, l'aire, l'orientation de la direction principale d'inertie et les moments d'ordre 2. De variations de ±1% à ±3% de l'aire de référence ont pu être décelées.

Le recalage des champs dans un même repère est réalisé grâce à une transformation en distance des contours de référence permettant le calcul d'une fonction coût. Les paramètres de translation, de rotation et d'échelle optimaux sont estimés avec la méthode du simplexe. Il nous est possible mesurer la position relative de deux champs avec une précision de 1 pixel en translation, 0.1° en rotation et 0.001% en échelle et une incertitude de 0.1 à 0.2 pixel, 0.4° et 0.001%. Le taux de réussite dépend du système d'imagerie et varie de 86 à 100%.

Les valeurs des translations en x et en y, ainsi que la rotation et l'échelle des champs mesurées permettent la création d'un référentiel commun pour la mesure de la position du patient par rapport à la référence décrite dans le Chapitre VI. Mais avant cette dernière étape, il est nécessaire de segmenter le contenu des champs pour en extraire les structures anatomiques comme nous le proposons Chapitre V.

Chapitre V

Segmentation des structures anatomiques

V.1 Introduction

Notre stratégie est fondée sur le choix du modèle de représentation des objets à recaler. Nous avons choisi de modéliser les structures anatomiques par le contour des os. L'étape de segmentation est donc essentielle dans ce travail de recherche car c'est elle qui va conditionner la qualité du recalage, et par conséquent, l'intérêt de notre méthode.

L'amélioration de la qualité des images de traitement, après la détection préalable des bords du champ de traitement, permet leur segmentation. Les structures anatomiques ainsi extraites sont comparées à la référence (Figure V 1).

Les structures de référence proviennent de la segmentation d'un film de simulation numérisé ou d'une DRR. De toute l'information contenue dans ces images, nous ne souhaitons conserver que des formes spécifiques correspondant aux limites des structures osseuses qui sont susceptibles de ressortir sur les images portales. Nous avons donc établi des modèles généraux pour une reconnaissance de forme par l'intermédiaire d'un recalage d'objets déformables. La segmentation des images de référence est effectuée une fois pour toute avant les séances d'irradiation. Cette opération fait partie de la préparation du traitement.

En revanche, la segmentation des images portales prétraitées doit être réalisée sur une nouvelle image chaque fois que l'on souhaite vérifier la position du patient. Cette étape exploite la connaissance a priori sur la forme caractéristique des os du patient déterminée par la segmentation des images de référence.

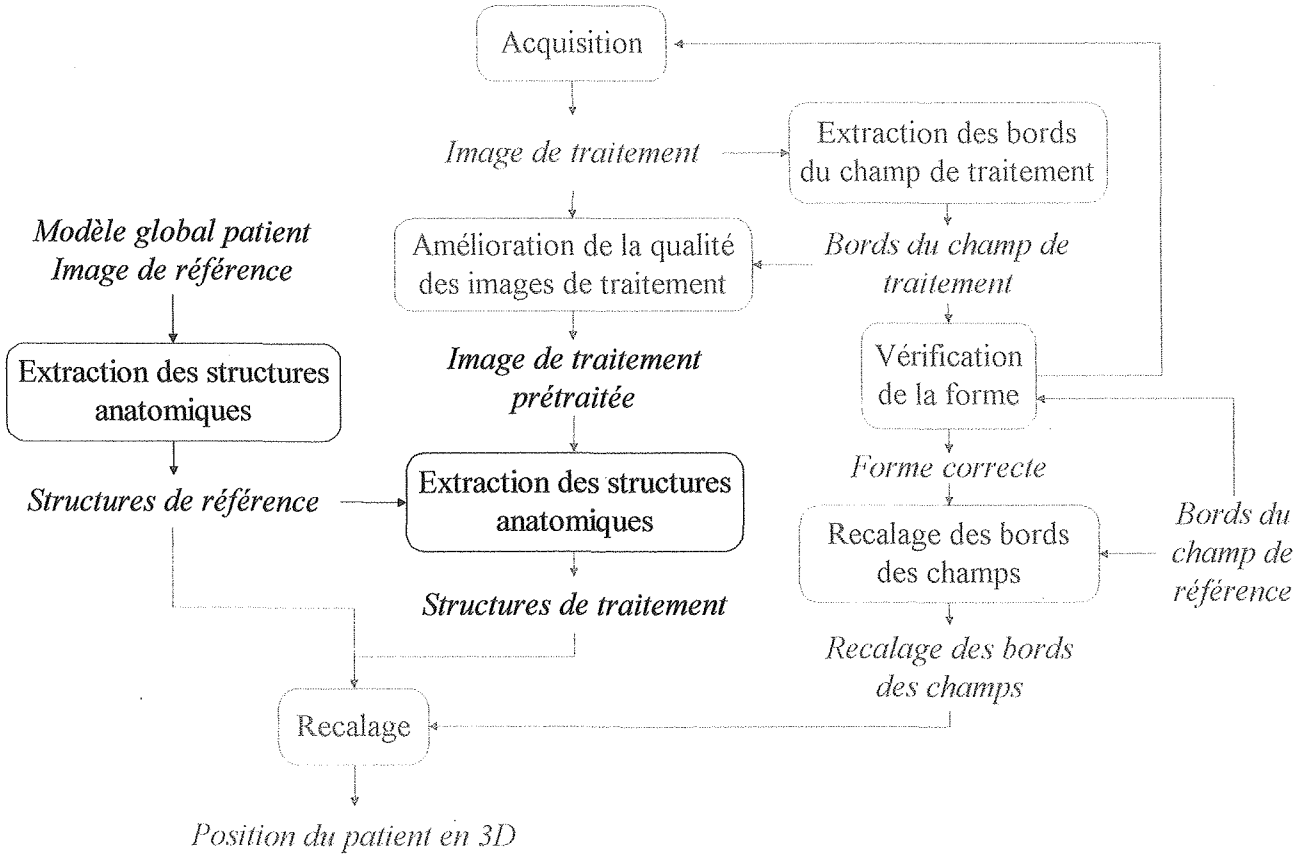


Figure V 1 : *Extraction et recalage des structures anatomiques.*

V.2 Champ de référence

Le champ de référence est défini par une radiographie de simulation ou une DRR, c'est-à-dire un champ de simulation. Ces deux types d'images ont tous deux leurs avantages et leurs inconvénients mais la DRR devrait bientôt être privilégiée pour les raisons énoncées ci-après.

V.2.1 Radiographie de simulation

L'avantage des images de simulation (Figure V 2) est leur bonne résolution (au minimum 0.34 mm) et la représentation fidèle de toutes les structures osseuses présentes.

En revanche, les tissus mous ainsi que la croix (réticule) de centrage rendent le traitement informatique de l'image plus difficile. De plus, il peut y avoir des écarts entre la position du patient au simulateur et celle de l'examen scanner utilisé pour l'étude dosimétrique. D'autres inconvénients intervenant sur la précision du recalage doivent aussi être pris en compte tels que la détermination du centre du champ et l'orientation du film qui n'est pas immuable lors de l'acquisition de la radiographie et de sa numérisation.

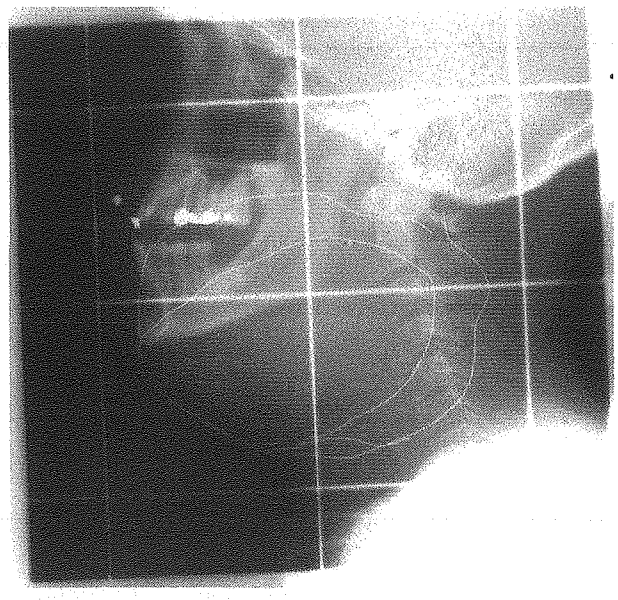


Figure V 2 : *Image de simulation.*

V.2.2 DRR

Les DRRs (Figure V 3) quant à elles ne sont pas perturbées par le fond (détails non osseux) ni la croix au centre de l'image. Elles ne présentent pas de problème d'orientation du champ et de différence de position par rapport à la dosimétrie. Les DRRs ont aussi l'avantage d'être directement des images numériques.

L'inconvénient des DRRs est leur mauvaise résolution (environ 1 mm) et les pertes d'informations sur les structures anatomiques dues à la reconstruction des images à partir des coupes scanner.



Figure V 3 : *DRR.*

V.3 Modèle patient général

Le champ de référence contient un grand nombre d'informations qu'il faut de réduire à l'utile. La connaissance a priori de la forme et de la position respective des différentes structures osseuses permet d'interpréter efficacement les images. Nous avons choisi de créer un modèle patient général représentant les formes susceptibles d'être retrouvées à la fois dans l'image de référence et dans l'image de traitement pour une région donnée de l'organisme.

Ce modèle doit pouvoir être déformé afin de s'adapter à la forme des os de chaque patient. Dans la bibliographie (Chapitre II.3.1), nous avons noté l'existence de trois types de modèles déformables : paramétrique, élastique et stochastique. Etant donné que nous connaissons l'allure globale des contours des os mais pas leur localisation, nous avons laissé de côté les modèles élastiques. Les modèles paramétriques, quant à eux, impliquent une définition précise des contours par des formes simples avec de préférence un nombre réduit de paramètres. Les structures anatomiques que nous considérons ne satisfont pas aisément à ces conditions, nous avons donc choisi un modèle stochastique conduisant à une représentation de la forme recherchée par une image binaire, appelée gabarit. Cette modélisation permet une plus grande complexité des formes et des déformations, que les modèles paramétriques. Elle est facilement généralisable à tout type de formes et bien adaptée à la reconnaissance de structures parentes complexes.

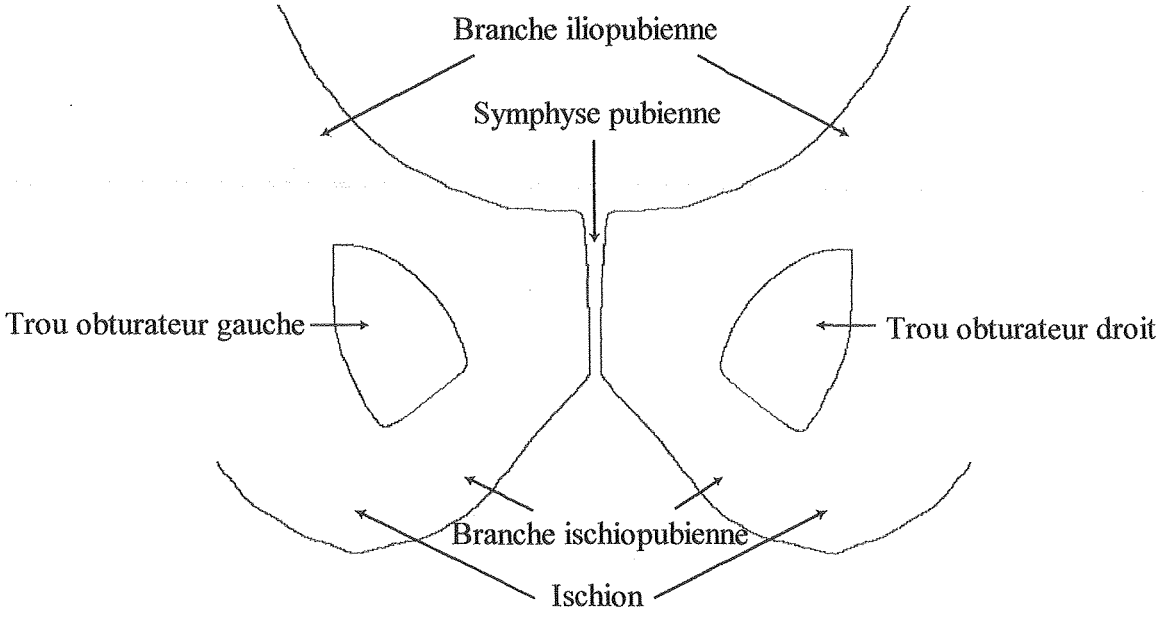


Figure V 4 : *Quatre formes constituant le modèle général d'un pelvis postérieur (0° en procubitus).*

Le modèle général est constitué à partir des radiographies des cinq patients que nous étudions. Le modèle aurait pu être établi à partir d'une seule radiographie, cependant nous voulions une forme globale.

De cette manière nous pouvions apprécier les différences entre les patients. Nous avons mesuré des variations de taille maximum d'environ 1 cm. Les formes et les orientations sont légèrement différentes d'un patient à l'autre. Les contours des os sont extraits manuellement sur chaque image afin d'en retirer des formes moyennes et leurs positions relatives. Le modèle est non paramétré, c'est une image binaire 2D composée de contours fermés ou non décrivant des formes noires sur un fond blanc.

Le choix des structures d'intérêt dépend des indices anatomiques visibles dans les images portales de contrôle. Avec l'aide du corps médical, nous avons défini les modèles correspondant aux différents champs utilisés dans le protocole de la radiothérapie conformationnelle de la prostate. La Figure V 4 montre les formes caractéristiques d'un pelvis vu de face. Ces diverses formes sont considérées séparément et repérées par les différentes couleurs. Figure V 5 et Figure V 6 représentent respectivement les modèles latéraux et obliques.

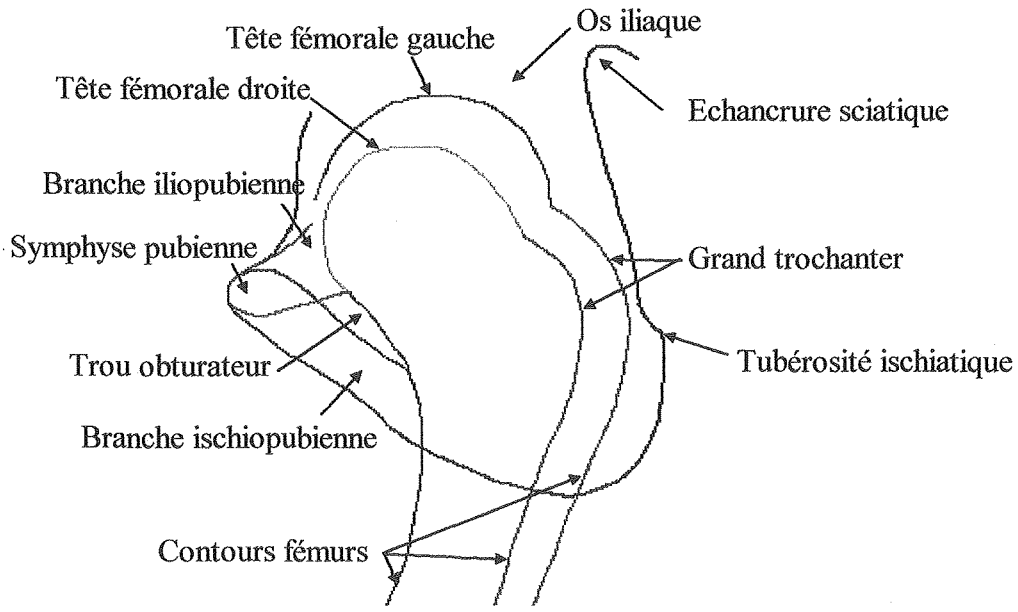


Figure V 5 : ***Formes constituant le modèle général d'un pelvis latéral (270° en procubitus).***

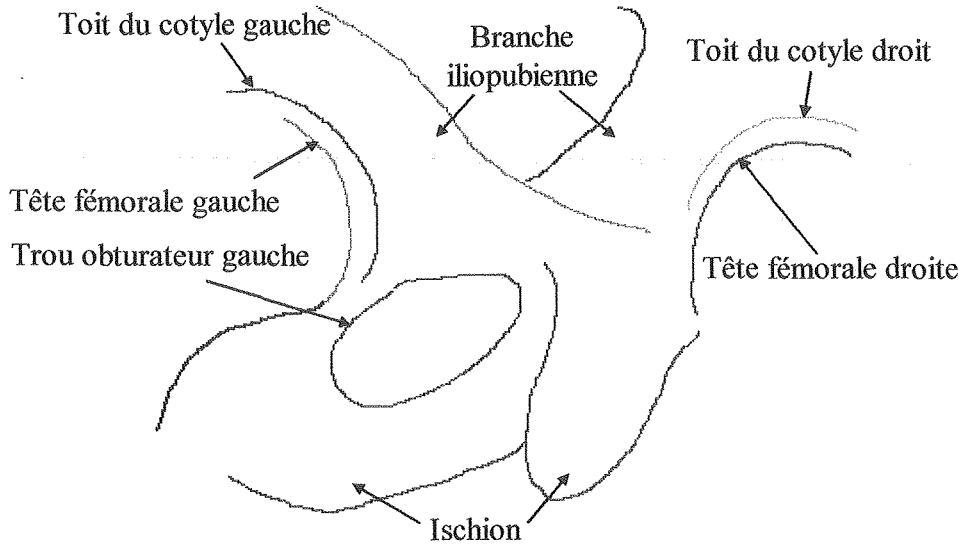


Figure V 6 : ***Formes constituant le modèle général d'un pelvis oblique (45° en procubitus).***

Bien évidemment, un modèle général semblable peut être défini pour tout autre traitement. Le modèle patient général constitue la connaissance a priori introduite dans la segmentation des images de référence.

V.4 Segmentation de l'image de simulation

L'objectif de la segmentation des images de simulation est l'extraction du pourtour des os. Nous n'avons pas retenu les techniques d'approche région [31] en raison de l'hétérogénéité de la représentation des os et tissus mous dans une radiographie. Nous avons testé un certain nombre d'attributs, ainsi que leurs combinaisons, basés sur les niveaux de gris, la présence de contours d'après l'amplitude des variations de niveaux de gris, les textures avec les matrices de cooccurrence (homogénéité, inertie, entropie, contraste) et les statistiques locales qui sont la moyenne et la variance des niveaux de gris dans les domaines correspondant à une direction donnée dans une région. Aucun d'entre eux n'a permis une distinction efficace entre les os et les tissus mous. Les mesures de similarité sont complexes car les images ne sont pas composées de régions bien distinctes. De plus, il est très difficile de prendre en compte le fait que l'intensité des niveaux de gris varie selon l'épaisseur des os traversés. La segmentation que nous proposons est basée sur une approche contour, car elle nous semble plus adaptée à une localisation du bord des os.

Une détection de contour permet tout d'abord d'extraire les segments de l'image brute. Les images de référence ne subissent aucun prétraitement hormis les images de simulation nécessitant un réajustement de l'orientation du champ. Ensuite, afin d'éliminer les segments inutiles nous procédons à un recalage du modèle patient général déformé sur l'image des segments détectés. En effet, le modèle général représente une forme générique qu'il est nécessaire de déformer afin de l'adapter à la forme spécifique du patient considéré. La segmentation de l'image de référence correspond au modèle général déformé qui devient alors le modèle patient de référence utilisé ultérieurement pour la détermination de la position du patient.

V.4.1 Détection des contours – segmentation bas niveau (bottom-up)

Nous conservons l'opérateur de Deriche[1], déjà utilisé pour la détection des bords des champs, comme estimateur du module et de l'argument du gradient d'intensité. Les raisons de ce choix sont les même que précédemment. Tous les paramètres de réglage de la segmentation bas niveaux, dont α, sont fixés dans la partie (Chapitre V.4.1.3) car ils dépendent les uns des autres. Ainsi que nous l'avons déjà précisé dans le (Chapitre IV.2.1), un contour peut s'interpréter comme une ligne de crête dans l'image de la norme du gradient. Les structures anatomiques sont donc localisées par un suivi de contour. Cette technique de suivi ayant déjà fait ses preuves pour la détection des bords des champs de traitement, nous n'avons pas jugé nécessaire de tester d'autres méthodes. Pour éliminer l'influence de la marque du réticule dans les calculs, les images de simulation sont divisées en quatre et les points situés sur un intervalle de 15 pixels autour des lignes médianes des radiographies ne sont pas pris en compte. Les effets de bord gênants introduits par l'opérateur de Deriche sont supprimés par l'ajout de marges obtenues par symétrie Figure V 7.

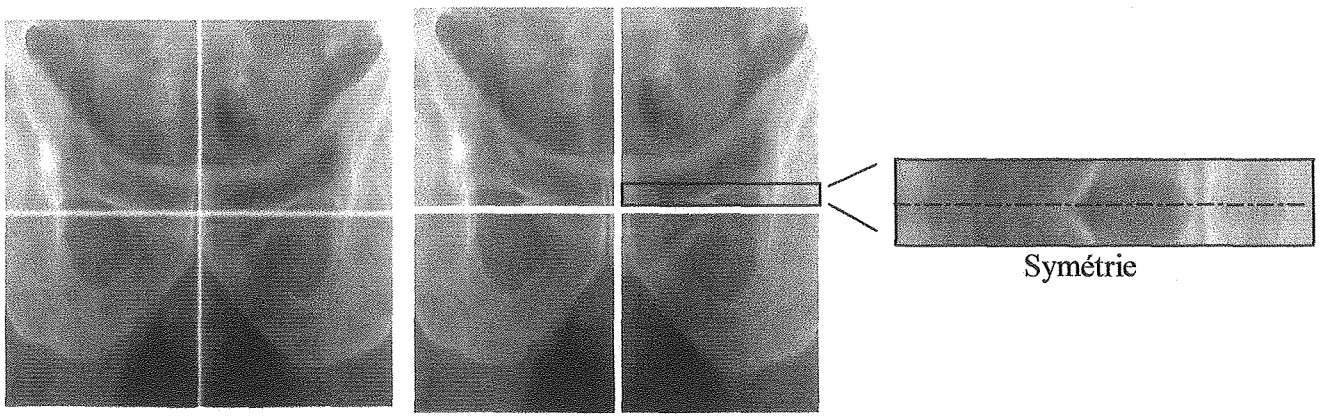


Figure V 7 : *Décomposition des images de simulation et marges.*

[1] Méthode décrite dans le Chapitre IV.2.1.1.

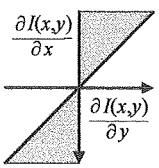
Dans le cas présent de la détection des structures anatomiques, le suivi n'est pas réalisé exclusivement sur l'image en niveau de gris du module du gradient, mais au contraire, principalement sur une image binaire. Cette image binaire correspond aux maxima locaux de la norme du gradient, qui entrent dans la définition d'une ligne de crête et par conséquent, constituent la base des segments. Les segments sont alors construits en parcourant les maxima locaux et en liant les portions d'un même segment par un suivi sur l'image du module en niveau de gris. L'utilisation des maxima locaux permet de parer au problème du choix des points de départ des segments, et en particulier de ne pas oublier des structures potentielles.

V.4.1.1 Extraction des maxima locaux de la norme du gradient d'intensité

L'extraction des maxima locaux de la norme du gradient permet d'obtenir les contours fins à la base des segments.

Un point (x,y) du gradient est un maximum local si son module $\left\|\vec{\nabla}I(x,y)\right\|$ est supérieur aux modules $\left\|\vec{\nabla}_1\right\|$ et $\left\|\vec{\nabla}_2\right\|$ des points situés de part et d'autre dans la direction du gradient. $\left\|\vec{\nabla}_1\right\|$ et $\left\|\vec{\nabla}_2\right\|$ sont calculés par interpolation linéaire à partir des images des contours verticaux $\partial I/\partial y$ et horizontaux $\partial I/\partial x$.

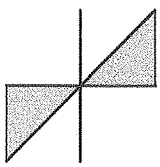
- Si $\left|\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}\right| \geq \left|\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}\right|$, $\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} < 0$ et $\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \geq 0$ ou $\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} > 0$ et $\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \leq 0$



$$\left\|\vec{\nabla}_1\right\| = \frac{|\partial I(x,y)/\partial y|}{|\partial I(x,y)/\partial x|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x-1,y+1)\right\| + \frac{|\partial I(x,y)/\partial x| - |\partial I(x,y)/\partial y|}{|\partial I(x,y)/\partial x|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x-1,y)\right\|$$

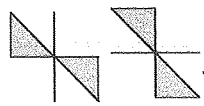
$$\left\|\vec{\nabla}_2\right\| = \frac{|\partial I(x,y)/\partial y|}{|\partial I(x,y)/\partial x|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x+1,y-1)\right\| + \frac{|\partial I(x,y)/\partial x| - |\partial I(x,y)/\partial y|}{|\partial I(x,y)/\partial x|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x+1,y)\right\|$$

- Si $\left|\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}\right| < \left|\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}\right|$, $\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \leq 0$ et $\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} > 0$ ou $\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \geq 0$ et $\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} < 0$

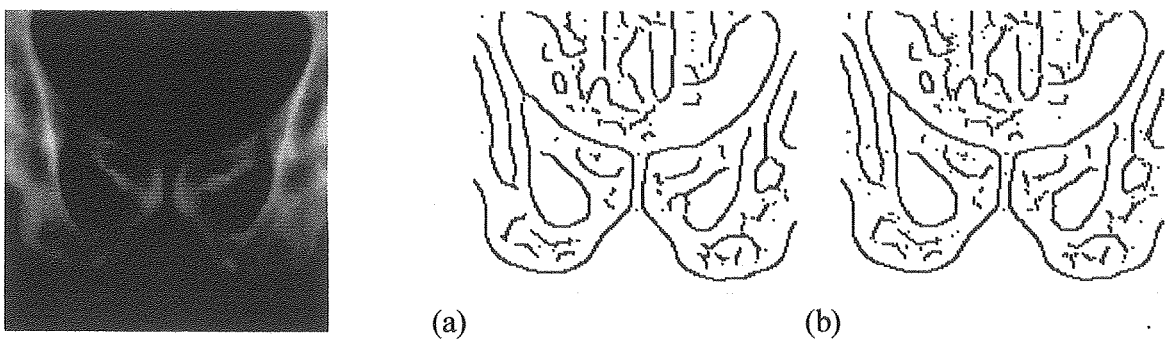


$$\left\|\vec{\nabla}_1\right\| = \frac{|\partial I(x,y)/\partial x|}{|\partial I(x,y)/\partial y|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x-1,y+1)\right\| + \frac{|\partial I(x,y)/\partial y| - |\partial I(x,y)/\partial x|}{|\partial I(x,y)/\partial y|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x,y+1)\right\|$$

$$\left\|\vec{\nabla}_2\right\| = \frac{|\partial I(x,y)/\partial x|}{|\partial I(x,y)/\partial y|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x+1,y-1)\right\| + \frac{|\partial I(x,y)/\partial y| - |\partial I(x,y)/\partial x|}{|\partial I(x,y)/\partial y|}\cdot\left\|\vec{\nabla}I(x,y-1)\right\|$$

De même, $\left\|\vec{\nabla}_1\right\|$ et $\left\|\vec{\nabla}_2\right\|$ sont calculés pour les configurations  .

L'extraction des maxima peut être effectuée à l'aide d'un échantillonnage de l'orientation du gradient (4 ou 8 directions), cependant le résultat est un peu plus bruité (Figure V 8 b).



(a) (b)

Figure V 8 : ***Extraction des maxima locaux (α=0.5) avec (a) une interpolation et (b) un échantillonnage des directions.***

V.4.1.2 Extraction des segments

La méthode d'extraction des structures anatomiques procède par une recherche des extrémités des segments, un suivi des contours binaires et une jonction des segments appartenant au même contour. Les segments trop petits ou dont la moyenne du module du gradient est trop faible sont ensuite éliminés.

Les extrémités sont des points de l'image des maxima locaux ayant 1 ou 2 voisins. Tous les points n'ayant qu'un seul voisin sont des extrémités. En revanche, dans le cas de deux voisins seules les configurations présentées Figure V 9 correspondent à des extrémités.

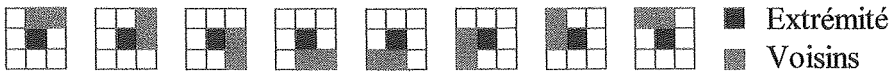


Figure V 9 : ***Configuration du voisinage d'une extrémité dans le cas de deux voisins.***

Le suivi des contours binaires consiste à rechercher les voisins pour chaque maximum local et constituer de cette sorte un segment au fur et à mesure de la détection de ces nouveaux points. Si pour un point il n'existe aucun voisin, nous passons à un suivi de ligne de crête sur l'image du module du gradient d'intensité jusqu'à atteindre un maximum local. Si après un certain nombre de points ainsi suivi aucun lien n'a pu être établi avec un autre groupe de maxima locaux, ou si le module du gradient est trop faible, le segment est terminé. L'algorithme débute alors un nouveau suivi tant que toutes les extrémités n'ont pas été testées. Il faut aussi prendre garde aux contours fermés et aux bords de l'image. La Figure V 10 récapitule les étapes de l'extraction des segments.

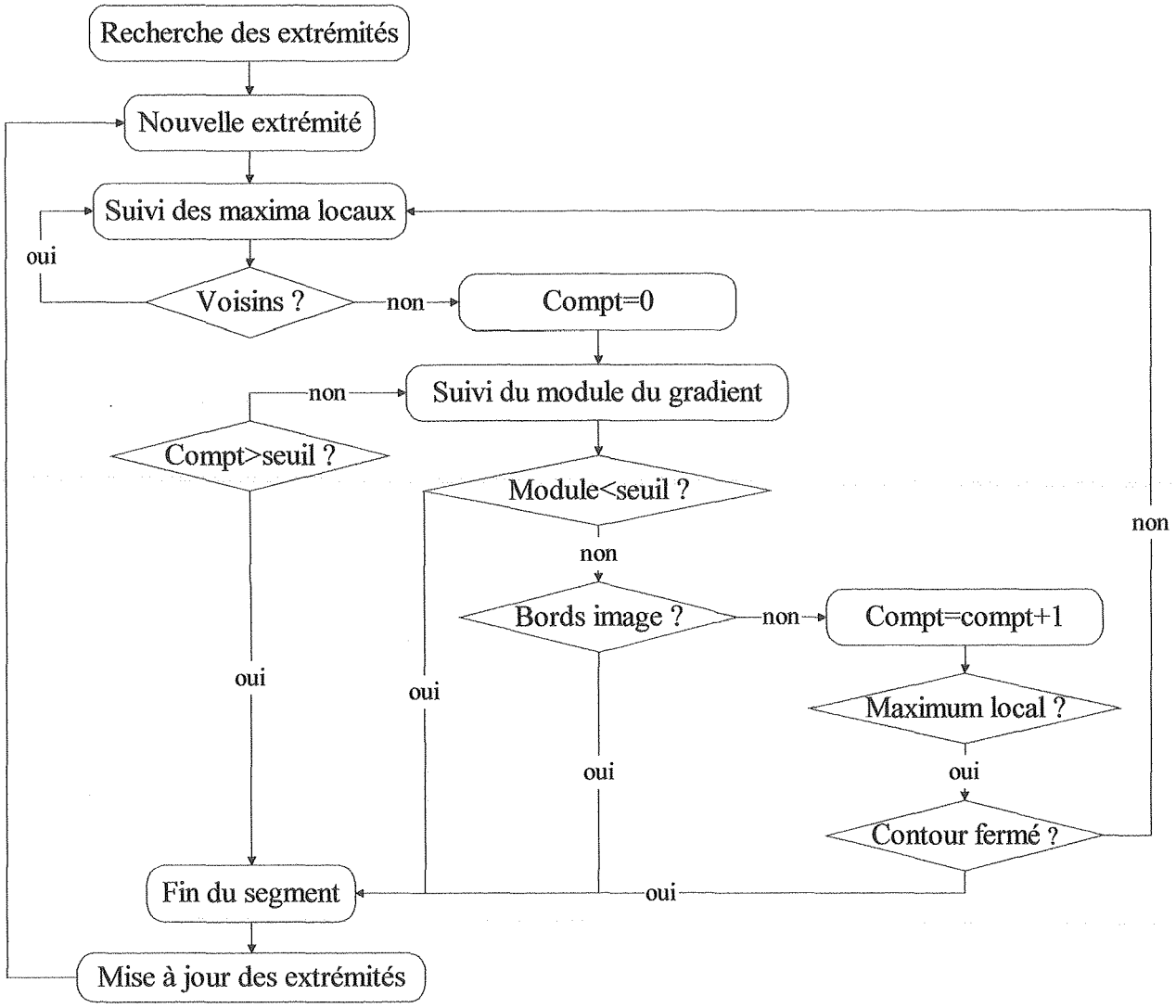
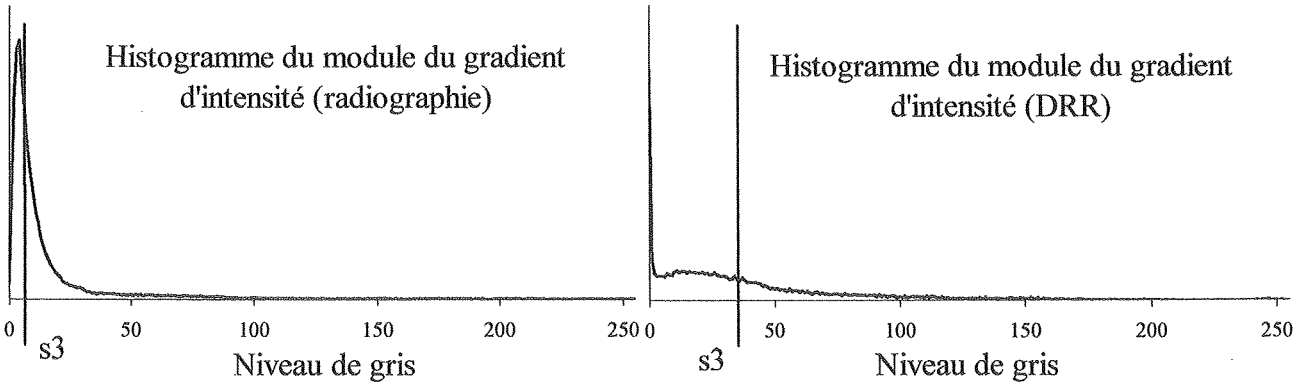


Figure V 10 : ***Extraction des segments.***

V.4.1.3 Résolution de l'image de simulation et paramètre de segmentation bas niveau

Etant donné que les résolutions des images de simulation et de traitement sont différentes, les structures anatomiques ne peuvent être recalées qu'à la résolution la plus basse, c'est-à-dire celle de l'image portale. Nous avons souhaité vérifier s'il y avait perte importante d'information sur les contours à la suite du sous-échantillonnage de l'image de référence, permettant la réduction de sa taille à celle la taille de l'image portale. Le sous-échantillonnage est réalisé par une interpolation bilinéaire et un reéchantillonnage des images de simulation. Sachant que le choix du paramètre α de Deriche dépend de la résolution de l'image, nous avons testé diverses valeurs de α pour les différentes résolutions, d'où les différentes tailles d'image, sur les simulations du fantôme Rando et d'un patient. La valeur optimale de α est également déterminée pour les DRRs.

La taille minimale des segments (s1) et la longueur maximale pour la jonction de deux segments (s2) ont été fixées expérimentalement selon la résolution de l'image. Pour la résolution initiale, s1 est égal à 100 et s2 est égal à 6. Pour l'image sous-échantillonnée, s1 est égal à 50 et s2 est égal à 3. La décomposition des images de simulation en quatre régions permet l'introduction de contraintes sur les bords des lignes de divisions pour prendre en compte des segments au contact des bords ayant une taille inférieure de moitié à s1, et de conserver ainsi des structures importantes, telles que les trous obturateurs, coupées par les bandes blanches. Le seuil (s3) donnant la valeur minimale de la moyenne du module du gradient dans les segments est déterminé d'après l'allure des histogrammes Graphe V 1. La valeur de s3 est fixée au niveau de gris correspondant à l'abscisse du pic dans l'histogramme pour les images de simulation, et à la moyenne des niveaux de gris de l'image pour les DRRs.



Graphe V 1 : ***Histogrammes caractéristiques du module du gradient pour les images de simulation.***

Les radiographies de simulation, du fantôme Rando et d'un patient, ayant servi à nos expériences sont montrées Figure V 11.

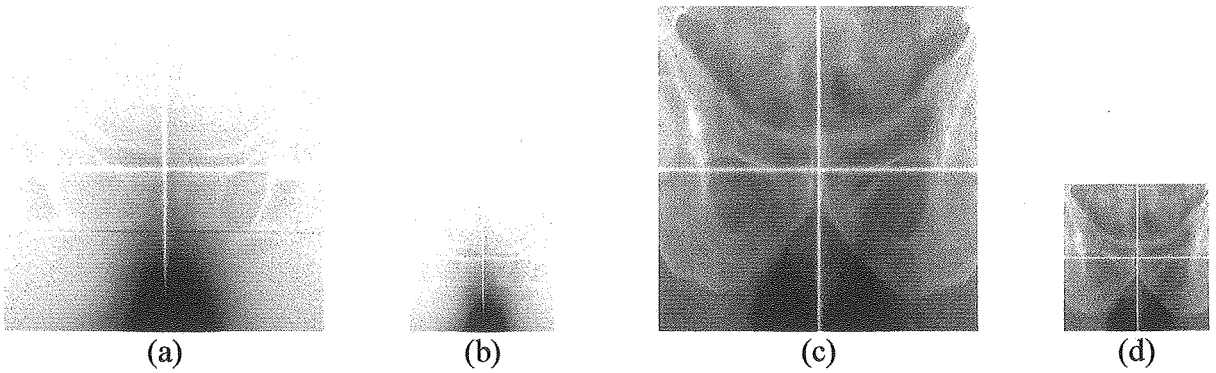


Figure V 11 : ***(a) Fantôme Rando/résolution normale s1=50-100 (50 : taille minimale des segments au niveau de la marque du réticule, 100 : taille minimale des segments dans le reste de l'image), s2=6, s3=3. (b) Fantôme Rando /sous-échantillonnage s1=25-50, s2=3, s3=3. (c) Patient/résolution normale s1=50-100, s2=6, s3=5.(d) Patient/sous-échantillonnage s1=25-50, s2=3, s3=5..***

Les résultats de la segmentation des radiographies de simulation et des DRRs, selon α et la résolution, sont montrés de Figure V 12 à Figure V 15. A l'aide des différentes images, nous illustrons les étapes de détection des maxima locaux et d'extraction des segments. Afin de ne pas perdre d'information sur les contours, pouvant intervenir à la suite du sous-échantillonnage des radiographies de simulation, la segmentation bas niveau est effectuée avant le redimensionnement des images avec α=0.5. Pour ce qui est des DRRs, α=0.5 est également un bon compromis entre le lissage et la détection des contours.

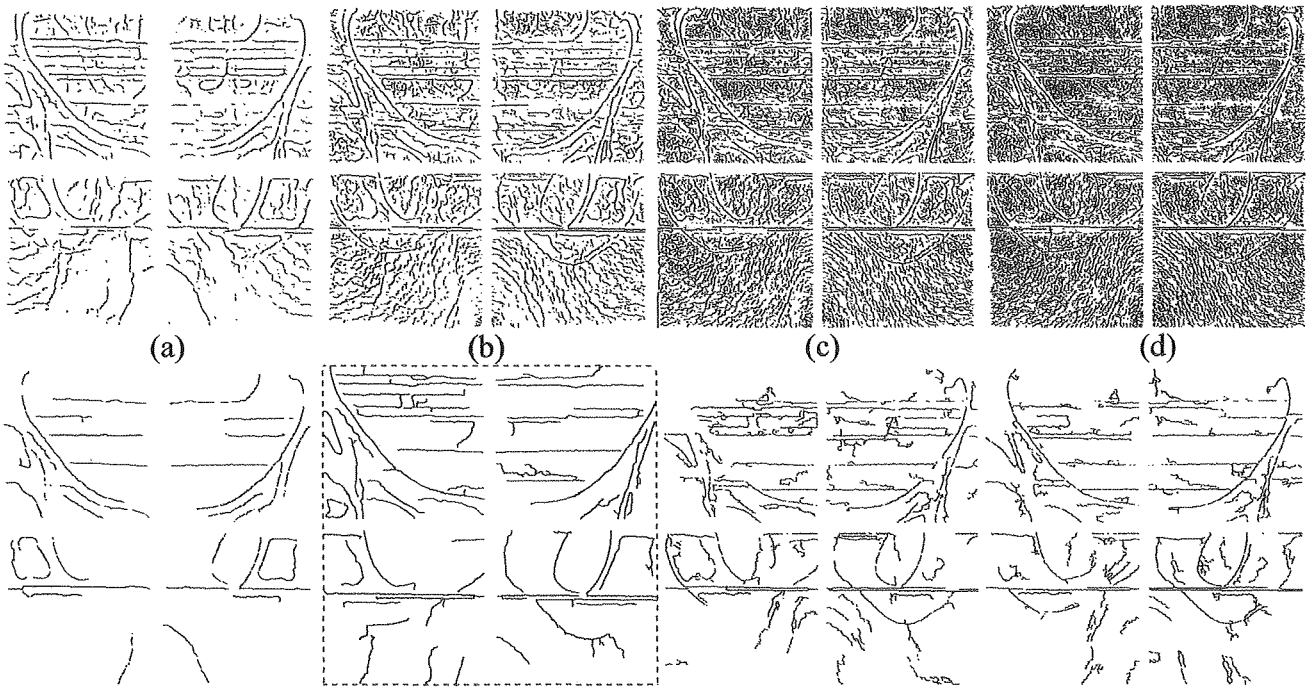


Figure V 12 ***Segmentation bas niveau de la radiographie de simulation du fantôme à la résolution normale. (a) α=0.3, (b) α=0.5,(c) α=0.8, (d) α=1.***
En haut : avant extraction des segments. En bas : après extraction des segments.

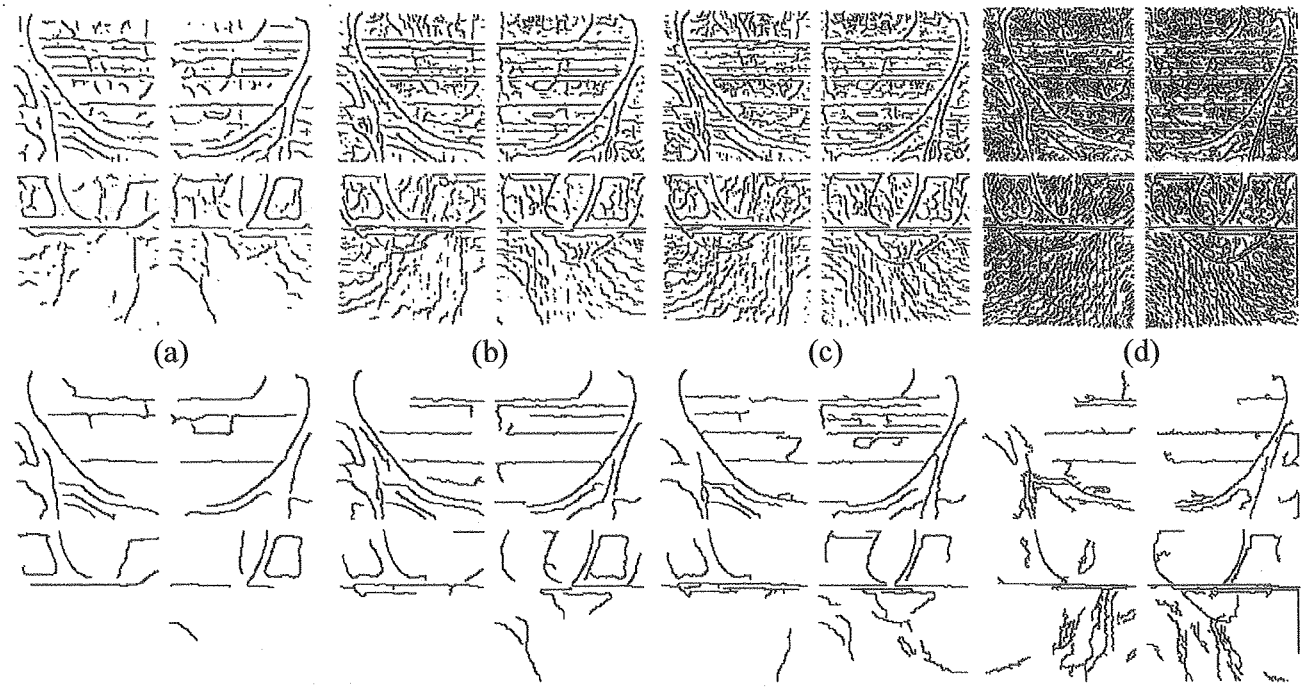


Figure V 13 : ***Segmentation bas niveau de la radiographie de simulation du fantôme sous-échantillonnée. (a) α=0.5, (b) α=0.8, (c) α=1, (d) α=2.***
En haut : avant extraction des segments. En bas : après extraction des segments.

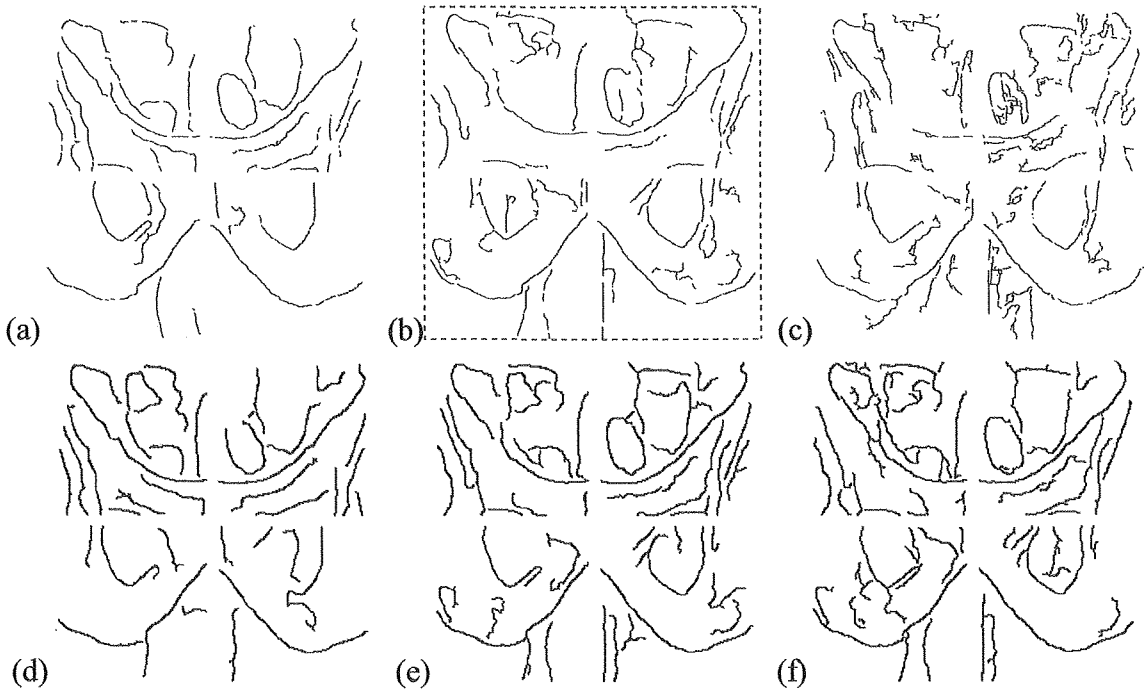


Figure V 14 : ***Segmentation bas niveau de la radiographie du patient à résolution normale. (a) α=0.3, (b) α=0.5, (c) α=0.8. Segmentation bas niveau de la radiographie du patient sous-échantillonnée. (d) α=0.5, (e) α=0.8, (f) α=1.***

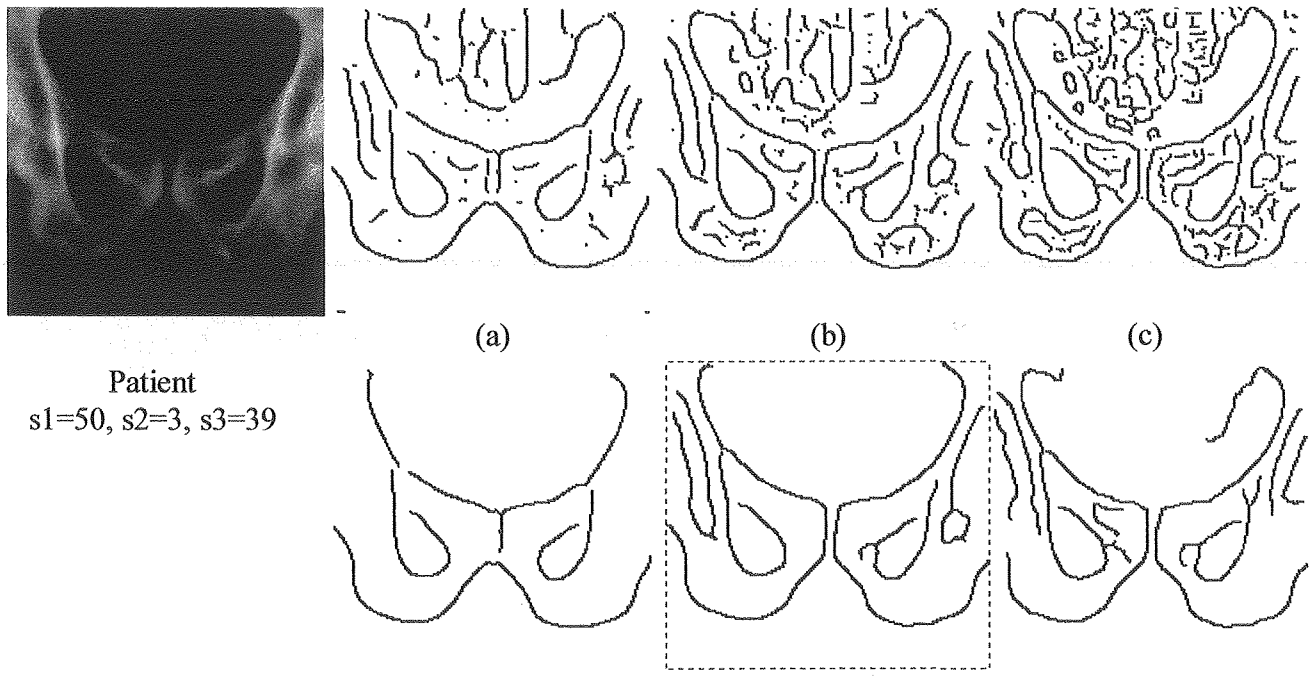


Figure V 15 : ***Segmentation bas niveau d'une DRR à la résolution normale. (a) α=0.3, (b) α=0.5, (c) α=0.8. En haut : avant extraction des segments. En bas : après extraction des segments.***

V.4.2 Recalage d'un modèle déformable – segmentation haut niveau (top-down)

Cette étape de la segmentation va permettre de rechercher dans l'image de référence les formes des structures choisies pour le recalage. Les différentes formes génériques vont être déformées par une transformation paramétrique et recalées par la minimisation d'une fonction coût sur les contours osseux étudiés [86] avec une approche multirésolution à deux niveaux. La méthode a été validée sur une forme simple puis appliquée aux images de référence.

V.4.2.1 Transformation paramétrique

Les transformations subies par l'image sont des translations en x et y, des changements d'échelle en x et y, une rotation, ainsi que des déformations locales définies par une fonction paramétrée.

La fonction de déformation locale [86] agit par torsions, étirements et rétrécissements locaux des contours du modèle (Figure V 16). Elle est continue, bijective, préserve les connexions (transformation homéomorphique) et résulte en un vecteur déplacement 2D pour chaque point de l'image (a,b), noté $D(a,b)$. Les coordonnées des points du modèle doivent appartenir à l'intervalle [0,1] afin de pouvoir considérer l'image comme un carré unité. Soit (a',b') les coordonnées du point (a,b) après transformation

$$(a',b') = (a,b) + \left(D^x(a,b), D^y(a,b)\right) \qquad \text{(V - 1)}$$

où $D^x(a,b)$ et $D^y(a,b)$ sont les composantes en x et en y du déplacement $D(a,b)$. De même, dans la suite, nous utilisons x et y en exposant pour définir les composantes en x et en y des divers vecteurs.

Les composantes du vecteur déplacement sont continues et doivent satisfaire aux conditions de bord suivantes :

$$D^x(0,b) = D^x(1,b) = D^y(a,0) = D^y(a,1) = 0 \qquad \text{(V - 2)}$$

Il est assez classique de considérer le déplacement en chaque point de la grille formant l'image comme un champ aléatoire de vecteurs bidimensionnels. Le choix de la fonction de covariance détermine le degré de régularité de la transformation.

Il est important de souligner qu'un champ aléatoire, choisi gaussien, est une variable aléatoire de dimension infinie, en conséquence, il peut être simulé par une approximation en dimension finie. Si les vecteurs propres et les valeurs propres de la fonction de covariance sont connues, une approximation du champ peut être obtenue par un développement de Karhunen-Loeve selon les valeurs propres les plus grandes.

Dans [5], il est proposé de choisir un noyau de covariance de type opérateur différentiel et plus particulièrement, de choisir le noyau inverse des fonctions de Green. Dans ce cas particulier, et compte tenu des conditions aux limites, les vecteurs propres sont connus et constituent une base orthonormale de L^2.

$$\begin{cases} e^x_{mn}(a,b) = \left(2\sin(\pi na)\cos(\pi mb), 0\right) \\ e^y_{mn}(a,b) = \left(0, 2\cos(\pi ma)\sin(\pi nb)\right) \end{cases} \qquad \text{(V - 3)}$$

où m et n sont des entiers correspondant à l'ordre de la transformation. M et N sont les valeurs maximales de m et n, plus M et N sont élevés, plus la déformation est complexe (Figure V 16).

Le champ des déplacements est déterminé par l'ensemble des projections ξ du vecteur de déplacement sur la base orthogonale. Le paramètre ξ représente l'ensemble des paramètres de la déformation.

$$\underline{\xi} = \left\{\left(\xi_{mn}^{x}, \xi_{mn}^{y}\right), m, m = 1,2,\ldots\right\} \quad \text{(V - 4)}$$

$$D_{\underline{\xi}}(a,b) = \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N} \frac{\xi_{mn}^{x} \cdot e_{mn}^{x} + \xi_{mn}^{y} \cdot e_{mn}^{y}}{\lambda_{mn}} \quad \text{(V - 5)}$$

Où $\lambda_{mn}=\alpha\pi^2(n^2+m^2)$ sont des constantes de normalisation correspondant aux valeurs propres.

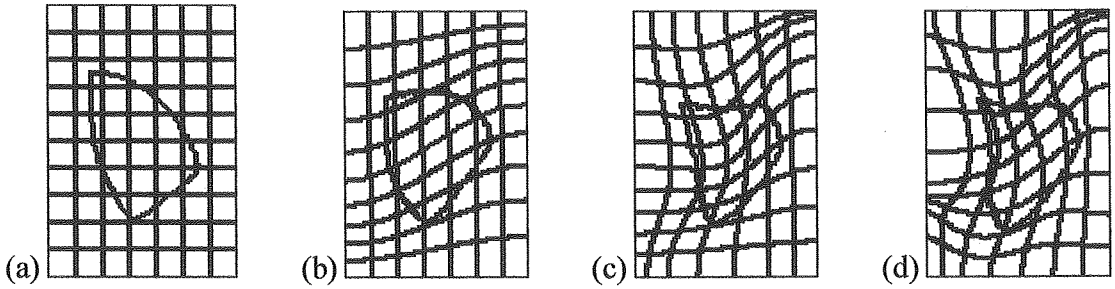


Figure V 16 : ***Exemple de déformation : (a) sans déformation, (b) d'ordre 1 (M=N=1), (c) d'ordre 2 (M=N=2), (d) d'ordre 3 (M=N=3).***

La transformation paramétrique globale est réalisée en effectuant une rotation de l'image d'un angle θ, puis une déformation locale avec l'ensemble des paramètres ξ, puis les changements d'échelle (s^x,s^y), et enfin les translations (d^x,d^y). L'image résultante est obtenue par interpolation bilinéaire[1].

$$(a',b') = (s^x,s^y)\cdot\left[(a,b) + D_{\underline{\xi}}\left(R_\theta(a,b)\right)\right] + (d^x,d^y) \quad \text{(V - 6)}$$

V.4.2.2 Fonction coût et paramètres

Une des approches possibles, souvent conseillée dans la littérature, est l'utilisation d'une approche bayesienne pour la définition de la fonction coût [86]. Cette méthode s'est révélée performante pour notre application. Nous souhaitons maximiser la densité de probabilité a posteriori du modèle déformé T, c'est-à-dire la densité de probabilité d'avoir une certaine valeur des paramètres correspondant à l'image I observée $P\left(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}\middle|I\right)$. La règle de Bayes nous donne

$$P\left(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}\middle|I\right) = \frac{P\left(I\middle|\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}\right)\cdot P\left(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}\right)}{P(I)} \quad \text{(V - 7)}$$

V.4.2.2.1 Distribution a priori

La distribution a priori est la densité de probabilité d'avoir des valeurs données des paramètres. En d'autres termes, elle représente la probabilité d'obtenir une forme particulière du modèle déformé. Nous considérons que tous les paramètres sont indépendants, nous pouvons donc écrire

$$P\left(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}\right) = P\left(\underline{s}\right)\cdot P\left(\theta\right)\cdot P\left(\underline{\xi}\right)\cdot P\left(\underline{d}\right) \quad \text{(V - 8)}$$

Plus les valeurs des paramètres ξ_{mn} sont grandes, plus la déformation est importante. Par conséquent le modèle déformé ne ressemble plus au modèle général au-delà de certaines valeurs des ξ_{mn}. Les petites déformations doivent être privilégiées par rapport aux grandes. Une densité de probabilité est donc introduite pour les paramètres ξ_{mn} définis comme tous indépendants et ayant une distribution gaussienne de moyenne 0 et de variance σ^2 [86]. La variance caractérise les déformations admissibles. Elle est choisie de façon à permettre plus ou moins de déformation.

[1] Méthode décrite dans le Chapitre IV.2.2.

$$P(\underline{\xi}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{MN}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\left(\xi_{mn}^{x\,2} + \xi_{mn}^{y\,2}\right)\right] \quad \text{(V - 9)}$$

Considérant maintenant que toutes les transformations aient la même densité de probabilité, nous avons

$$P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}) = P(\underline{\xi}) \cdot P(\underline{\xi}) \cdot P(\underline{\xi}) \cdot P(\underline{\xi}) = K \cdot \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{MN}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}\left(\xi_{mn}^{x\,2} + \xi_{mn}^{y\,2}\right)\right] \quad \text{(V - 10)}$$

où K est une constante de normalisation.

En somme, un modèle déformé ayant une apparence similaire au modèle de base est favorisé quelles que soient sa taille, son orientation et sa position.

V.4.2.2.2 Vraisemblance

La vraisemblance spécifie la probabilité d'observer la forme recherchée ayant un modèle déformé à une position, une rotation et une échelle spécifique. C'est une mesure de la similarité entre le modèle déformé et l'objet présent dans l'image. Cette mesure est réalisée à l'aide d'information telles que la localisation et la direction des contours [86] ainsi que les variations des niveaux de gris aux environs des transitions dans l'image étudiée.

Les contours sont extraits par la segmentation bas niveau décrite dans la section précédente (Chapitre V.4.1). Les points du modèle déformé sont alignés sur ces contours en tenant compte de leur orientation. Des changements d'échelle et des étirements importants pouvant avoir lieu, les niveaux de gris obtenus après l'interpolation bilinéaire des points transformés ne sont pas représentatifs de l'appartenance des points au contour. Il est donc préférable de binariser l'image déformée, c'est-à-dire que tous les points du modèle interviennent de manière identique dans le calcul de la fonction coût. L'énergie liant la position des contours et la direction du gradient est définie par la fonction $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)$

$$E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) = \frac{1}{np}\sum_{(a,b)\in forme}\left\{1 - \underbrace{\exp\left[-\rho\sqrt{\delta_x^2+\delta_y^2}\right]}_{\text{terme 1}} \cdot \underbrace{\left|\cos(\beta(a,b))\right|}_{\text{terme 2}}\right\} \quad \text{(V - 11)}$$

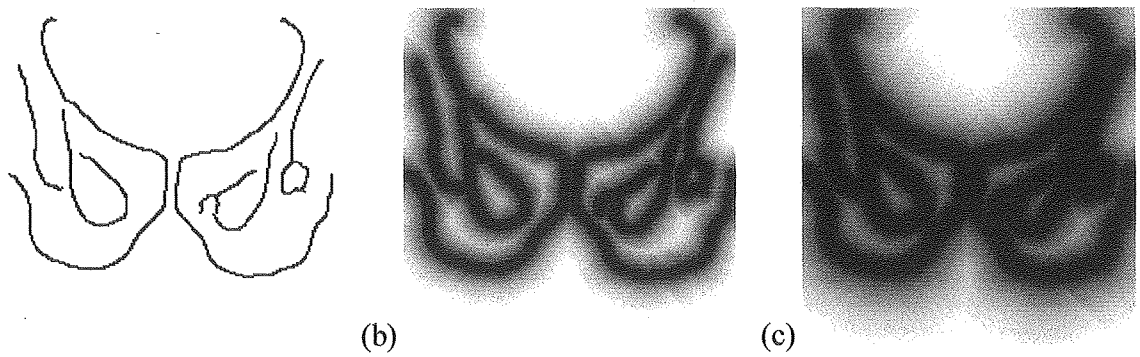
Le terme 1 désigne un potentiel de contour créé à partir de la distance séparant les deux formes comparées. Les distances en x et en y de chaque point du modèle au point de contour le plus proche dans l'image sont notées δ_x et δ_y. Le potentiel est donné par l'exponentiel des valeurs négatives des distances de façon a obtenir des valeurs entre 0 et 1. Les distances sont de surcroît affectées d'un facteur de lissage ρ contrôlant la régularité du potentiel. A une faible valeur de ρ est associé un potentiel aux transitions atténuées, c'est-à-dire que la distance entre les objets recalés revêt moins d'importance dans les calculs (Figure V 17). Le terme 2 permet la prise en compte de la direction du gradient. Dans [86], Jain définit $\beta(a,b)$ comme l'angle entre la tangente du point le plus proche dans l'image et la tangente au point courant dans le modèle. Afin de palier aux erreurs importantes dues à des morceaux de segment manquant après la segmentation bas niveau, nous avons choisi de définir $\beta(a,b)$ comme l'angle entre les tangentes au point courant dans le modèle et au point correspondant dans l'image. En effet, dans le cas de segments manquants, le point de contour le plus proche n'appartient pas forcément à la forme recherchée. La constante 1 a été ajoutée afin de maintenir l'énergie positive et dans l'intervalle [0,1] nécessaire à la définition des probabilités. Enfin, np est le nombre de pixels délimitant la forme dans le modèle (pixels noirs).

Nous avons modifié la définition de l'énergie en introduisant des informations supplémentaires concernant les niveaux de gris de part et d'autre des transitions dans la direction du gradient (V - 13). Nous savons que les passages d'une partie osseuse aux tissus mous se traduisent par une variation des niveaux de gris de clairs à foncés, et inversement. Nous avons modélisé ces transitions de niveaux de

gris par une fonction var1 pour le modèle, et var2 pour l'image, pouvant prendre les valeurs 0, 1 ou 2 comme présenté Figure V 18 selon les signes des gradients horizontaux et verticaux autour du point considéré. Nous avons introduit la fonction $V(a,b)$ représentant la différence de variation entre le modèle var1 et l'image var2 au point courant (V - 12), comme pour $\beta(a,b)$. $V(a,b)$ permet de minimiser l'effet des segments n'appartenant pas aux structures recherchées.

$$V(a,b) = \mathrm{var1}(a,b) - \mathrm{var2}(a,b) \qquad \text{(V - 12)}$$

$$E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) = \frac{1}{np}\sum_{(a,b)\in forme}\left\{1-\exp\left[-\rho\sqrt{(\delta_x^2+\delta_y^2)}\right]\cdot\left|\cos(\beta(a,b))\right|\cdot V(a,b)\right\} \qquad \text{(V - 13)}$$



(a) (b) (c)

Figure V 17 : ***Variation du potentiel de contour selon ρ : (a) Contours, (b) ρ=0.1 et (c) ρ=0.05.***

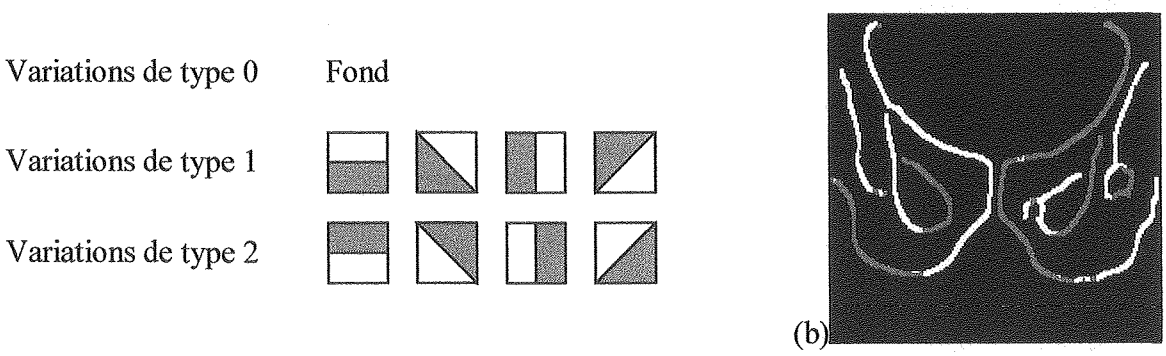


Figure V 18 : ***(a) Types de variation. (b) Variation des niveaux de gris au niveau des transitions.***

Plus l'énergie est faible, plus le modèle déformé est proche de la figure recherchée. Cette énergie permet de définir la vraisemblance [86]

$$P(I|\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}) = \alpha\exp\left[-E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)\right] \qquad \text{(V - 14)}$$

où α est une constante de normalisation assurant que l'intégrale de (V - 14) est égale à 1.

Le maximum de vraisemblance est atteint quand l'énergie est égale à 0. Jain précise que α n'est pas nécessairement indépendant du modèle déformé, du fait de ces variations de taille. Cependant, comme le calcul exact de α n'est pas possible, la variation de taille est incorporée directement dans le calcul de l'énergie par sa normalisation par rapport au nombre de points appartenant au contour déformé.

V.4.2.2.3 Fonction coût

La combinaison de la distribution a priori et de la vraisemblance donne [86]

$$P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}|I) = C\exp\left[-E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) - \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\frac{1}{2\sigma^2}\left(\xi_{mn}^{x\,2}+\xi_{mn}^{y\,2}\right)\right] \qquad \text{(V - 15)}$$

$$\log P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d}|I) = \log C - E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) - \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\frac{1}{2\sigma^2}\left(\xi_{mn}^{x\,2} + \xi_{mn}^{y\,2}\right) \qquad \text{(V - 16)}$$

C est une constante de normalisation.

Notre objectif est de maximiser la densité de probabilité a posteriori, ou de façon équivalente, de minimiser la fonction coût FC suivante par rapport aux paramètres $\underline{s}$, θ, $\underline{\xi}$, et $\underline{d}$

$$FC(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) = E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I) + \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\frac{1}{2\sigma^2}\left(\xi_{mn}^{x\,2} + \xi_{mn}^{y\,2}\right) \qquad \text{(V - 17)}$$

FC comprend quatre facteurs M, N, ρ et σ qu'il convient d'initialiser. La complexité des déformations est définie par M et N. La valeur de ρ détermine l'importance donnée à la distance entre les deux contours. Le facteur σ permet de contrôler la rigidité du modèle en autorisant des déformations plus ou moins importantes. Le nombre de paramètres à estimer est $(5+2M\cdot N)$.

V.4.2.3 Optimisation – algorithme génétique

La fonction qu'il nous faut minimiser est non-linéaire, non-convexe, non-dérivable et multimodale. La minimisation de cette fonction ne peut s'effectuer analytiquement ou par des méthodes comme le simplexe ou Powell. Les algorithmes génétiques [123] étant totalement stochastiques, nous pensons qu'ils sont particulièrement bien adaptés à ce type de problème.

L'algorithme génétique maintient et manipule une population d'individus, c'est-à-dire de solutions, à travers la simulation de l'évolution des solutions les meilleures. En général, les meilleures solutions d'une population tendent à se reproduire et survivre durant les générations suivantes. Cependant, des solutions inférieures peuvent survivre et aussi se reproduire. L'algorithme génétique explore itérativement l'espace des paramètres et exploite les régions prometteuses à l'aide de mutations, croisements et opérations de sélection appliqués aux individus d'une population.

L'algorithme débute par le choix de la population initiale (N individus). Dans notre cas elle est générée aléatoirement dans l'espace des solutions possibles. Nous avons simplement ajouté la solution relative à aucune transformation $\underline{s}$=(1,1), θ=0 ,$\underline{\xi}$=(0,0),et $\underline{d}$=(0,0). Ensuite, une fonction de sélection choisit les individus qui vont se reproduire dans les générations successives. Des opérateurs génétiques quant à eux créent les nouvelles solutions à partir des individus pour chaque génération. L'algorithme se déroule ainsi de génération en génération jusqu'à ce que le critère de fin soit atteint.

V.4.2.3.1 Fonction de sélection

Nous avons testé les deux fonctions de sélection [123] réputées les plus performantes afin de déterminer la plus fiable : Classement Géométrique Normalisé (CGN) ou normalized geometric ranking et Sélection par Tournoi (ST) ou tournament selection. Ces fonctions classent les solutions en un ensemble partiellement ordonné.

La première attribue la probabilité P_i d'être sélectionné aux N différents individus de la population.

$$P(\text{Sélection du i}^{\text{ème}}\text{ individu}) = \frac{q}{1-(1-q)^N}(1-q)^{r-1} \qquad \text{(V - 18)}$$

Avec :
q : la probabilité de sélectionner le meilleur individu
r : le rang de l'individu dans le classement.

La sélection par tournoi n'assigne pas de probabilité aux individus. Elle choisit aléatoirement j individus et insère le meilleur dans la nouvelle population. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que les N individus aient été sélectionnés.

V.4.2.3.2 Opérateurs génétiques

Les opérateurs génétiques sont les mutations et les croisements [123]. Les mutations modifient un individu pour produire une nouvelle solution tandis que les croisements utilisent deux individus pour créer deux nouvelles solutions. Une mutation et un croisement sont choisis aléatoirement pour chaque individu lors de chaque génération.

Soient les individus parents $\vec{X}$ et $\vec{Y}$ représentant les solutions qui sont les vecteurs paramètres, les nouveaux individus $\vec{X}'$ et $\vec{Y}'$, a_i et b_i les limites inférieures et supérieures de la variable i de l'individu i∈[1,m] où m est le nombre de paramètres, et $U(u_1,u_2)$ un nombre aléatoire tiré au hasard selon une loi uniforme dans l'intervalle $[u_1,u_2]$ défini lors des calculs. En général $[u_1\ u_2]$ est égal à [0 1].

Mutations :
La mutation uniforme change une variable j du parent, choisie aléatoirement, en se basant sur une distribution de probabilité uniforme.

$$x_i' = \begin{cases} U(a_i,b_i) & \text{si } i = j \\ x_i & \text{sinon} \end{cases} \qquad \text{(V - 19)}$$

La mutation des limites sélectionne aléatoirement une variable j et la fixe à la valeur d'une de ses limites.

$$x_i' = \begin{cases} a_i & \text{si } i = j \text{ et } U(0,1) < 0.5 \\ b_i & \text{si } i = j \text{ et } U(0,1) \geq 0.5 \\ x_i & \text{sinon} \end{cases} \qquad \text{(V - 20)}$$

La mutation non-uniforme change une variable j du parent, choisie aléatoirement, en se basant sur une distribution de probabilité non-uniforme.

$$x_i' = \begin{cases} x_i + (b_i - x_i)\left[U_2(0,1)\left(1 - G/G_{\max}\right)\right]^b & \text{si } i = j \text{ et } U_1(0,1) < 0.5 \\ x_i - (x_i + a_i)\left[U_2(0,1)\left(1 - G/G_{\max}\right)\right]^b & \text{si } i = j \text{ et } U_1(0,1) \geq 0.5 \\ x_i & \text{sinon} \end{cases} \qquad \text{(V - 21)}$$

Avec :
G *et* G_{max}: la génération courante et le nombre maximum de génération
b : un paramètre de forme

La mutation non-uniforme multiple applique la mutation non-uniforme à toutes les variables de l'individu parent.

Croisements :
Le croisement simple génère deux nouveaux individus en croisant les variables des parents dont les indices sont supérieurs à un nombre aléatoire appartenant à l'intervalle [1,m].

$$\begin{aligned} x_i' &= \begin{cases} x_i & \text{si } i < U(1,m) \\ y_i & \text{sinon} \end{cases} \\ y_i' &= \begin{cases} y_i & \text{si } i < U(1,m) \\ x_i & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \qquad \text{(V - 22)}$$

Le croisement arithmétique crée les nouveaux individus par combinaison linéaire des parents.

$$\begin{aligned}\vec{X}' &= U(0,1)\vec{X} + (1-U(0,1))\vec{Y} \\ \vec{Y}' &= U(0,1)\vec{Y} + (1-U(0,1))\vec{X}\end{aligned} \qquad \text{(V - 23)}$$

Le croisement heuristique effectue une extrapolation linéaire à partir des parents. C'est le seul opérateur utilisant la valeur de la fonction coût. Les nouveaux individus sont crées à l'aide de (V - 24) sachant que $\vec{X}$ est une meilleure solution que $\vec{Y}$. Si les variables de $\vec{X}'$ se situent dans leurs limites respectives cette nouvelle solution est conservée, sinon le processus est répété afin d'obtenir une solution valide. Si au bout d'un certain nombre d'itérations t aucune solution n'est trouvée, alors les nouvelles solutions sont données égales aux parents.

$$\begin{aligned}\vec{X}' &= \vec{X} + U(0,1)\cdot(\vec{X} - \vec{Y}) \\ \vec{Y}' &= \vec{X}\end{aligned} \qquad \text{(V - 24)}$$

$$\text{Faisabilité} = \begin{cases} 1 & \text{si } x'_{xi} \geq a_i \text{ et } x'_{xi} \leq b_i \ \forall i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \qquad \text{(V - 25)}$$

V.4.2.3.3 Terminaison

L'algorithme génétique sélectionne et reproduit les parents de génération en génération jusqu'à ce qu'un des critères de terminaison soit atteint. Le premier critère est le nombre maximal de génération. Le second critère est la convergence des solutions et de la population.

V.4.2.3.4 Paramètres de l'algorithme génétique

Comme pour la fonction coût, les paramètres de l'algorithme génétique (fonction de sélection et opérateurs génétiques) doivent être initialisés. Le Tableau V 1 donne les valeurs de ces paramètres préconisés par [123]. Le nombre de générations maximum sera déterminé par les expériences.

Type de fonction	Fonction	Valeur des paramètres
Fonction de sélection	Classement géométrique normalisé	q=0.08
	Sélection par tournoi	$j=G_{max}/10$
Fonction de mutation	Uniforme	
	Limites	
	Non-uniforme	G_{max} = expérimental, b=3
	Non-uniforme multiple	G_{max} = expérimental, b=3
Fonction de croisement	Simple	
	Arithmétique	
	Heuristique	t=3

Tableau V 1 : ***Valeur des paramètres de l'algorithme génétique.***

V.4.2.4 Approche multirésolution

Nous avons employé une approche multirésolution à deux étapes, de grossier à fin, pour accélérer le processus d'optimisation. La première étape est réalisée sur les images sous échantillonnées à l'aide d'une interpolation et d'un reéchantillonnage. La taille des images est divisée par trois au cours de cette étape qui consiste en une estimation grossière des paramètres. La solution trouvée est ensuite introduite comme solution initiale dans la seconde étape. La multirésolution favorise la diminution de l'attraction des minima locaux et augmente la précision du recalage car les intervalles de variation des paramètres peuvent être réduits. Il est intéressant de noter que, mise à part les translations, les paramètres ne dépendent pas de la résolution des images.

V.4.2.5 Méthode appliquée à une forme simple - Tests de validation

Avant d'appliquer le recalage de modèles déformables aux images de radiothérapie, nous avons testé les performances de la méthode ainsi que l'influence de la fonction de sélection et des paramètres de réglage sur les résultats. Pour cela, nous avons choisi une figure simple telle que le cercle.

Les facteurs M et N sont fixés à 3 pour préserver la régularité du modèle déformé, tout en permettant des déformations complexes. Le nombre de paramètres à optimiser est donc de 23.

L'algorithme génétique requiert la connaissance des bornes de ces différents paramètres. Il faut donc déterminer les intervalles de variation de ξ, θ, (s^x,s^y) et (d^x,d^y). La Figure V 19 montre des déformations possibles du modèle cercle (Figure V 20 a) selon l'intervalle des valeurs de ξ. Les images ont été obtenues au moyen de l'initialisation aléatoire de la population de l'algorithme génétique. L'intervalle [-3 3] offre un compromis entre des déformations trop rigides et la génération de formes trop éloignées du modèle. Le paramètre de rotation θ évolue entre $-\pi$ et π pour décrire toutes les directions. Les changements d'échelle sont compris dans l'intervalle [0.5 1.5]. Enfin, les translations dépendant de la taille de l'image et de celle du modèle, nous avons fixé leurs limites à ±10 pixels pour la série de tests qui suit.

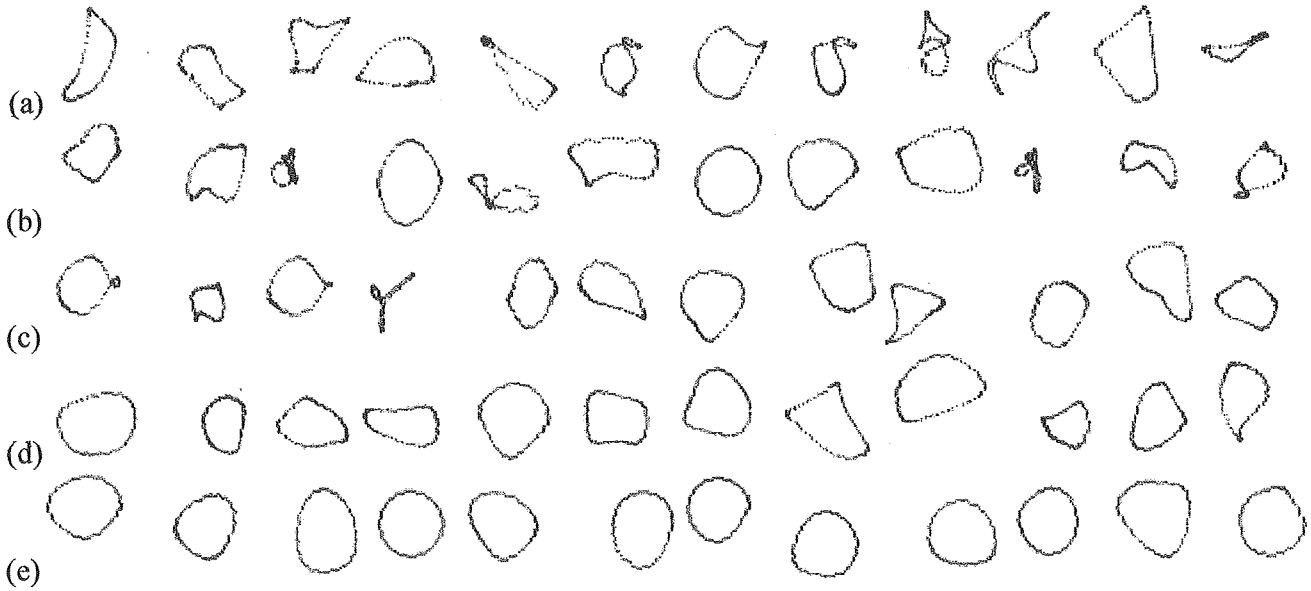


Figure V 19 : ***Déformation du modèle cercle : $\xi \in$ (a) [-5 5], (b) [-4 4], (c) [-3 3], (d) [-2 2], (e) [-1 1].***

Dans le but d'éprouver les limites de l'algorithme, le recalage du modèle déformable cercle (Figure V 20 a) a été effectué sur deux images de complexité et d'importance de la déformation différentes (Figure V 20 b, c).



Figure V 20 : ***Le modèle cercle(a) et les images tests (b) et (c).***



La première image représente une ellipse. La déformation du cercle est relativement importante, mais elle est peu complexe. La segmentation bas niveau avec l'opérateur de Deriche α=1 donne le résultat présenté Figure V 21 a.

Le Tableau V 2 rassemble la description et les résultats des tests dédiés à l'analyse de l'influence de la fonction de sélection, de la taille de la population, de ρ et de σ sur le recalage. L'ordre de grandeur de

la fonction coût dépendant de ρ, toutes les valeurs figurant dans ce tableau correspondent à ρ=0.1 pour faciliter la comparaison des résultats. Le nombre maximum d'itérations G_{max} est de 50 pour les deux étapes de la multirésolution. Au total, 100 itérations ont été effectuées. Ces tests permettent d'émettre des hypothèses qui devrons être confirmées, et de faire d'ores et déjà certains choix. Nous avons déduit de ces premiers résultats que la fonction de sélection par tournoi donne les résultats les plus stables et qu'une taille de population égale à 50 convient. En ce qui concerne ρ tous les résultats indiquent que sa valeur peut être fixée à 0.1. Enfin, il reste à définir la dépendance du paramètre de rigidité σ aux images étudiées. Dans le cas présent, $1/(2\sigma^2)$=0.1 est plus adapté à ST et $1/(2\sigma^2)$=0.01 à CGN.

Fonction de sélection	Taille population	ρ	$\frac{1}{2\sigma^2}$	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Figure V 21
CGN	50	0.1	0	0.2412 + 0	b – test 1
CGN	50	0.1	0.01	0.2562 + 0.0034	c – test 2
CGN	50	0.1	0.1	0.2443 + 0.0067	d – test 3
CGN	50	0.1	1	0.2674 + 0.0313	e – test 4
ST	50	0.1	0	0.4101 + 0	f – test 5
ST	50	0.1	0.01	0.2613 + 0.0047	g – test 6
ST	50	0.1	0.1	0.1902 + 0.0350	h – test 7
ST	50	0.1	1	0.4143 + 0.0177	i – test 8
CGN	50	0.05	0.01	0.3892 + 0.0054	j – test 9
CGN	50	0.05	0.1	0.4065 + 0.0257	k – test 10
ST	50	0.05	0.01	0.3195 + 0.0067	l – test 11
ST	50	0.05	0.1	0.3050 + 0.0174	m – test 12
CGN	50	0.15	0.01	0.3810 + 0.0029	n – test 13
CGN	50	0.15	0.1	0.3730 + 0.0465	o – test 14
ST	50	0.15	0.01	0.2502 + 0.0007	p – test 15
ST	50	0.15	0.1	0.2828 + 0.0052	q – test 16
CGN	100	0.1	0.01	0.1879 + 0.0003	r – test 17
CGN	100	0.1	0.1	0.3773 + 0.0459	s – test 18
ST	100	0.1	0.01	0.4363 + 0.0072	t – test 19
ST	100	0.1	0.1	0.2529 + 0.0101	u – test 20

Tableau V 2 : ***Résultats des tests effectués sur la première image avec le modèle cercle. CGN (classement géométrique normalisé), ST (sélection par tournoi) (FC initial : 0.6198)***

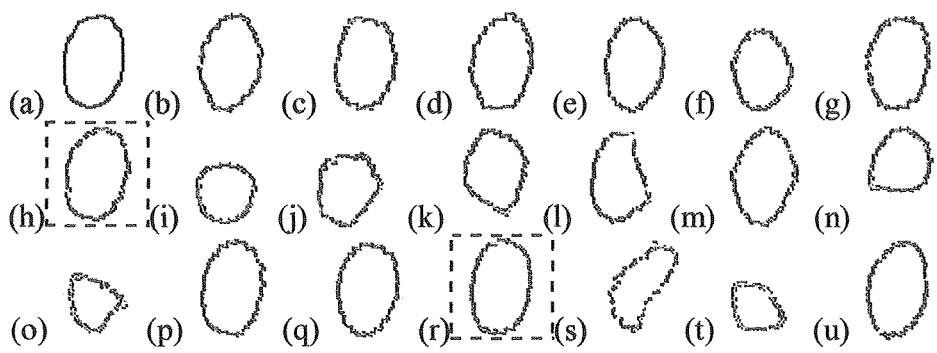


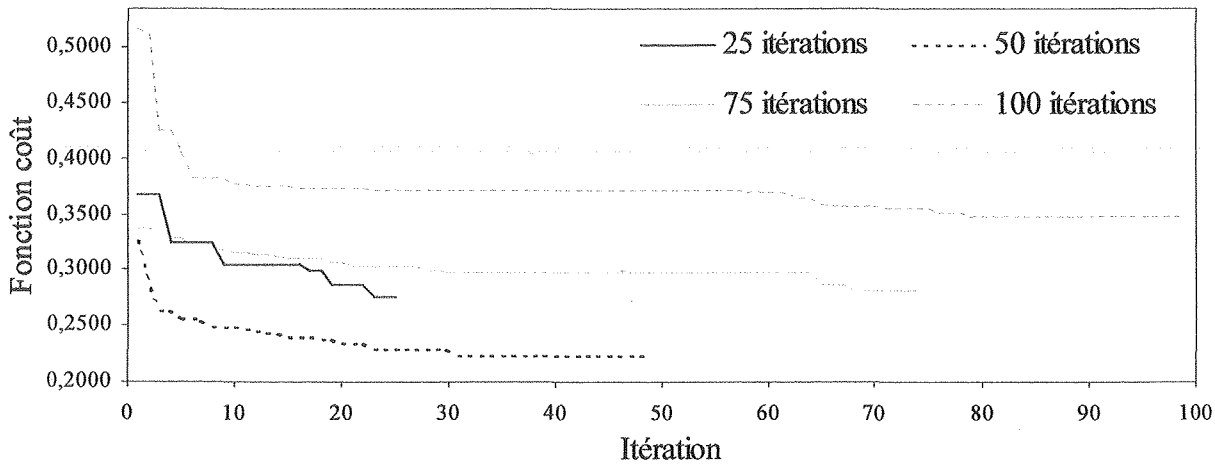
Figure V 21 : ***Résultats pour la première image : (a) segmentation bas niveau, (b) à (u) test 1 à test 20.***

Nous avons vérifié la reproductibilité des meilleurs recalages (Tableau V 3). Il en résulte que l'optimisation des paramètres n'est jamais identique, ce qui est évidant étant donné que les processus d'évolution sont aléatoires. En revanche, les solutions trouvées sont équivalentes dans le cas de la sélection par tournoi. Nous pouvons noter une relative stabilité des résultats, l'écart type des valeurs est de 0.0279. Avec le classement géométrique normalisé l'écart type est de 0.0949, il est fréquent que l'algorithme échoue totalement, il n'est donc pas très fiable.

Conditions 1 test 7	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Conditions 2 test 17	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$
	0.1902 + 0.0350		0.1879 + 0.0003
ST	0.2170 + 0.0148	CGN	0.4518 + 0.0041
Population=50	0.2441 + 0.0011	Population=100	0.3678 + 0.0054
ρ=0.1	0.2611 + 0.0052	ρ=0.1	0.2660 + 0.0006
$\frac{1}{2\sigma^2}$=0.1	0.2449 + 0.0132	$\frac{1}{2\sigma^2}$=0.01	0.1993 + 0.0007
	0.2373 + 0.0062		0.3469 + 0.0072
	0.1903 + 0.0098		0.2815 + 0.0023

Tableau V 3 : ***Reproductibilité des résultats sur la première image.***

La fonction de terminaison de l'algorithme génétique ne saurait être basée sur une valeur à atteindre de la fonction coût. Il faut étudier les critères de convergence des solutions selon le nombre d'itérations maximum pour déterminer G_{max}. L'évolution de la fonction coût est représentée sur le Graphe V 2 avec ST, une population de 50, ρ=0.1, $1/(2\sigma^2)$=0.1 et un nombre total d'itérations égal à 50, 100, 150 et 200, c'est-à-dire G_{max} est égal à 25, 50, 75 et 100. Il apparaît qu'après 50 itérations, les solutions varient très lentement. De plus, la valeur finale de la fonction coût s'avère être meilleure avec 50 itérations et ceci de façon reproductible. En effet, ce résultat est confirmé par d'autres tests sur d'autres images. Les différences observées sur la valeur résiduelle de la fonction coût pourrait être expliquées par la corrélation entre le nombre d'itérations et le nombre d'individus. G_{max} est donc fixé à 50.



Graphe V 2 : ***Variations de la fonction coût selon les itérations pour la résolution norme.***

Nous avons également simulé des erreurs de sous détection dans la segmentation (Figure V 22 a) et observé le comportement de l'algorithme dans ce cas. Nous retrouvons la forme de l'ellipse après le recalage. Il est donc possible de s'affranchir des manques dans la segmentation, s'ils ne sont pas trop importants. La meilleure performance est obtenue pour la fonction de sélection par tournoi avec $1/(2\sigma^2)$ égal à 0.01 (Tableau V 4 et Figure V 22).

Fonction de sélection	Taille population	ρ	$\frac{1}{2\sigma^2}$	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Figure V 22
ST	50	0.1	0.01	0.5129 + 0.0032	b – test 1
ST	50	0.1	0.1	0.5408 + 0.0152	c – test 2
CGN	50	0.1	0.01	0.5617 + 0.0051	d – test 3
CGN	50	0.1	0.1	0.6168 + 0.0064	e – test 4

Tableau V 4 : ***Simulation de manques dans la segmentation. (FC initial : 0.8321)***

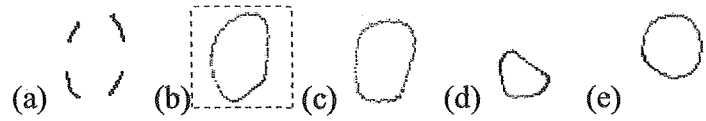


Figure V 22 : ***Simulation de manques dans la segmentation : (a) image étudiée, (b) à (e) test 1 à test 4.***

La seconde image présente de faibles déformations mais celles-ci sont complexes. La segmentation bas niveau est réalisée comme précédemment avec l'opérateur de Deriche α=1 (Figure V 23 a).

Le rôle de σ est plus perceptible pour cette image. Sur la Figure V 23 (b à f), il apparaît clairement que plus σ diminue plus le modèle devient rigide et perd sont adaptabilité. En revanche, si σ est trop petit les déformations sont incontrôlables. L'algorithme n'a pas pu retrouver la forme exacte, elle est trop éloigée du modèle. Les résultats correspondent à des maxima locaux et l'augmentation de ρ ne permet pas de les éviter (tests 6 à 9 et 14).

Fonction de sélection	Taille population	ρ	$\frac{1}{2\sigma^2}$	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Figure V 23
ST	50	0.1	0	0.3980 + 0	b – test 1
ST	50	0.1	0.01	0.3500 + 0.0069	c – test 2
ST	50	0.1	0.1	0.3340 + 0.0054	d – test 3
ST	50	0.1	1	0.2556 + 0.0681	e – test 4
ST	50	0.1	2	0.6075 + 0.0664	f – test 5
ST	50	0.15	0.1	0.3175 + 0.0441	g – test 6
ST	50	0.2	0.1	0.2797 + 0.0579	h – test 7
ST	50	0.3	0.1	0.3848 + 0.0374	i – test 8
ST	50	0.15	1	0.3596 + 0.0529	j – test 9
CGN	50	0.1	0	0.4306 + 0	k – test 10
CGN	50	0.1	0.01	0.2455 + 0.0065	l – test 11
CGN	50	0.1	0.1	0.2883 + 0.0467	m – test 12
CGN	50	0.1	1	0.3042 + 0.0462	l – test 13
CGN	50	0.15	0.01	0.3467 + 0.0053	n – test 14

Tableau V 5 : ***Résultats des tests effectués sur la 2ème image avec le modèle cercle. (FC initial : 0.7455)***

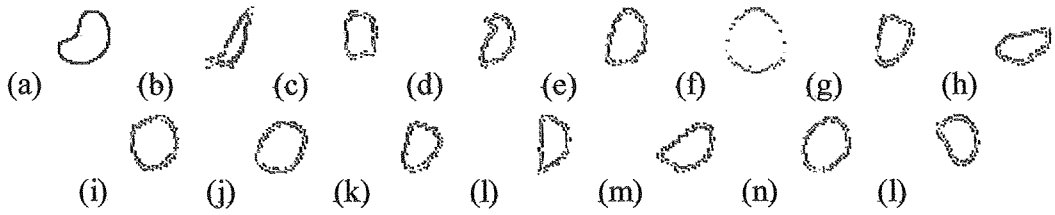


Figure V 23 : ***Résultats pour la seconde image : (a) segmentation bas niveau, (b) à (l) test 1 à test 14.***

V.4.2.6 Paramètres de segmentation haut niveau

Bien que l'aspect général du pelvis soit le même pour tous les patients, la forme des os peut n'en être pas moins très différente comme le montre nos deux images test Figure V 24. Des déformations importantes peuvent être nécessaires, c'est pourquoi nous avons choisi de faire varier ξ dans l'intervalle **[-3 3]**. Les intervalles de variation des paramètres θ, (s^x,s^y) et (d^x,d^y) sont respectivement **[-π π]**, **[0.5 1.5]** et **[-20 20]**. Les rotations peuvent être importantes pour permettre certaines déformations. Les facteurs M et N restent fixés à **3**, ce qui signifie que 23 paramètres sont à optimiser. Le **nombre total d'itération** est de **100** et la **taille de la population** de **50**.

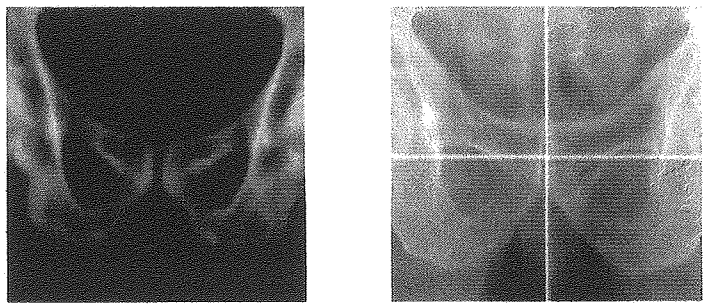


Figure V 24 : ***Exemple de différence de forme des structures osseuses entre deux patients.***

Nous avons expérimenté le recalage de modèle déformable sur les deux formes caractéristiques (Figure V 25 a et b) d'un pelvis de face pour une radiographie de simulation et une DRR. Les résultats sont donnés Tableau V 6, Tableau V 8, Figure V 26 et Figure V 27.

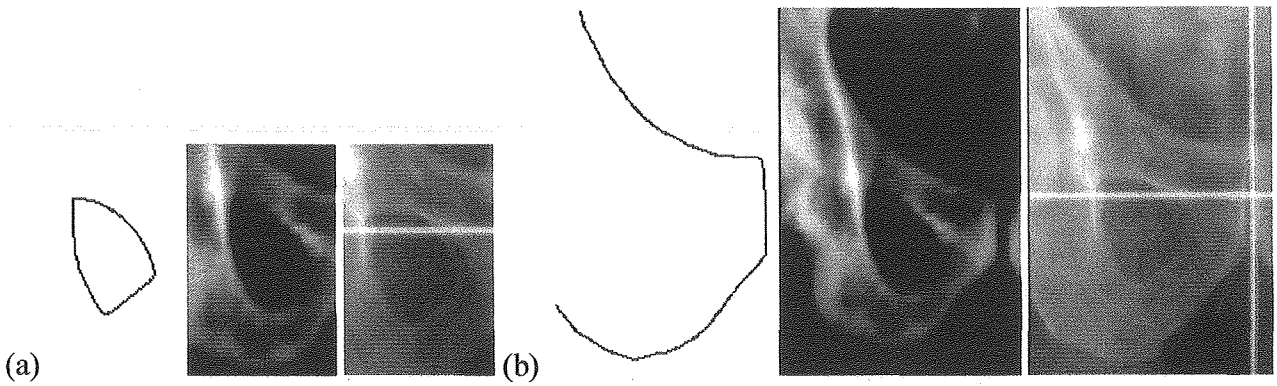


Figure V 25 : ***Modèle, DRR et radiographie (a) trou obturateur et (b) ischion + pubis.***

Il nous reste à déterminer la fonction de sélection et les valeurs de ρ et σ. Avec les tests de 1 à 4, nous avons confirmé le fait que la **fonction de sélection par tournoi** réalise une meilleure optimisation. Le test 5 indique que ρ doit effectivement être choisi égal à **0.1** comme l'ont montré les tests sur le cercle. Quant au choix de σ, il dépend de la forme. Pour la détection du trou obturateur nous avons choisi σ**=0.1**. Le test 3 effectué avec σ=0.01 donne une valeur de la fonction coût plus faible, mais le modèle est trop déformé. De plus, le résultat n'est pas vérifié par le test 8. Enfin, pour le modèle ischion + pubis σ**=0.01**.

Fonction de sélection	ρ	$\frac{1}{2\sigma^2}$	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Figure V 26
ST	0.1	0.1	0.2736 + 0.0044	a – test 1
CGN	0.1	0.1	0.2916 + 0.0051	b – test 2
ST	0.1	0.01	0.2626 + 0.0026	c – test 3
CGN	0.1	0.01	0.5822 + 0.0057	d – test 4
ST	0.15	0.01	0.4423 + 0.0015	e – test 5
ST	0.1	0.001	0.4415 + 0.0005	f – test 6
ST	0.1	0.1	0.3488 +0.0020	g – test 7
ST	0.1	0.01	0.3625 + 0.0005	h – test 8

Tableau V 6 : ***Initialisation de ρ et σ pour le modèle trou obturateur. (FC initial tests 1 à 6 : 0.7165). (FC initial test 7 et 8 : 0.6795).***

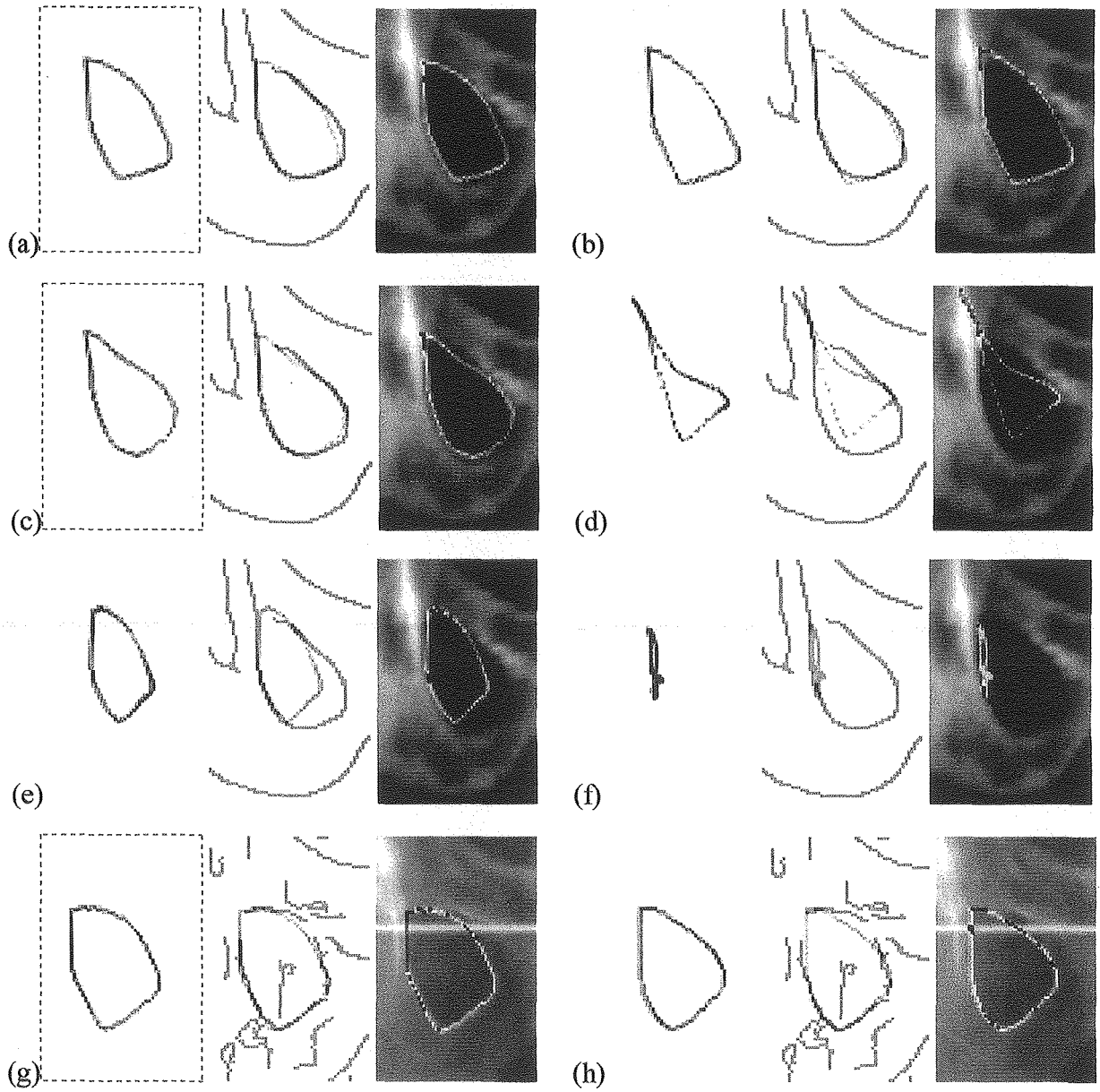


Figure V 26 : ***Modèle déformé du trou obturateur, modèle déformé superposé aux segments, modèle déformé superposé à l'image. (a) à (h) test 1 à test 8.***

Fonction de sélection	ρ	$\frac{1}{2\sigma^2}$	Fonction coût $E(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d},I)+\frac{1}{2\sigma^2}.P(\underline{s},\theta,\underline{\xi},\underline{d})$	Figure V 26
ST	0.1	0.1	0.3457 + 0.0180	a – test 9
ST	0.1	0.01	0.3364 + 0.0029	b – test 10
ST	0.1	0.001	0.5906 + 0.0007	c – test 11
ST	0.1	1	0.3126 + 0.0166	d – test 12
ST	0.1	0.01	0.3455 + 0.0021	e – test 13
ST	0.1	0.1	0.4112 + 0.0041	f – test 14

Tableau V 7 : ***Initialisation de ρ etσ pour le modèle ischion + pubis. (FC initial test 9 à 12 : 0.7165). (FC initial test 13 et 14 : 0.7094).***

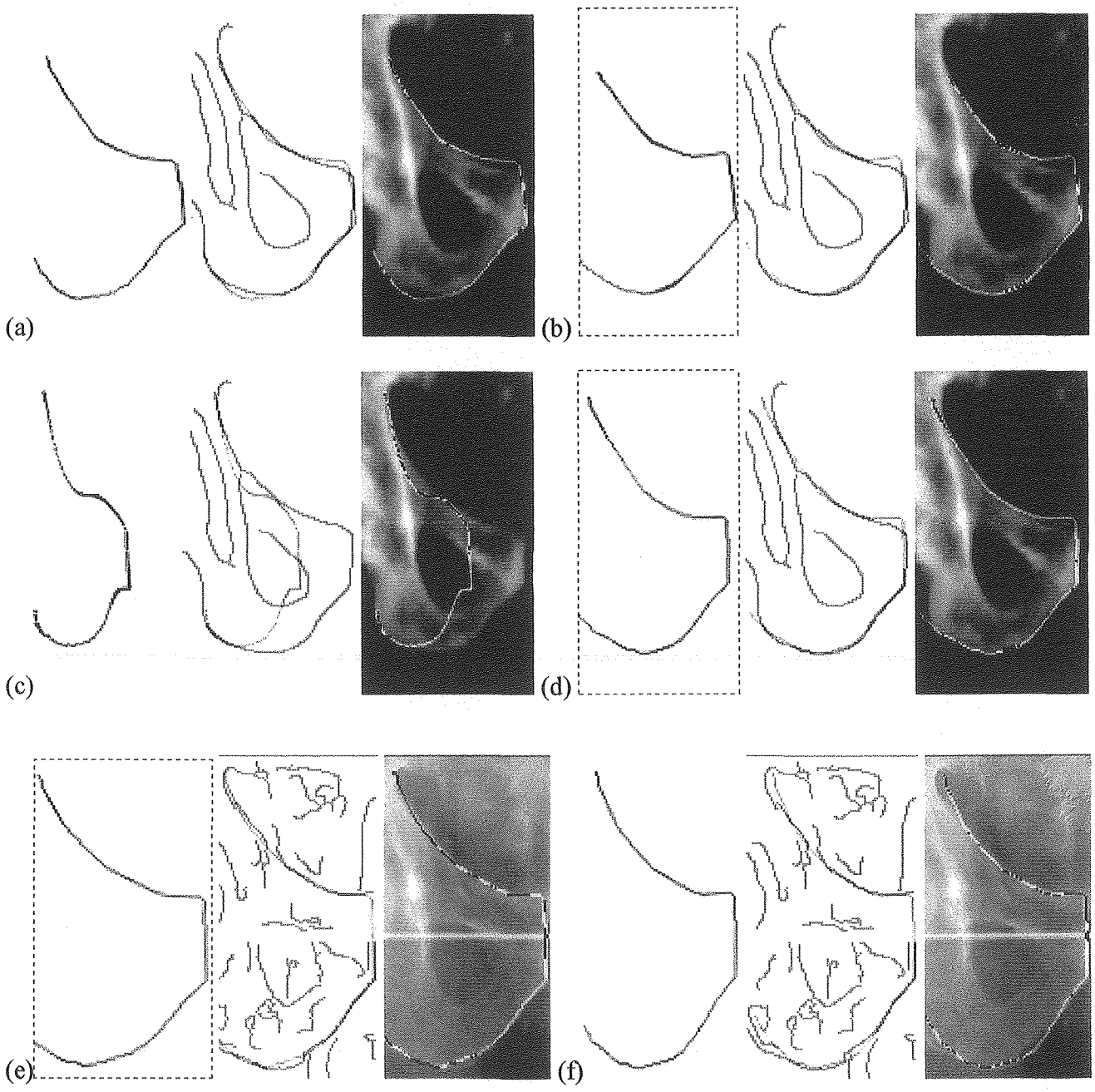


Figure V 27 : ***Modèle déformé ischion + pubis, modèle déformé superposé aux segments, modèle déformé superposé à l'image. (a) à (f) test 9 à test 14.***

Faute de temps, les autres modèles n'ont pas pu être étudiés avec précision. Cependant, la procédure présentée ci-dessus peut leur être appliquée de façon similaire.

V.4.3 Résultats de la segmentation des images de référence

Lors des traitements en radiothérapie conformationnelle de la prostate, les champs sont centrés au niveau de la symphyse pubienne. Nous considérons donc que nous connaissons la position des structures recherchées avec une bonne précision. D'autre part, pour cette étude nous avons choisi une taille de champ fixe égale à 15×15cm. De cette manière, nous nous assurons que la forme recherchée est contenue en entier dans l'image. Ces hypothèses ont été utilisées pour simplifier les expérimentations mais ne constituent pas une limite de la méthode. Il est tout à fait possible d'envisager la détection de structures incomplètes, dans une certaine mesure bien sûr, et dont nous ignorons la position dans l'image. L'inconvénient serait alors un temps de calcul beaucoup plus long.

Comme nous l'avons laissé entendre précédemment, seuls les modèles du pelvis de face ont été étudié pour le moment. La segmentation haut niveau n'a donc été appliquée qu'aux champs des faisceaux à 0° ou 180°. Pour la présentation des résultats, nous avons dissocié la segmentation bas niveau des images du fantôme de celle des images des patients. Cette distinction est importante, car les résultats sont différents.

V.4.3.1 Segmentation bas niveau

V.4.3.1.1 Fantôme

Des problèmes de segmentation proviennent de la structure en couche du fantôme et de la disparition de l'eau dans les os. Ceci se traduit par une perte d'information utile au niveau des ischions et des trous obturateurs, et l'apparition de nombreuses structures parasites (Figure V 28 a et c). Cette image est un très mauvais exemple car elle ne constitue pas une représentation fidèle de la réalité, mais le fantôme est indispensable à la validation de nos résultats. Nous considérons qu'il ne nous est pas possible de juger l'efficacité de l'algorithme de segmentation bas niveau sur l'image de simulation du fantôme.

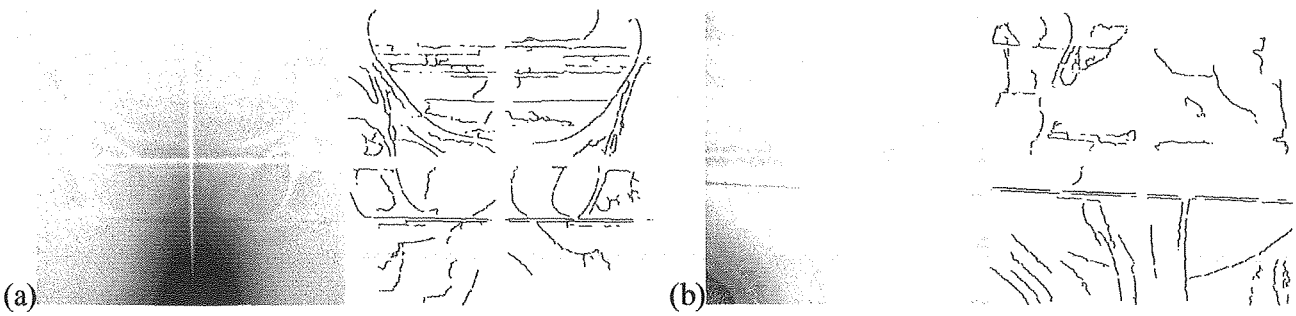


Figure V 28 : ***Segmentation bas niveau des clichés de simulation (a) postérieur et (b) latéral[1] du fantôme Rando.***

V.4.3.1.2 Patient

Les résultats des expérimentations menées sur les images de patients sont donnés pour les images tests Figure V 32 et Figure V 33 et pour les champs postérieurs des cinq patients (Figure V 30) de l'étude clinique Figure V 34 à Figure V 38. La segmentation bas niveau des champs des faisceaux obliques et latéraux est présentée en annexe C et trois exemples caractéristiques sont montrés Figure V 29.

Sur toutes les radiographies où les champs simulés étaient de 10×10 cm (Figure V 38), les marques de bords des champs altèrent le processus de segmentation. En effet, l'algorithme n'a pas été conçu pour

[1] Le contraste de l'image du champ latéral a été rehaussé pour le confort visuel.

prendre en compte ces marques et la raison en est qu'elle peuvent être placées en dehors de la région d'intérêt que nous avons fixée. Les paramètres sont réglés de manière à ne conserver que des segments supérieurs à une certaine taille et par conséquent, certaines parties des structures fragmentées sont rejetées. Dans ce cas la perte d'informations bien que malheureuse est normale.

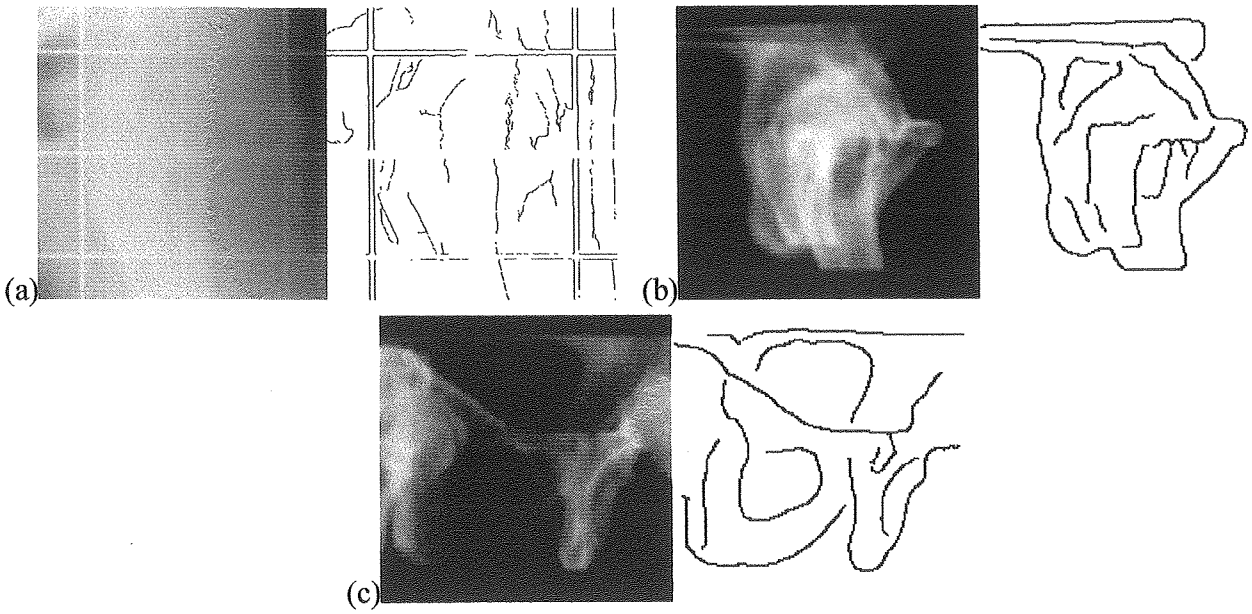


Figure V 29 : ***Exemples de segmentation bas niveau de champs latéraux et obliques (a) Radiographie à 90°. (b) DRR à 90°. (c) DRR à 135°.***

En revanche, tous les contours osseux qui nous intéressent sont extraits avec succès lorsqu'ils sont visibles. Pour les champs postérieurs ou antérieurs sur les films radiographiques, nous pouvons juger de l'efficacité de l'algorithme au niveau des trous obturateurs, ils sont détectés sur toutes les images malgré la proximité de la marque du réticule. Nous pouvons également noter une sur-détection des segments due à la variation de l'épaisseur des os et à la présence de tissus mous. Ceci résulte de notre choix des paramètres destinés à éviter une sous-détection. Enfin, la plupart du temps la symphyse pubienne est cachée sur les radiographies et ce problème ne peut être résolu qu'en employant les DRRs. Dans le cas des DRRs, hormis les occlusions provoquées par le produit de contraste (Figure V 34, Figure V 36, Figure V 37 et Figure V 38), la segmentation des DRRs donne de bons résultats avec très peu de sur-détection.

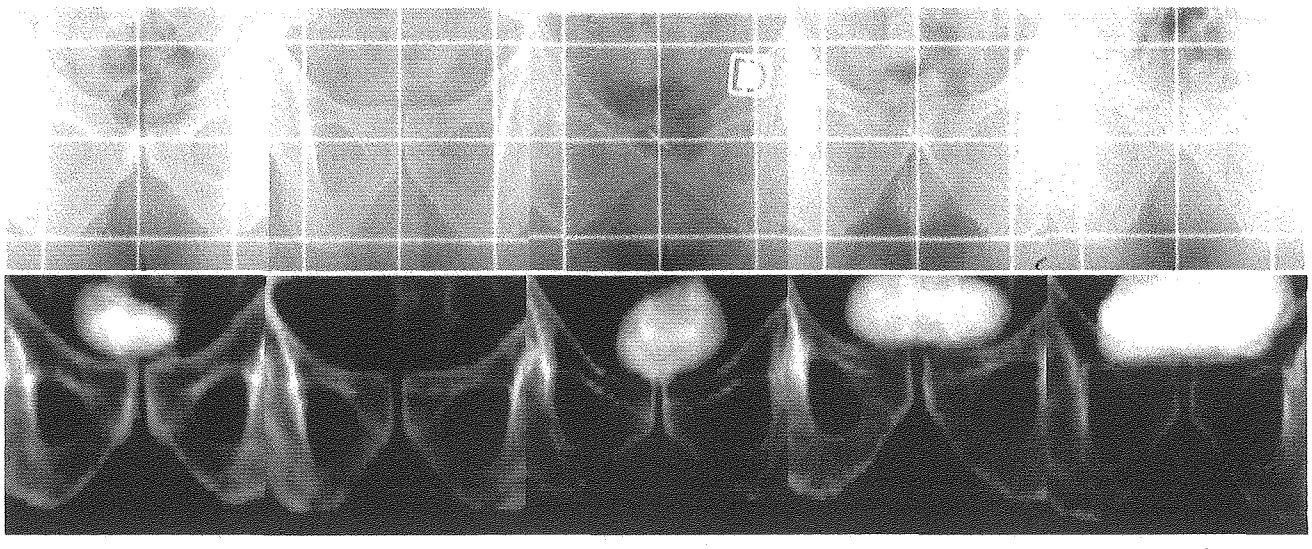


Figure V 30 : ***Champs postérieurs des cinq patients.***

Les champs obliques procurent des résultats similaires aux champs postérieurs et antérieurs. Seuls les cotyles ou les têtes fémorales sont parfois difficiles à détecter sur des DRRs du fait de la reconstruction des images. Ce phénomène se reproduit également pour les champs latéraux. Cependant, dans ce cas ce problème est beaucoup plus important car il s'agit de l'information principalement recherchée. De manière générale, les champs latéraux produisent des images de simulation de très mauvaise qualité. Les radiographies sont pratiquement inexploitables et les DRRs reproduisent mal les cotyles et les têtes fémorales. En outre pour les champs latéraux, les DRRs requièrent la conservation de segments plus petits, de l'ordre de 10 pixels. Afin de conserver le plus de segments au niveau des cotyles et des têtes fémorales, il est nécessaire de réduire le seuil sur le module du gradient.

Pour assurer une segmentation optimale, il est nécessaire de choisir les meilleures conditions d'acquisition des images de simulation ; le contrôle de la qualité du traitement en dépend. Il faut prendre soin de ne pas créer d'occlusion des contours recherchés par l'ajout de repères ou de marqueurs non indispensables. Entre autre, l'emploi de produit de contraste doit être évité et la matérialisation des bords des champs doit être placée en dehors de la zone d'intérêt 15×15 sur les radiographies.

V.4.3.2 Segmentation haut niveau

Pour la segmentation haut niveau, réalisée nous le rappelons par le recalage de modèles déformables (Figure V 31 à Figure V 38), nous pouvons constater que l'algorithme parvient à retrouver la forme recherchée malgré la discontinuité des segments et les occlusions.

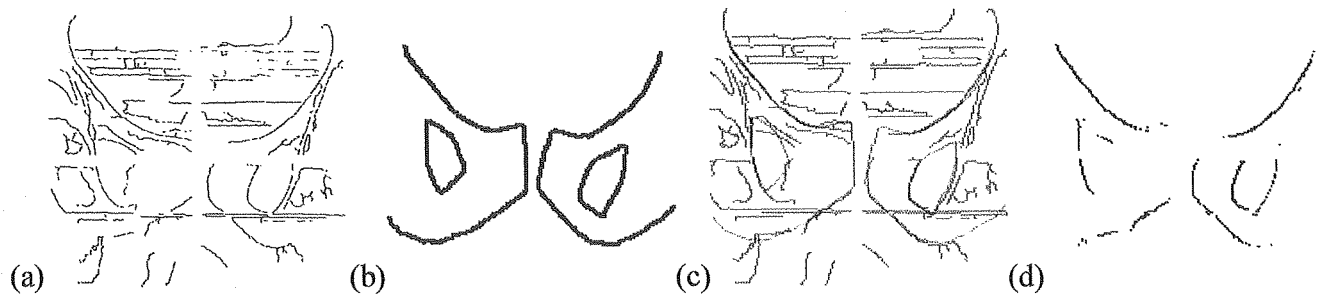


Figure V 31 : ***Segmentation de la radiographie du fantôme. (a) Segmentation bas niveau, (b) modèles déformés, (c) superposition des modèles déformés et des segments et (d) segmentation finale.***

Le recalage est peu sensible à la sur-détection. Néanmoins, des erreurs peuvent parfois survenir comme au niveau de l'ischion droit sur la Figure V 32 e ou de la forme ischion + pubis gauche sur la Figure V 36 c. Sur les images Figure V 34 c et Figure V 35 c pour la branche iliopubienne et l'ischion droit, la cause principale des erreurs est la présence des marques des bords des champs, ce qui rend nos résultats difficiles à interpréter. En effet, le comportement de l'algorithme est tout à fait normal, l'emplacement, l'orientation et les transitions de niveau de gris des marques correspondent à ceux de la structure recherchée.

Par ailleurs, il est possible de parer aux effets de la sous-détection dans les zones ne présentant pas de variation de courbure trop grande comme au niveau des trous obturateurs sur les Figure V 32 e et Figure V 33 e, et au niveau de la symphyse pubienne sur les Figure V 34 c et Figure V 35 c. En revanche, si des contours complexes ou trop importants sont manquants, comme au niveau de la symphyse pubienne sur les radiographies ou du trou obturateur gauche pour le fantôme (Figure V 28 a), le recalage n'ayant aucun point de repère, le résultat ne peut correspondre à la réalité. Il peut aussi arriver, comme dans le cas de la de la branche iliopubienne de gauche sur la Figure V 37 g, qu'en l'absence d'un segment, celui ci soit confondu avec un autre segment proche mais n'appartenant pas à la forme désirée. Cependant, ce phénomène ne se produit pas toujours. Dans le cas de la partie supérieure du trou obturateur droit du fantôme Figure V 31 c, la forme a bien été retrouvée ou estimée.

L'analyse du comportement du recalage de modèle déformable en présence de déformations plus ou

moins importantes entraîne plusieurs conclusions. Les variations de la forme des diverses structures sont très bien prises en considération et suivies. Cependant des déformations complexes sont difficilement retrouvées, les trous obturateurs en sont un exemple. Les variations brusques et les contours accidentés ne compromettent pas le recalage comme au niveau de l'ischion et de la branche iliopubienne gauche sur Figure V 32 e.

Parfois, il est difficile de déterminer si la raison d'un échec est due à l'algorithme d'optimisation qui a détecté un minimum local ou a une transformation qu'il n'est pas possible d'obtenir (trous obturateurs ou encore forme ischion + pubis Figure V 36 c) car sa fonction coût est plus élevée du fait des déformations et de la valeur de σ. Toutefois, il est certain que le caractère aléatoire de l'algorithme génétique qui fait son intérêt, devient un inconvénient quand il échoue car il est incontrôlable.

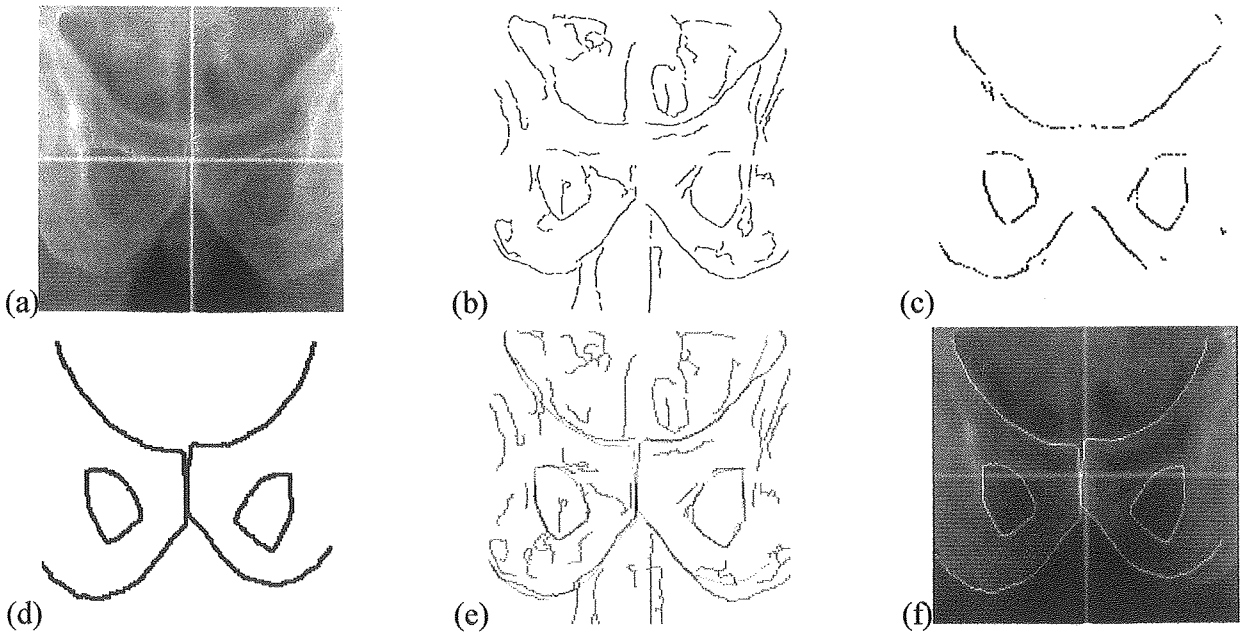


Figure V 32 : ***Segmentation de la radiographie test. (a) image, (b) segmentation bas niveau, (c) segmentation finale, (d) modèles déformés, (e) superposition des modèles déformés et des segments et (f) superposition des modèles déformés et de l'image.***

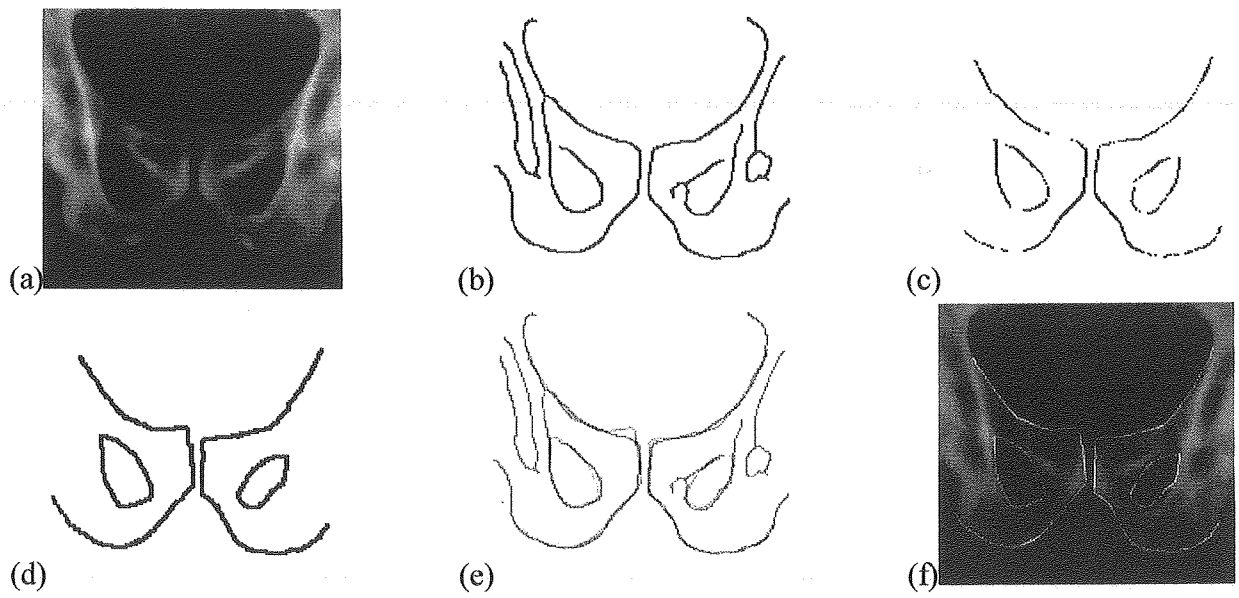


Figure V 33 : ***Segmentation de la DRR test. (a) image, (b) segmentation bas niveau, (c) segmentation finale, (d) modèles déformés, (e) superposition des modèles déformés et des segments et (f) superposition des modèles déformés et de l'image.***

Tous les résultats montrent des différences entre les modèles déformés et les contours détectés même s'ils sont pratiquement superposés comme la forme ischion + pubis de droite Figure V 33 e. Le plus souvent, une grande partie de la forme est très bien suivie mais des divergences apparaissent par endroit. Dans l'état actuel, les modèles déformés ne peuvent pas servir de référence pour le recalage. Nous avons choisi de conserver les segments situés à proximité des modèles déformés comme modèle patient de référence pour ne pas risquer l'utilisation de formes altérées.

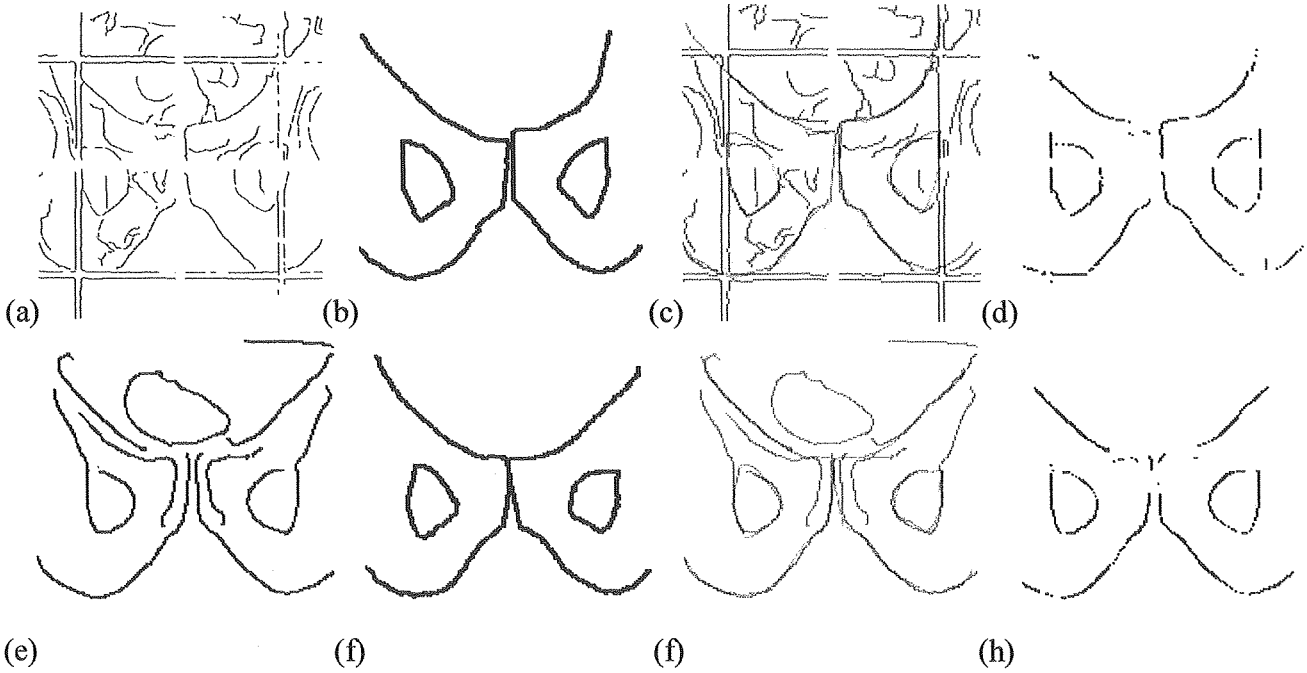


Figure V 34 : ***Radiographie de simulation du patient 1 : (a) Segmentation bas niveau, (b) Modèles déformés, (c) Superposition des modèles déformés et des segments, (d) Segmentation finale. DRR du patient 1 : (e) Segmentation bas niveau, (f) Modèles déformés, (g) Superposition des modèles déformés et des segments, (h) Segmentation finale.***

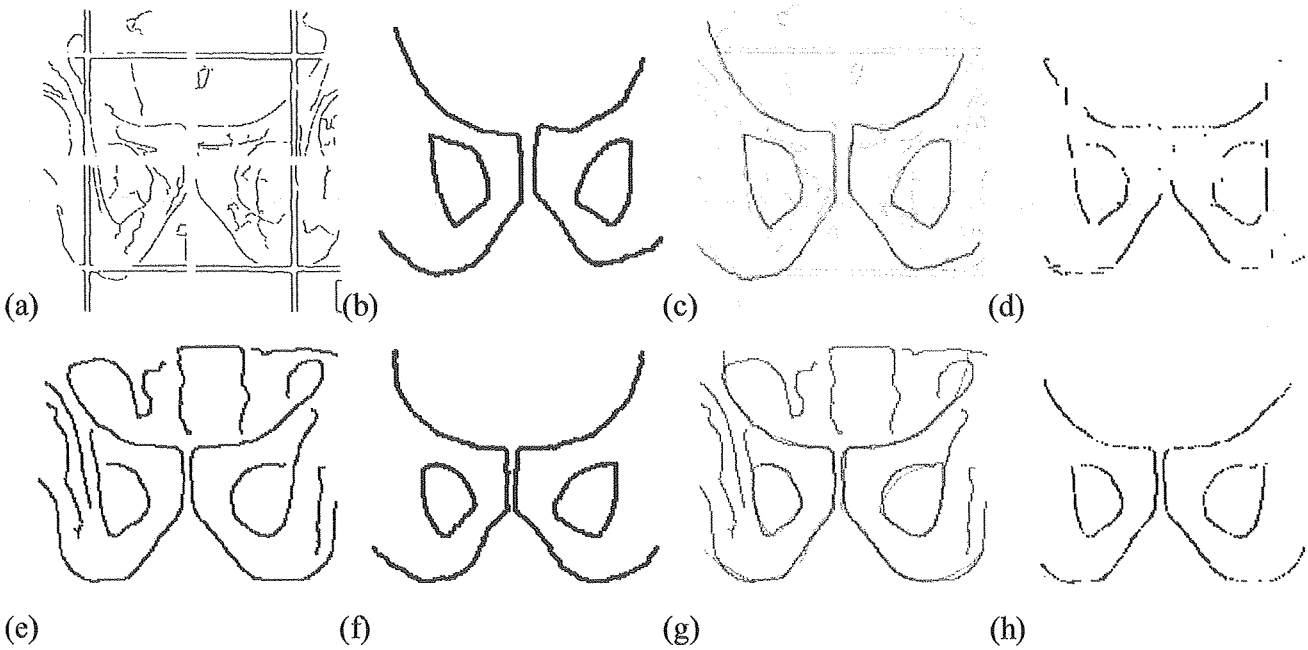


Figure V 35 : ***Radiographie de simulation du patient 2 : (a) Segmentation bas niveau, (b) Modèles déformés, (c) Superposition des modèles déformés et des segments, (d) Segmentation finale. DRR du patient 2 : (e) Segmentation bas niveau, (f) Modèles déformés, (g) Superposition des modèles déformés et des segments, (h) Segmentation finale.***

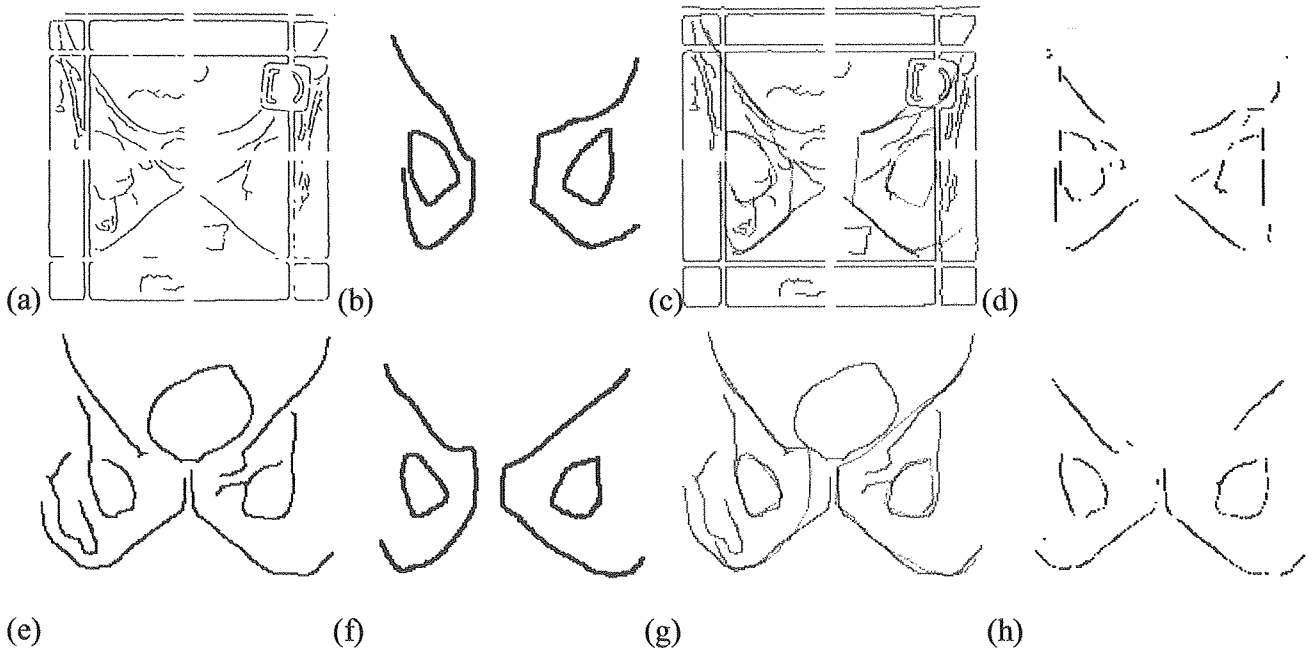


Figure V 36 : ***Radiographie de simulation du patient 3 : (a) Segmentation bas niveau, (b) Modèles déformés, (c) Superposition des modèles déformés et des segments, (d) Segmentation finale. DRR du patient 3 : (e) Segmentation bas niveau, (f) Modèles déformés, (g) Superposition des modèles déformés et des segments, (h) Segmentation finale.***

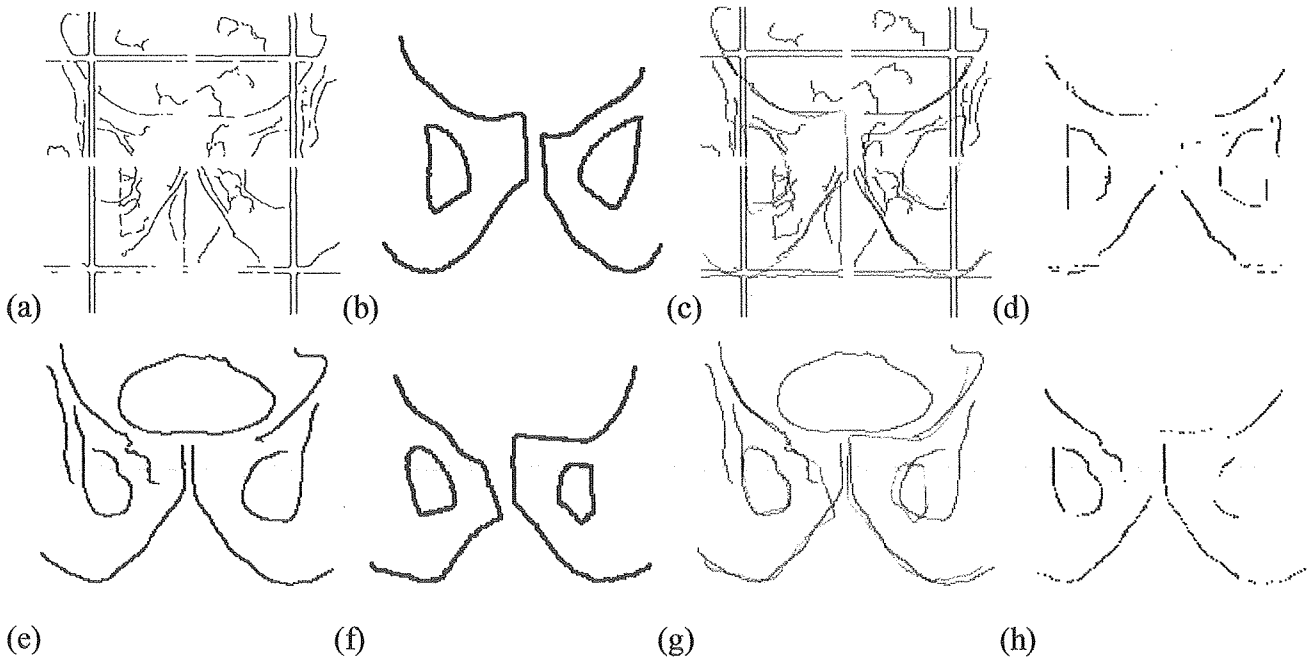


Figure V 37 : ***Radiographie de simulation du patient 4 : (a) Segmentation bas niveau, (b) Modèles déformés, (c) Superposition des modèles déformés et des segments, (d) Segmentation finale. DRR du patient 4 : (e) Segmentation bas niveau, (f) Modèles déformés, (g) Superposition des modèles déformés et des segments, (h) Segmentation finale.***

Le temps de calcul avec Matlab est d'environ **20min** et **1min** pour la segmentation bas niveau des radiographies de simulation et des DRRs. Pour la segmentation haut niveau la durée des calculs est d'environ **7h 30min**. Le recalage des modèles déformable est très long car une nouvelle image et son gradient sont calculés pour tous les vecteurs des paramètres de déformation testés. En traduisant les programmes en langage C, ce temps pourra être nettement réduit. En général, on estime que le temps d'analyse peut être divisé par un facteur 100.

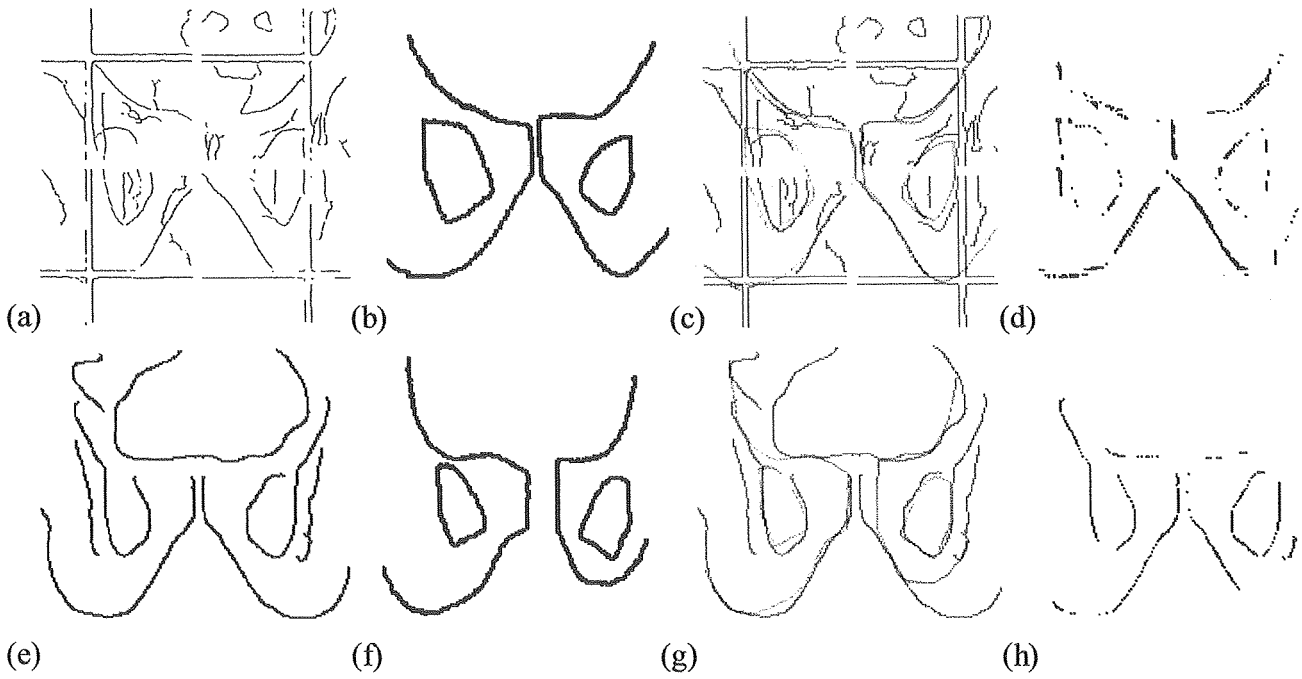


Figure V 38 : ***Radiographie de simulation du patient 5 : (a) Segmentation bas niveau, (b) Modèles déformés, (c) Superposition des modèles déformés et des segments, (d) Segmentation finale. DRR du patient 5 : (e) Segmentation bas niveau, (f) Modèles déformés, (g) Superposition des modèles déformés et des segments, (h) Segmentation finale.***

Il reste à compléter cette étude pour les autres modèles. Nous avons d'ores et déjà pu constater la très mauvaise qualité des images des champs latéraux. Nous craignons que leur exploitation soit parfois très limitée selon les différents patients. En revanche, les champs obliques ne semblent pas poser de problèmes particuliers, a priori. La généralisation à d'autres zones anatomiques est une perspective à plus long terme.

Cette étude doit également être complétée par l'amélioration de la précision et de la fiabilité du recalage de modèles déformables. Pour le moment, la précision ne peut être quantifiée car elle varie d'un point à l'autre selon la qualité locale de la déformation.

V.5 Segmentation de l'image de traitement

La détection des structures anatomiques dans l'image portale bien que prétraitée reste très difficile. Nous avons mis en œuvre trois types de segmentation bas niveau en vue d'une association éventuelle. Le choix des techniques résulte de la nature de l'information disponible dans les images portales. La première méthode utilisée était la détection de contour comme pour les images de référence. Avec la seconde méthode qui était un seuillage, nous prenions en compte les différences de niveau de gris entre les os et les tissus mous. Cette technique donnait des résultats exploitables grâce à la correction du fond. La troisième méthode consistait en une analyse de texture avec les matrices de cooccurrences. Le bruit était alors considéré comme une texture. Compte tenu de la qualité des images, les différents résultats obtenus étaient équivalents et non complémentaires, avec un avantage cependant pour la détection de contour qui fourni directement les contours. Ainsi, tout comme pour les images de référence, l'extraction des structures osseuses dans les images de traitement est basée exclusivement sur une approche contour. De ce fait, les données de traitement et de référence recueillies sont de même type.

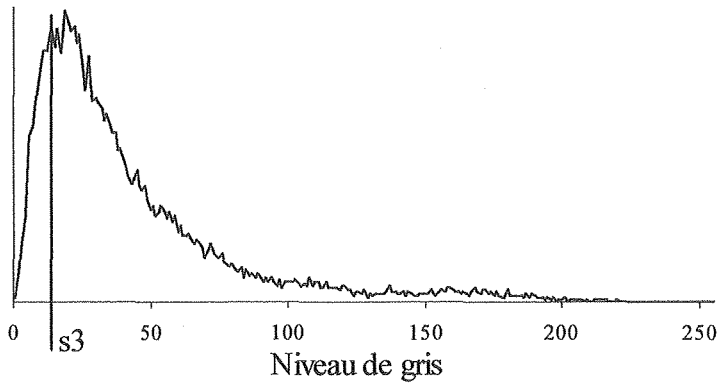
Nous avons également introduit une phase de segmentation haut niveau pour sélectionner les segments susceptibles d'appartenir réellement à une structure osseuse.

Les résultats obtenus sont présentés pour les images du fantôme Rando et des patients.

V.5.1 Segmentation bas niveau (bottom-up)

La méthode de segmentation bas niveau des images de traitement est identique à celle des images de référence. Nous rappelons qu'elle correspond à une détection de contour avec l'opérateur de Deriche, une extraction des maxima locaux et un suivi de contour. Il faut déterminer la valeur du paramètre α de Deriche, la taille minimale des segments s1, la longueur maximale pour la jonction entre deux segments s2, et le seuil minimal s3 de la moyenne du module du gradient dans les segments.

Nous utilisons la même procédure de choix des seuils et des paramètres que pour les images de référence. Les seuils s1 et s2 sont déterminés expérimentalement, s1 est égale à 20 et s2 à 0. Le seuil s3 est fixé à la valeur de l'abscisse du premier pic sur les histogrammes du module du gradient d'intensité (Graphe V 3).



Graphe V 3 : ***Histogramme caractéristique du module du gradient pour les images portales.***

Les Figure V 40, Figure V 41, Figure V 42 et Figure V 43 montrent les résultats de la segmentation des images portales (Figure V 39) selon α respectivement pour le SRI-100, le iView, le Target View et le Portal Vision. Nous prenons α égal à 0.8 afin d'obtenir des contours plus réguliers sans perte d'information sur les structures.

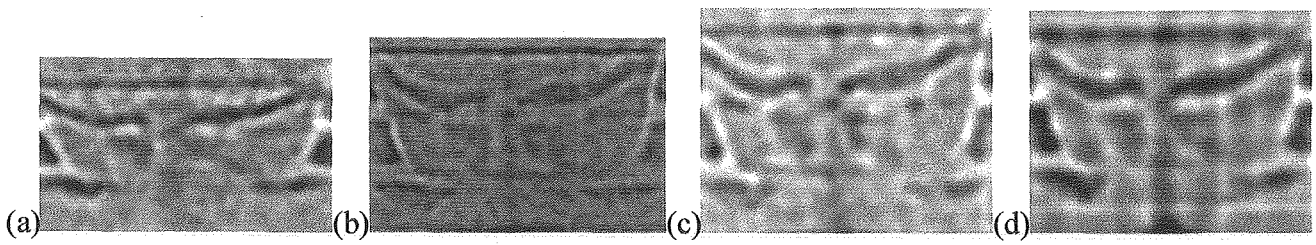


Figure V 39 : ***Pelvis postérieur. (a) SRI-100 10MV. (b) iView 10MV. (c) Target View 10MV. (d) Portal Vision 6MV.***

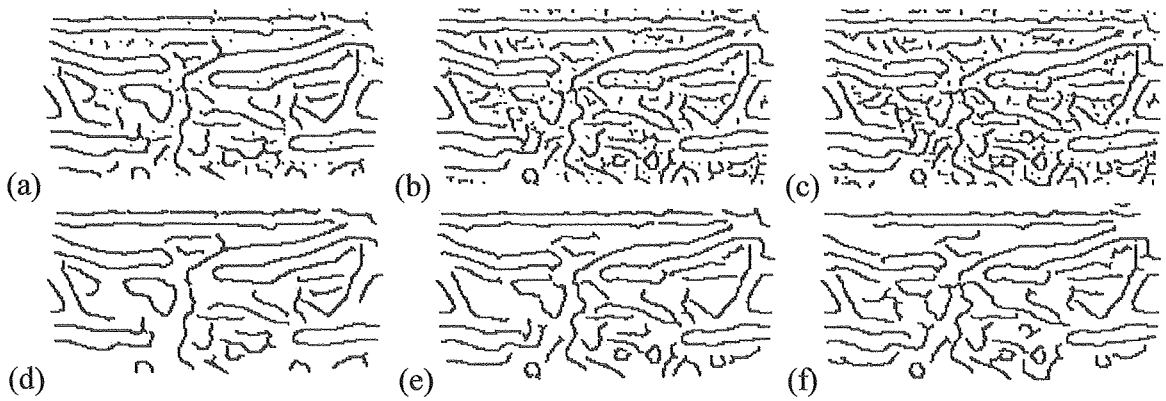


Figure V 40 : ***Avant extraction des segments (a) α=0.5, (b) α=0.8, (c) α=1. Après extraction des segments (d) α=0.5, (e) α=0.8, (f) α=1. (SRI-100)***

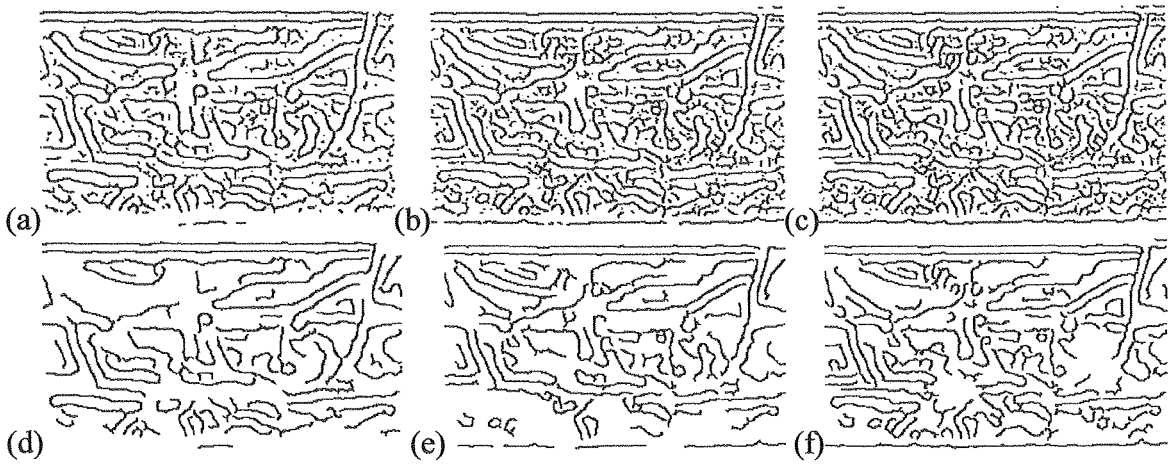


Figure V 41 : ***Avant extraction des segments (a) α=0.5, (b) α=0.8, (c) α=1. Après extraction des segments (d) α=0.5, (e) α=0.8, (f) α=1. (iView)***

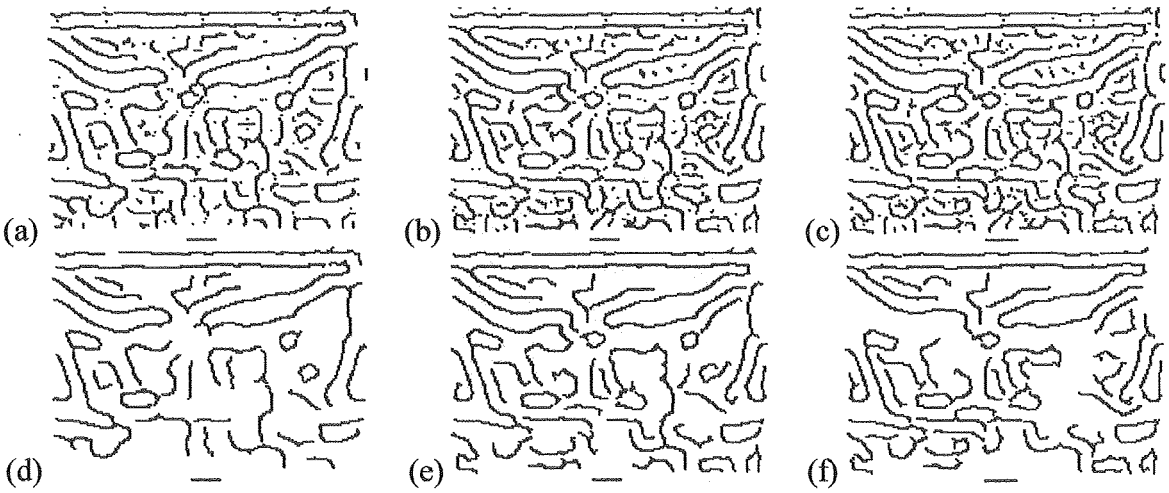


Figure V 42 : ***Avant extraction des segments (a) α=0.5, (b) α=0.8, (c) α=1. Après extraction des segments (d) α=0.5, (e) α=0.8, (f) α=1. (Target View)***

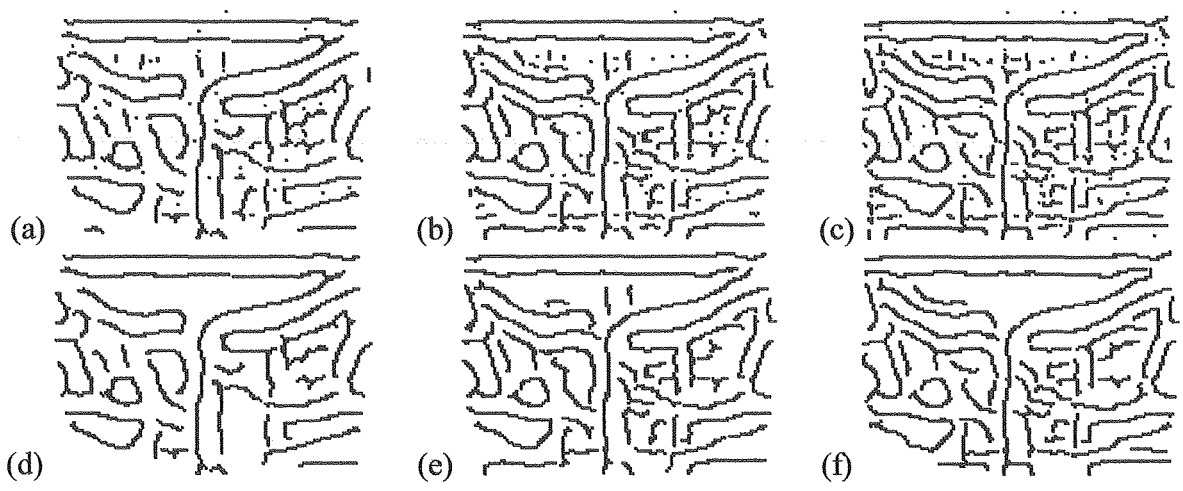


Figure V 43 : ***Avant extraction des segments (a) α=0.5, (b) α=0.8, (c) α=1. Après extraction des segments (d) α=0.5, (e) α=0.8, (f) α=1. (Portal Vision)***

V.5.2 Segmentation haut niveau (top-down)

Dans le cas des images de traitement la segmentation haut niveau est une étape primordiale. Le peu d'information utile contenue dans l'image est perdue au milieu du bruit et des artefacts.

Le modèle patient de référence donne la forme exacte des structures, avec plus ou moins de déformation due aux rotations hors-plan, ainsi que leur emplacement. Afin de réduire le nombre de faux points de contour pouvant compromettre la précision du recalage, nous éliminons tous les points situés en dehors d'un intervalle simulant les déformations et déplacements possibles autour de la position de référence. Cet intervalle est obtenu par dilatation de la forme du modèle de référence (Figure V 44 b). L'élément structurant est de la taille des intervalles en x et y. Il peut, de ce fait, être carré ou rectangulaire selon la taille des pixels des systèmes d'imagerie et le choix des intervalles.

Les données sur la forme et la position des structures sont complétées par la connaissance a priori des types de transitions pouvant être rencontrés à cet emplacement : passage de l'os aux tissus mous ou inversement et orientation du contour. Pour ce faire, le modèle patient de référence a été découpé en segments selon les variations locales des niveaux de gris[1]. Quatre types de configurations des variations sont possibles pour le fractionnement du modèle (Figure V 45). Nous nous sommes volontairement restreints à quatre configurations à cause des rotations possibles du patient. La détection de variations trop subtiles de l'orientation des contours de traitement soumis à une rotation serait préjudiciable. Les segments pourraient alors ne pas être reconnus. Bien évidemment, cette solution n'est valable que pour des déplacements du patient ne dépassant pas quelques degrés. La décomposition obtenue pour notre exemple est présentée Figure V 44 c.

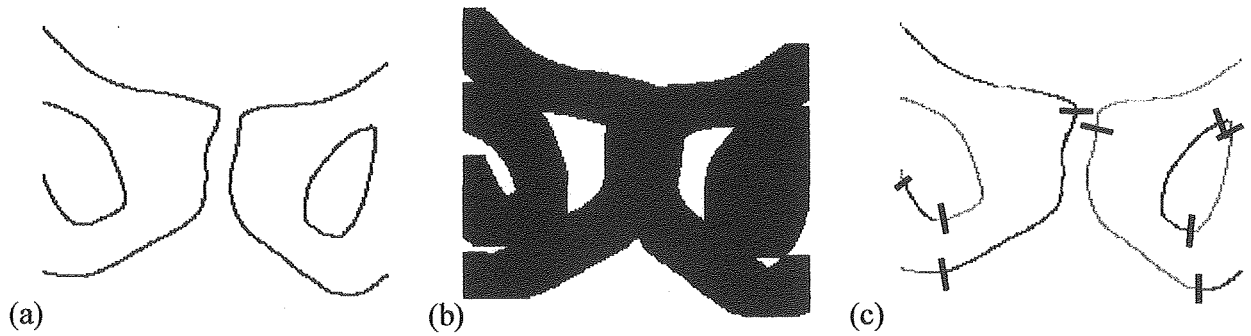


Figure V 44 : ***(a) Modèle de référence, (b) intervalle autour de la position de référence (20 pixels) et (c) fractionnement du modèle.***

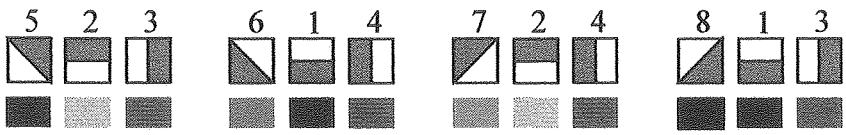


Figure V 45 : ***Configurations des variations pouvant appartenir au même segment.***

Une dernière contrainte, appliquée au modèle cette fois, réside dans l'élimination des segments du modèle n'ayant pas de correspondance dans l'image de traitement.

V.5.3 Résultats de la segmentation des images de traitement

Certains résultats de la segmentation bas niveau des images portales ont déjà été introduits dans le chapitre III pour l'étude de l'amélioration de la qualité des images. Nous rappellerons ces résultats obtenus pour le fantôme, les compléterons et les validerons par l'étude clinique.

La taille de la marge est fixée à 1cm autour de la position de référence en x et en y. Dans l'avenir, si les déplacements mesurés sont plus petit, elle pourra être réduite.

[1] Ces variations ont déjà été citées dans la partie traitant du calcul de la fonction coût pour le recalage du modèle général déformable sur l'image de référence (Figure V 18)

V.5.3.1 Fantôme

Dans le Chapitre III, nous avons démontré l'efficacité de nos modules de prétraitement sur les résultats de la segmentation bas niveau. Nous avons constaté qu'au niveau du pelvis, en moyenne 60% des segments appartiennent à une structure.

La segmentation haut niveau permet d'augmenter ce taux par l'élimination de segments ou de parties de segments, mais la taille importante de la marge utilisée réduit son impact. Sur les Figure V 46, Figure V 47, Figure V 48, et Figure V 49 nous pouvons voir, pour chaque système d'imagerie, les images de la segmentation bas niveau, de la segmentation haut niveau et du modèle correspondant. En général, nous pouvons remarquer que les structures extraites sont un peu déformées, mais la technique de recalage que nous employons (Chapitre VI) est robuste aux erreurs de segmentation tout comme la méthode "chamfer matching" [63].

En ce qui concerne le fantôme Rando, les images du système iView permettent la meilleure reconnaissance des structures. Les images du Target View contiennent également un grand nombre d'informations utile mais aussi de nombreux artefacts. La faible résolution en x des images du SRI-100 entraîne le manque de certaines parties osseuses.

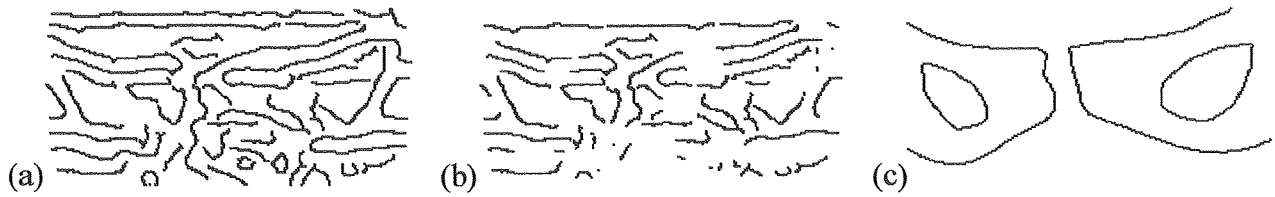


Figure V 46 : ***(a) Segmentation bas niveau. (b) Segmentation haut niveau. (c) Modèle. (SRI-100)***

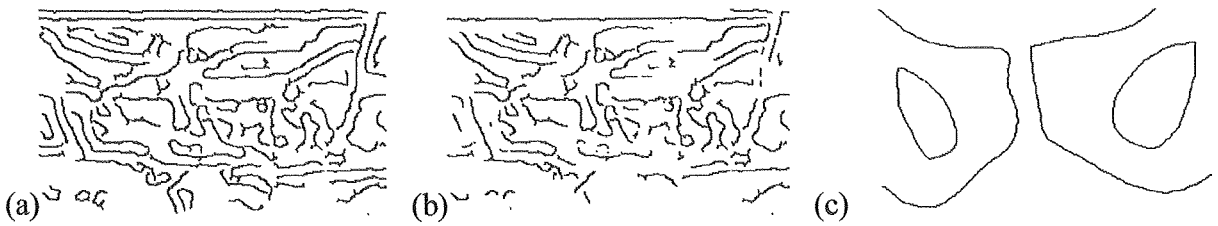


Figure V 47 : ***(a) Segmentation bas niveau. (b) Segmentation haut niveau. (c) Modèle. (iView)***

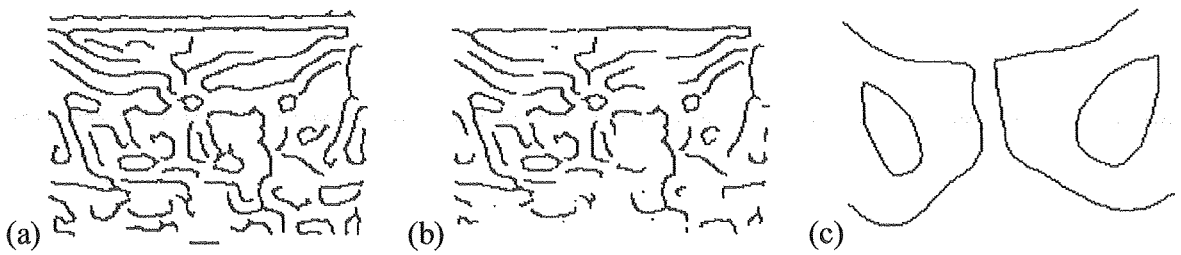


Figure V 48 : ***(a) Segmentation bas niveau. (b) Segmentation haut niveau. (c) Modèle. (Target)***

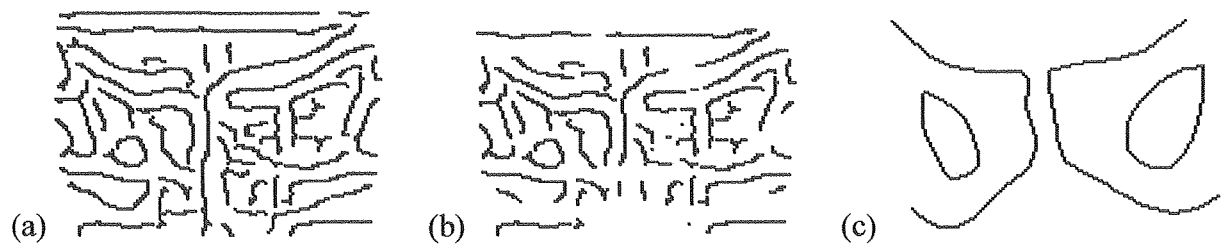


Figure V 49 : ***(a) Segmentation bas niveau. (b) Segmentation haut niveau. (c) Modèle. (Portal)***

Enfin, les images du Portal Vision sont dégradées par la présence de la raquette au niveau de la table

de traitement. La raquette constitue le support sur lequel est positionné le patient. Elle est en matière plastique et renforcée par une structure en forme de quadrillage. Le quadrillage pose problème car il est très visible sur les images et fausse les résultats.

V.5.3.2 Patient

Les traitements en radiothérapie conformationnelle de la prostate ont été effectués sur le matériel Varian. Les images portales des patients sont donc fournies par le Portal Vision.

Les structures souvent visibles et extraites sur les champs antérieurs ou postérieurs étudiés sont la symphyse pubienne et la branche iliopubienne Figure V 50 et annexe D. Si la taille du champ le permet, une partie des trous obturateurs est également présente. Dans les champs latéraux sont généralement bien distincts les fémurs et une partie des têtes fémorales et des grands trochanters Figure V 51 et annexe D. Il est important de noter que les contours des fémurs et les grands trochanters ne sont pas des repères fiables pour le recalage, car ils ne sont pas fixes. Les seules structures de références disponibles sont donc les segments de têtes fémorales ou de cotyle souvent difficiles à extraire. Les résultats pour les champs latéraux ont été obtenus avec une sélection manuelle des contours de référence étant donné que le modèle latéral n'a pas été étudié faute de temps. De manière générale, comme pour le fantôme, la connaissance a priori déduit le nombre de faux segments dans tous les champs segmentés. Les champs obliques n'ont pas été traités dans ce travail.

Les contours sur la Figure V 50 f montrent que la pénombre peut créer des segments parasites si elle n'est pas retirée en totalité. Pour cette image, nous avons diminuer de deux pixels, la marge de 10 pixels que nous avions fixée précédemment afin de vérifier son impact sur la segmentation. Nous pouvons conclure que la marge de 10 pixels bien que très grande est nécessaire au succès du recalage.

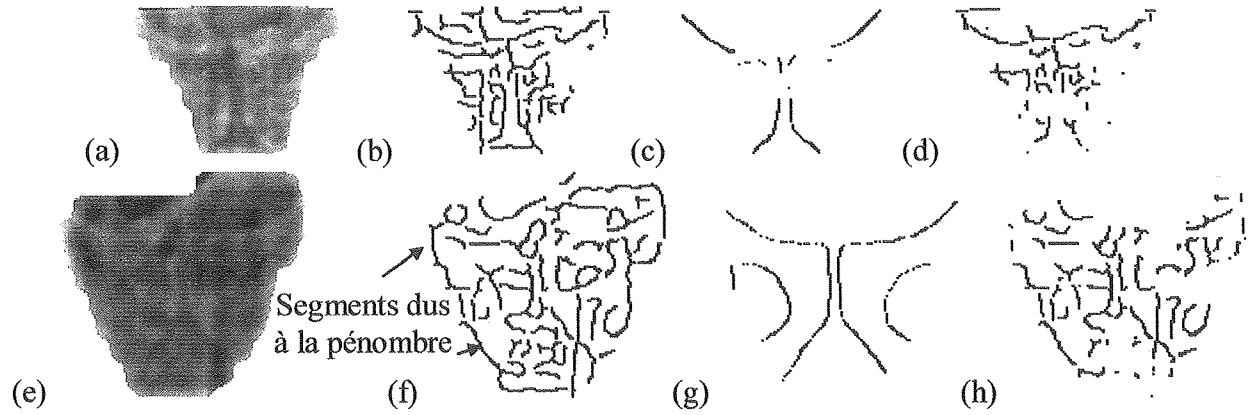


Figure V 50 : ***Segmentation des images des champs postérieurs de deux patients (a) et (e). (b), (f) Segmentation bas niveau. (c), (g) Modèle de référence. (d), (h) Segmentation haut niveau.***

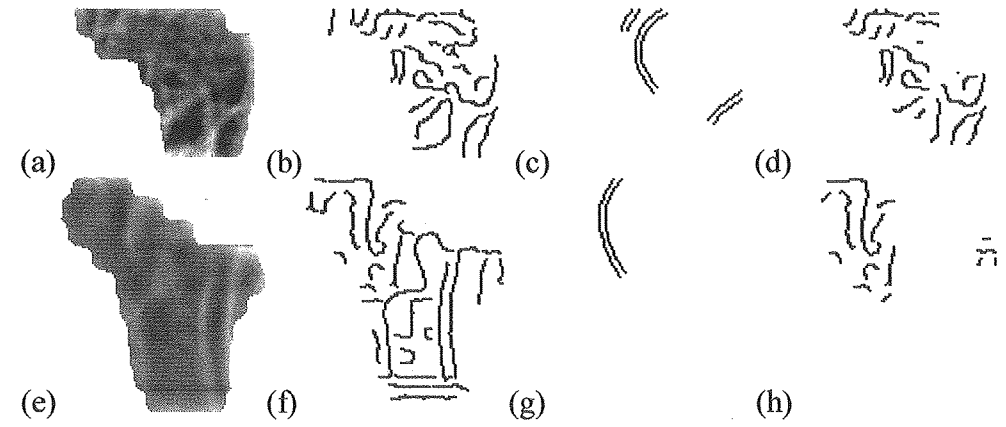


Figure V 51 : ***Segmentation des images des champs latéraux des patient (a) et (e). (b), (f) Segmentation bas niveau. (c), (g) Modèle de référence. (d), (h) Segmentation haut niveau.***

Nous pouvons constater que les structures visibles d'une séance à l'autre ne sont pas identiques. La raison principale est la présence de poches d'air sur les champs postérieurs, antérieurs et latéraux du pelvis. L'air empêche la segmentation des zones recouvertes et crée des artefacts (Figure V 52 a). Dans une moindre mesure, le réglage du système d'imagerie peut influer sur la qualité des images. Un problème supplémentaire indépendant du système d'imagerie ou de la région irradiée provient de la table de traitement où repose le patient. En effet, la table est constituée d'une raquette créant un quadrillage sur l'image. Ce quadrillage est d'autant plus gênant qu'il est peut être plus contrasté que les structures anatomiques recherchées (Figure V 52 b). Nous observons des déformations des structures extraites dues à la raquette. Ce phénomène est bien visible sur la Figure V 49 b au niveau du trou obturateur droit.

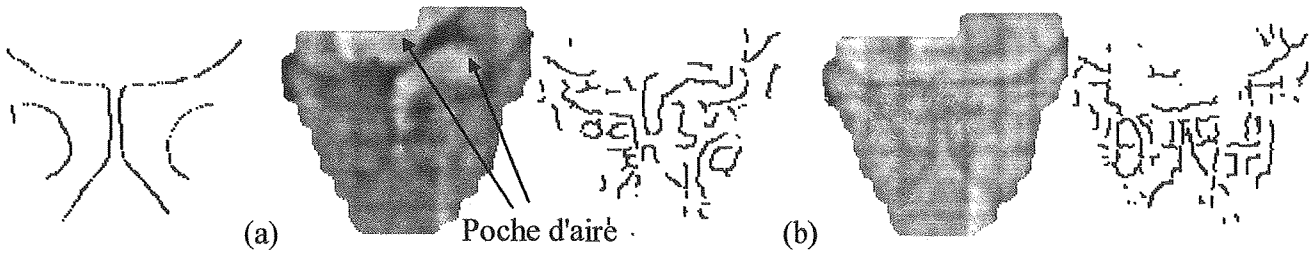


Figure V 52 : ***Causes de la dégradation des images du Portal Vision (a) Poche d'air. (b) Raquette.***

Nous avons pu apprécier l'apport de la segmentation automatique lorsque nous avons tenté d'extraire manuellement les contours afin d'effectuer une comparaison. Nous nous sommes rendu compte que l'identification manuelle était très incertaine. De plus, l'automatisation permet l'unicité et la reproductibilité des résultats qui ne dépendent plus de l'individu. Le temps de calcul pour une image 200×200, sur Matlab avec un Pentium 400 MHz, est de l'ordre de **5 min**.

Dans de futures études, une amélioration de la segmentation bas niveau est sans doute envisageable par la réalisation d'une coopération contour/région. Elle pourrait permettre, par exemple, de distinguer l'os de l'air et du fond, et de prendre en compte des critères d'homogénéité.

V.6 Conclusion

La segmentation des structures anatomiques dans les images de radiothérapie nous a mené à considérer le traitement des images selon deux niveaux d'interprétation. Le premier de ces niveaux d'interprétation est la segmentation bas niveau fondée sur l'extraction de l'information brute contenue dans l'image. Notre segmentation bas niveau est identique pour les images de simulation et les images portales. Elle réside en une détection de contour avec l'opérateur de Deriche, une extraction des maxima locaux et un suivi de contour. Seules les valeurs des paramètres de réglage changent selon le type d'image. Celles-ci sont récapitulées dans le Tableau V 8. Les résultats montrent une sur-détection des segments dans tous les cas. Pour les images de simulation cette sur-détection est due à l'aspect des os et à la présence des tissus mous dans les radiographies numérisées. Notons par ailleurs que les marques du collimateur et des limites des champs présentent un grand inconvénient et sont très gênantes surtout au niveau de la symphyse pubienne. Pour éviter les pertes de données dues aux marques des bords des champs, les champs simulés devraient être d'une taille minimale de 15×15. L'addition de produit de contraste indiquant l'emplacement de la vessie n'étant pas indispensable, il est absolument nécessaire de ne pas l'employer lors de l'acquisition des images destinées à un traitement automatique. De plus, nous pouvons constater que les DRRs remplacent avantageusement les radiographies de par l'absence des tissus mous et des repères de champ. Pour ce qui est des images de traitement, la sur-détection est liée au bruit et au très faible contraste. Les performances de la segmentation automatique de ces images sont très appréciables car l'extraction manuelle des contours est très incertaine et non reproductible.

Après l'analyse des résultats de la segmentation bas niveau, il est apparu nécessaire de ne conserver que les informations utiles parmi toutes celles disponibles, c'est-à-dire la forme spécifique des os pour une zone anatomique donnée. Il s'agit du second niveau d'interprétation basé sur la connaissance a priori des formes recherchées que nous appelons la segmentation haut niveau. La connaissance de la forme globale des os a été modélisée par l'intermédiaire d'images binaires. Le recalage des divers modèles généraux déformables sur les segments de l'image de référence fournit l'image segmentée de référence qui a son tour sert de connaissance a priori sur la forme exacte à retrouver dans l'image de traitement. L'initialisation des paramètres déduite de nos expérimentations est donnée Tableau V 9. La segmentation haut niveau est importante pour le recalage des structures anatomiques. Sans cette procédure la vérification de la position du patient peut être compromise si les segments dans les deux images ne correspondent pas. L'algorithme de recalage de modèles déformables, optimisé avec un algorithme génétique, est robuste par rapport aux occlusions et à la sur-détection modérée. Il permet effectivement d'effectuer une reconnaissance de forme. Cependant, la position des contours déformés n'étant parfaitement pas maîtrisée pour le moment, le modèle déformé ne peut être utilisé comme contour de référence. Pour l'heure ce problème est résolu en conservant les points déterminés par la segmentation bas niveau, à proximité du modèle déformé. Les manques ne sont donc pas comblés mais cela ne peut en aucun cas troubler le recalage. L'introduction de connaissance a priori dans la segmentation des images portales entraîne une suppression d'une part du bruit, ce qui est non négligeable.

Le recalage des structures anatomiques, pour la détermination de la position du patient par rapport aux faisceaux d'irradiation, est présenté dans le chapitre VI.

Paramètres		Images de simulation		Images portales			
		Radiographie	DRR	SRI-100	iView	Target	Portal
Bas niveau	α	0.5	0.5	0.8	0.8	0.8	0.8 ou 1
	s1	50-100	25-50	20	30	20	10
	s2	6	3	0	0	0	0

Tableau V 8 : ***Initialisation des paramètres de segmentation bas niveau.***

Paramètres		Valeurs
Haut niveau	ρ	0.1
	m, n	3
	Itération	100
	Bornes	$\xi \in [-3\ 3]$ $\theta \in [-\pi\ \pi]$ $(s^x, s^y) \in [0.5\ 1.5]$ $(d^x, d^y) \in [-20\ 20]$
	Fonction de sélection	ST

Modèle	σ
Trou obturateur	0.1
Pubis + ischion	0.01

Tableau V 9 : ***Initialisation des paramètres de segmentation haut niveau.***

Chapitre VI

Recalage des structures anatomiques et position du patient

VI.1 Introduction

La mise en correspondance des structures anatomiques de traitement et de référence constitue l'étape finale de notre algorithme. Le recalage donne une mesure du déplacement du patient par rapport à la référence.

La précision des valeurs de translation et de rotation obtenues dépend de la qualité de la segmentation et de la précision du recalage des bords des champs (Figure VI 1).

Un autre facteur pouvant affecter la précision du recalage est la différence d'échelle que nous avons constatée parfois entre les structures de référence et de traitement. Ces différences ont été quantifiées et corrigées si nécessaire.

Le recalage à proprement parler, est rigide et a tout d'abord été testé en 2D, c'est-à-dire sur un champ. La position du patient est ensuite déterminée en 3D par une généralisation du recalage 2D sur au moins deux champs obtenus avec une orientation du bras différente.

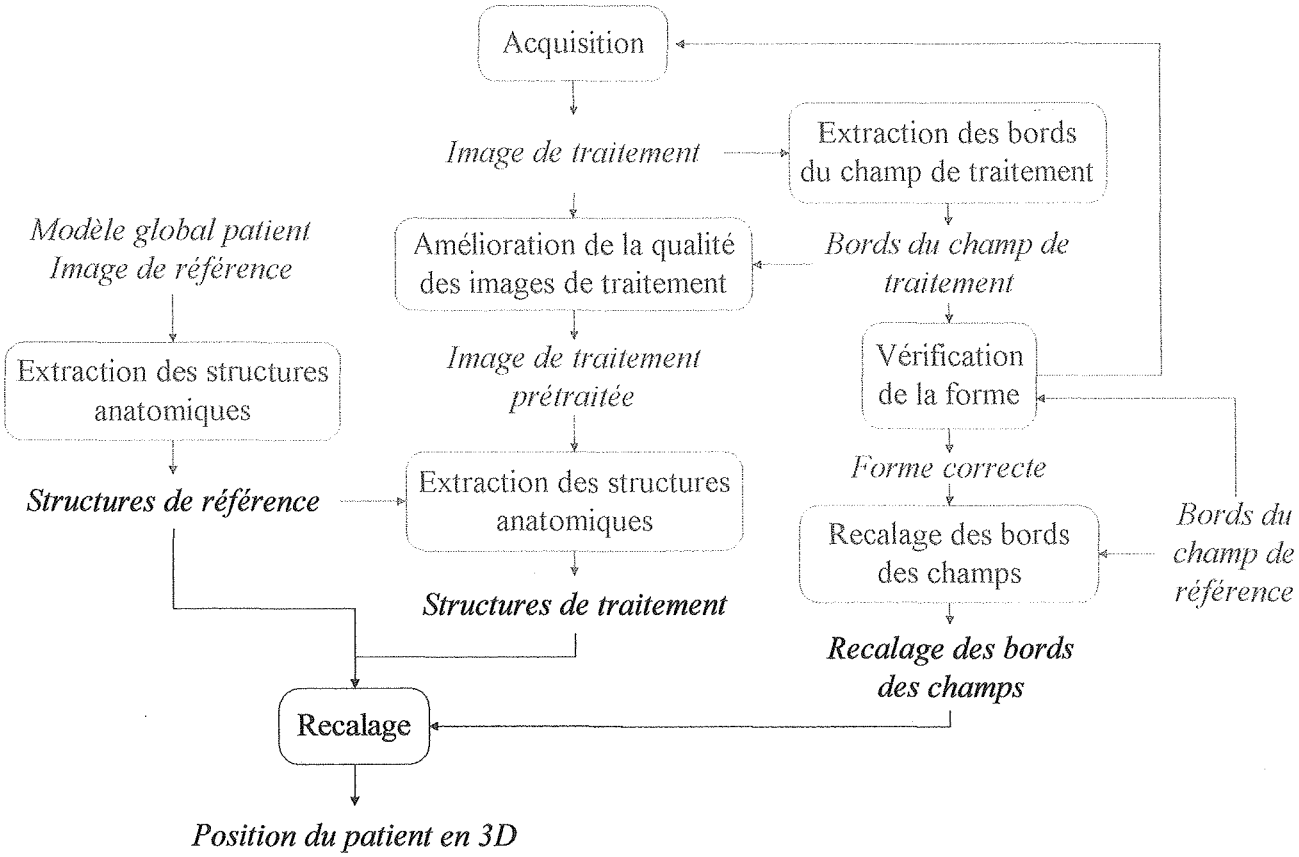


Figure VI 1 : *Détermination de la position du patient.*

VI.2 Modification des structures de référence

Il existe des différences de taille entre les structures de référence et de traitement dues aux modalités d'acquisition et aux différents paramétrages des algorithmes selon le type d'image. Le jeu ainsi introduit lors du recalage, par la délocalisation des contours, peut nuire à sa précision, notamment pour ce qui est des rotations qui y sont particulièrement sensibles. Nous avons donc monté un dispositif simple afin d'évaluer les différences et de les quantifier pour pouvoir ensuite les corriger.

VI.2.1 Protocole expérimental

Notre dispositif doit simuler la transition os/tissus mous tout en permettant une identification précise des contours sur les images portales pour la validation des résultats. Il doit aussi pouvoir être utilisé indifféremment au simulateur, au scanner et aux postes de traitement. Nous avons choisi d'utiliser un os plongé dans un bac rempli d'eau (15 cm), l'os étant maintenu au centre du volume par des cales (Figure VI 2).

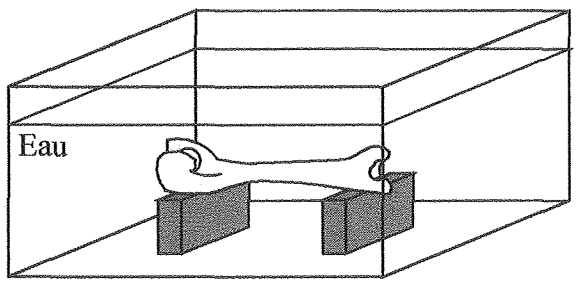


Figure VI 2 : *Dispositif expérimental - fantôme.*

Les images sont acquises sur les trois appareils puis traitées selon les protocoles, spécifiques à chaque type d'image, décrits précédemment Tableau III 7, Tableau III 9, Tableau V 8, Tableau V 9.

VI.2.2 Détermination du déplacement

La Figure VI 3 donne les résultats de la segmentation des images de simulation et des images portales de notre fantôme. Nous pouvons constater visuellement que les déformations dues à la segmentation ne permettent pas de quantifier précisément la délocalisation des contours. Nous avons cependant établi grâce à cette expérience qu'il n'y avait pas de délocalisation des contours selon l'énergie pour un même système. D'autre part, des différences significatives apparaissent lorsque la résolution des images est différente. Plus la taille des pixels est grande plus les contours sont grossiers.

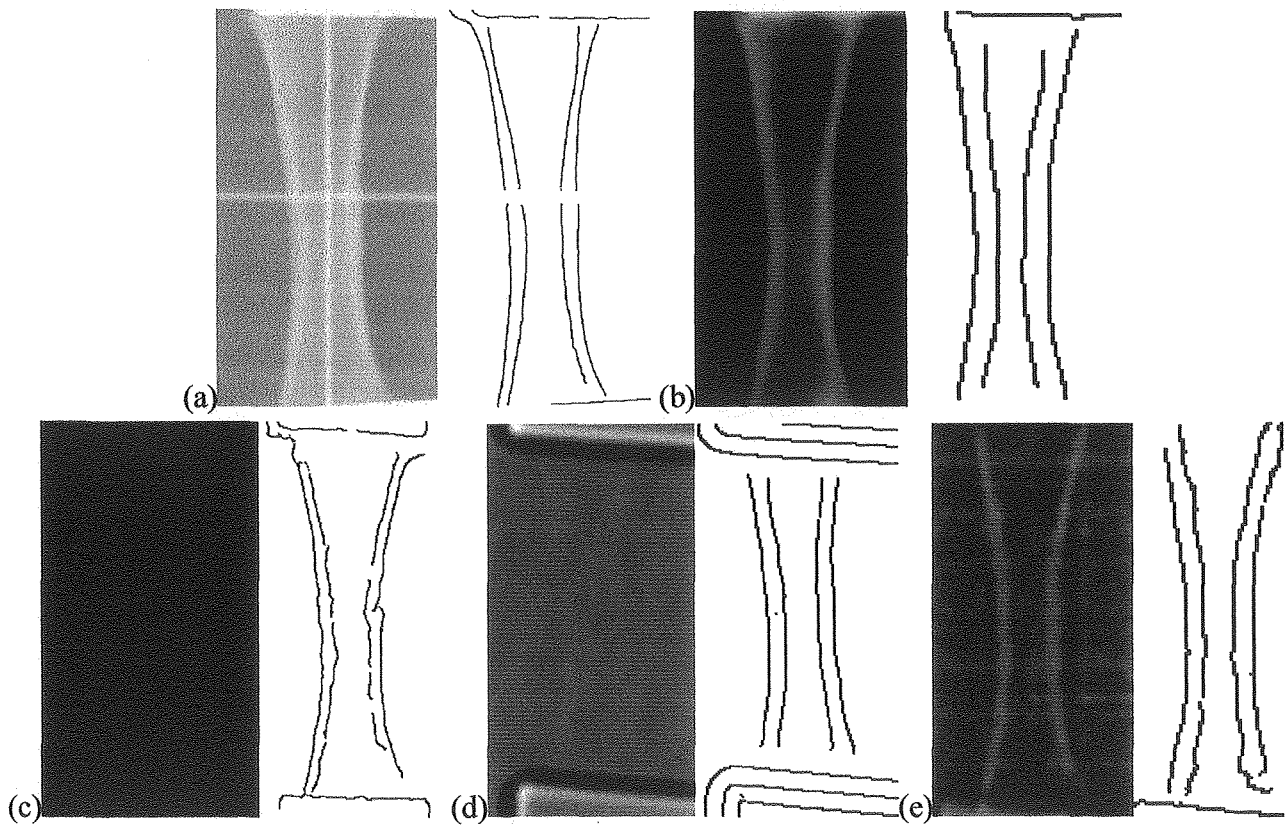


Figure VI 3 : ***Images test de lissage des structures.***
(a) Film de simulation. (b) DRR. (c) iView. (d) Target View. (e) Portal Vision.

Certaines régions sont agrandies, tandis que d'autres sont rétrécies. Un changement d'échelle global n'est donc pas envisageable. Sur la Figure VI 3, nous observons un élargissement des bords extérieurs et un rétrécissement de l'intérieur avec l'augmentation de la taille des pixels. Pour les modèles du pelvis, une augmentation de la taille des pixels provoque un rétrécissement des trous obturateurs et un agrandissement de toutes les autres structures.

Nous modifions le modèle patient de référence en translatant les contours d'un certain nombre de pixel défini dans le Tableau VI 1. En pratique, nous réalisons ce déplacement à l'aide d'une dilatation dans toutes les directions et de la conservation des bords extérieurs s'il s'agit d'un élargissement, ou intérieur dans le cas contraire. La dilatation est effectuée avec un élément structurant carré dont la taille est égale à 2 × (les valeurs du Tableau VI 1) + 1. Nous avons pu apprécier l'amélioration non négligeable de la précision des recalages apportée par cette modification.

Simulation	iView	Target View	Portal Vision
Radiographie	0	1	2
DRR	3	2	1

Tableau VI 1 : ***Valeur du déplacement des contours du modèle patient de référence selon l'image de simulation et le système d'imagerie employés.***

VI.3 Tests de recalage du modèle patient de référence en 2D

Les images de traitement fournissent des informations sur la disposition et la forme des structures anatomiques dans un champ c'est-à-dire dans un plan spécifique. Toutes les transformations effectuées dans ce plan ne déforment pas les objets dans l'image. En revanche les transformations hors-plan entraînent parfois des modifications de forme importantes pouvant affecter la précision du recalage. Nous avons souhaité évalué les variations engendrées par les transformations hors-plan et voir si elles étaient reproductibles à partir du plan de l'image de traitement. C'est à ces fins que nous avons simulé des rotations et une translation hors-plan à l'aide de DRRs. Nous les avons comparées aux résultats des transformations du plan correspondantes obtenues par projection (Figure VI 4). La Figure VI 5 montre que les rotations hors-plan même faibles ne peuvent être reproduites contrairement aux translations qui ne changent que l'échelle. Ceci est dû à l'orientation et à la forme des os.

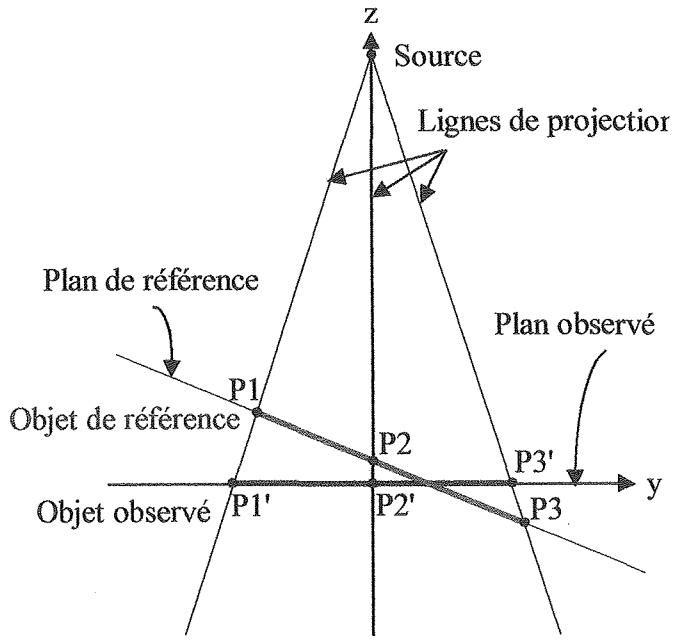


Figure VI 4 : ***Projection de la transformation 3D du plan de traitement.***

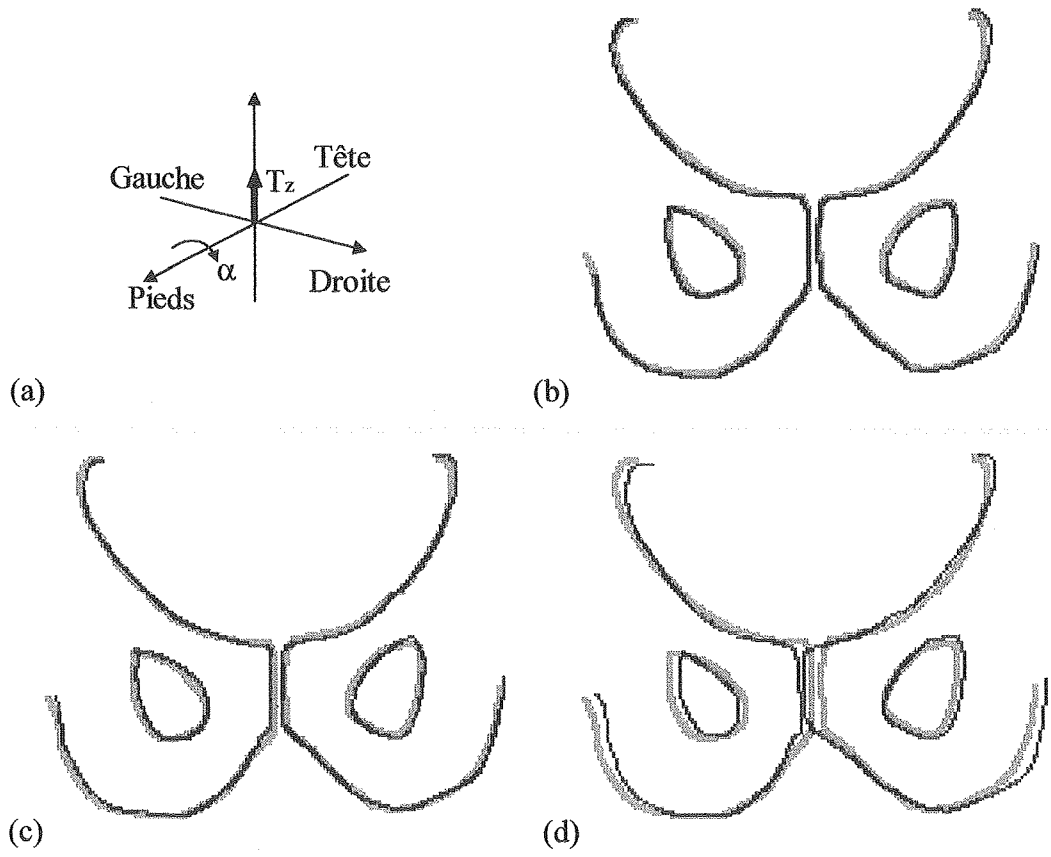


Figure VI 5 : ***Comparaison entre les contours simulés sur les DRRs et sur le champ de traitement. (a) Description des transformations, (b) T_z=1cm, (c) α=1°, (d) α=5°.***

Par conséquent, lors du recalage, la transformation appliquée aux points de contour du modèle de réfé-

rence comprendra les trois translations et la rotation dans le plan (VI - 1).

$$\begin{bmatrix} \vec{X}_2 \\ \vec{Y}_2 \end{bmatrix} = \frac{DSA}{DSA - T_z} \cdot \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma \\ -\sin\gamma & \cos\gamma \end{bmatrix} \left[\begin{bmatrix} \vec{X}_1 \\ \vec{Y}_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} \right] \qquad \text{(VI - 1)}$$

Son origine est le centre du champ qui nous le rappelons est la projection de l'isocentre. La distance source/axe (DSA) est de 1000 mm.

Le recalage implique l'optimisation d'une fonction coût. Nous avons utilisé le même algorithme que pour le recalage de modèle déformable en omettant les déformations afin de le rendre rigide.

VI.3.1 Paramètres, fonction coût et optimisation

Quatre paramètres sont à optimiser pour un champ donné. La qualité du recalage est évaluée par l'énergie définie pour le recalage du modèle déformé. Nous rappelons que I est l'image des structures de référence transformée par l'ensemble de translation $\underline{T}$ et la rotation γ.

$$FC(\gamma, \underline{T}, I) = \frac{1}{np} \sum_{(x,y) \in forme} \left\{ \left[1 - \exp\left[-\rho \sqrt{(\delta_x^2 + \delta_y^2)} \right] \right] \cdot \left| \cos(\beta(x,y)) \right| \cdot V(x,y) \right\} \qquad \text{(VI - 2)}$$

Le coefficient np est le nombre de pixels appartenant à la forme de référence. δ_x et δ_y sont les distances en x et en y du point de l'image de référence transformée au point de contour le plus proche dans l'image portale. Le paramètre ρ détermine l'importance de la distance entre les contours dans le calcul de la fonction coût. β est l'angle entre les tangentes aux points courants dans les deux images. V est la différence entre le type de transition dans les deux images.

L'estimation des paramètres γ et $\underline{T}$ est réalisée à l'aide de l'algorithme génétique avec une approche multirésolution. Les bornes de variation de γ et $\underline{T}$ sont respectivement ± 5° et ± 1 cm.

Seul reste le paramètre ρ à initialiser en comparaison du recalage de modèle déformable.

VI.3.2 Résultats du recalage en 2D des images de traitement et de référence

De même que pour le recalage des bords des champs et le recalage de modèle déformable, les performances et le paramétrage de l'algorithme de recalage des structures anatomiques ont été étudiés sur un cas simple. Nous avons ensuite mesuré la précision des déplacements calculés sur les images du fantôme Rando.

VI.3.2.1 Etude d'un cas simple

La première phase de l'analyse des résultats est réalisée par le recalage du modèle de référence du fantôme Rando (Figure VI 6) sur lui-même. Dans cette partie, tous les décalages sont simulés de manière numérique. Ce test nous permet de fixer la valeur des paramètres de réglage, de déterminer la précision du recalage dans un cas idéal et de nous assurer de la validité de la méthode.

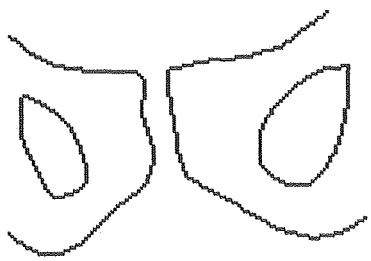


Figure VI 6 : ***Modèle de référence testé (Fantôme Rando).***

Le Tableau VI 2 et le Tableau VI 3 rassemblent les résultats des tests effectués dans le but de choisir la fonction de sélection adéquate, la taille de la population et la valeur du paramètre ρ. Le nombre d'itérations maximum est de 100 pour ces expériences. Les valeurs estimées sont arrondies au $10^{ème}$ qui est la précision maximale nécessaire. Notre première constatation est que les variations de la fonction coût dans le Tableau VI 2 comparées à la reproductibilité d'un résultat (Tableau VI 3) ne sont pas significatives. Nous en déduisons que ρ et la taille de la population n'agissent pas de façon prépondérante dans le processus d'optimisation. Nous fixons ρ à 0.1 et la taille de la population à 50 individus comme pour le recalage de modèle déformable. Par ailleurs, d'après l'analyse de la reproductibilité d'un résultat, contrôlée par 5 essais successifs Tableau VI 3, le classement géométrique normalisé procure les valeurs estimées les plus stables et en moyenne les plus proches des valeurs simulées. Les valeurs estimées ne sont jamais identiques mais elles sont équivalentes comme en témoigne la fonction coût finale. D'autre part, nous pouvons d'ores et déjà remarquer que la translation en z (hors-plan) est la source principale des erreurs, cette transformation s'apparente à un changement d'échelle.

Valeurs simulées (pixel)				ρ	Fonction de sélection	Taille population	Valeurs estimées (pixel)				FC
T_x	T_y	T_z	γ(°)				$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$ (°)	
-4	8	1	-2	0.1	ST	50	-4.0	8.0	1.0	-2.0	0.0109
-4	8	1	-2	0.1	CGN	50	-4.0	8.0	1.3	-2.0	0.0107
-4	8	1	-2	0.15	ST	50	-4.0	8.0	0.8	-2.0	0.0147
-4	8	1	-2	0.15	CGN	50	-4.0	8.0	0.9	-2.0	0.0305
-4	8	1	-2	0.05	ST	50	-4.0	8.0	1.6	-2.0	0.0148
-4	8	1	-2	0.05	CGN	50	-4.0	8.0	0.8	-2.0	0.0123
-4	8	1	-2	0.1	ST	100	-4.0	8.0	1.0	-2.0	0.0106
-4	8	1	-2	0.1	CGN	100	-4.0	8.0	1.4	-2.0	0.0129

Tableau VI 2 : ***Recalage du modèle sur lui-même selon la fonction de sélection, la taille de la population et la valeur du paramètre ρ.***

Valeurs simulées : T_x=-4 pixel ; T_y=8 pixel ; T_z=1 pixel, γ=-2°									
0.1, ST, 50					0.1, CGN, 50				
$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$	FC	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$	FC
-4.0	8.0	1.0	-2.0	0.0109	-4.0	8.0	1.3	-2.0	0.0107
-4.0	8.0	5.2	-2.1	0.0433	-4.0	8.0	1.1	-2.0	0.0103
-4.0	8.0	13.8	-2.1	0.1071	-4.0	8.0	0.0	-2.1	0.0231
-4.0	8.0	1.1	-2.1	0.0171	-4.0	8.0	1.2	-2.0	0.0093
-4.0	8.0	1.5	-2.0	0.0154	-4.0	8.0	1.6	-2.0	0.0157
-4.0	8.0	-3.0	-2.0	0.0448	-4.0	8.0	0.9	-2.0	0.0154

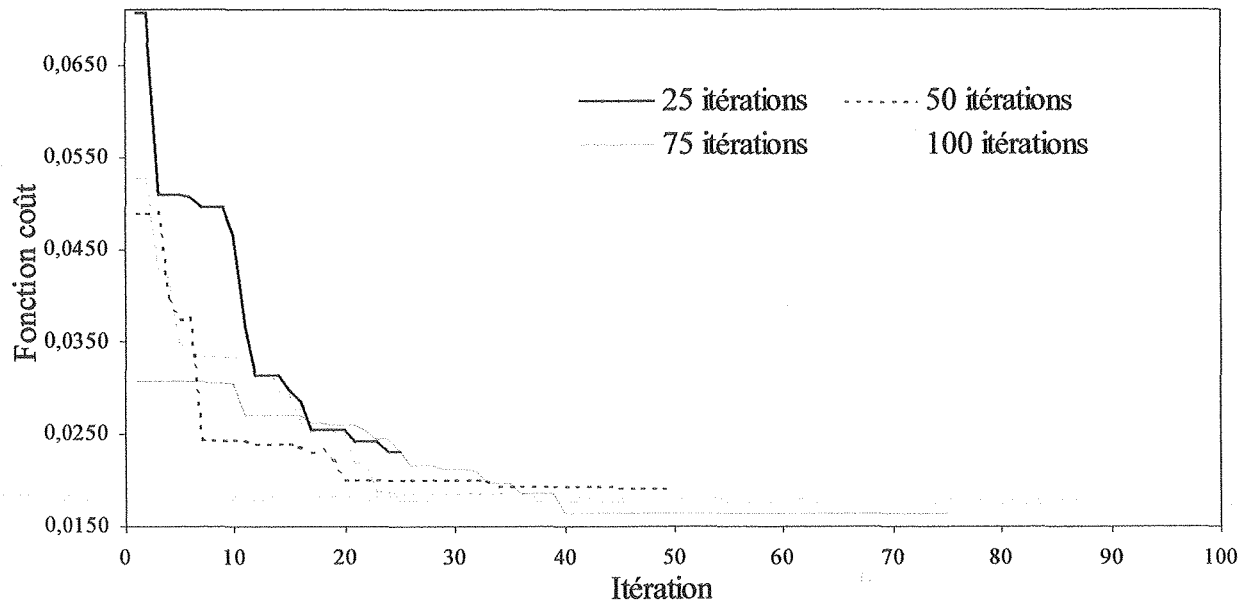
Tableau VI 3 : ***Reproductibilité d'un résultat.***

Le Tableau VI 4 nous informe sur la précision du recalage. Huit déplacements ont été simulés afin d'évaluer séparément les résultats pour les différents paramètres et de tester des variations de position faibles et importantes. Nous en déduisons que le recalage est précis au $10^{ème}$ de pixel pour les translations en x et en y, au $10^{ème}$ de degré pour la rotation dans le plan. En revanche, les données recueillies en z ne sont pas très fiables. L'importance du décalage n'influe pas sur la qualité des résultats ni en rotation, ni en translation même aux limites des bornes de variation.

Valeurs simulées (pixel)				ρ	Fonction de sélection	Taille population	Valeurs estimées (pixel)				FC
T_x	T_y	T_z	$\gamma(°)$				$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$ (°)	
1	0	0	0	0.1	CGN	50	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0007
0	1	0	0	0.1	CGN	50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0081
0	0	1	0	0.1	CGN	50	0.0	0.0	1.5	0.0	0.0126
0	0	0	0.5	0.1	CGN	50	0.0	0.0	1.3	0.5	0.0207
0.5	0.5	0.5	0.1	0.1	CGN	50	0.5	0.5	-2.5	0.1	0.0371
15	3	0	1	0.1	CGN	50	15.0	3.0	-0.1	1.0	0.0122
0	0	10	0	0.1	CGN	50	0.0	0.0	10.6	0.0	0.0149
2	7	0	5	0.1	CGN	50	2.0	7.0	0.6	5.0	0.0152

Tableau VI 4 : ***Résultats du recalage du modèle sur lui-même.***

Nous pouvons observer le comportement de l'algorithme selon le nombre d'itérations sur le Graphe VI 1, pour l'optimisation à résolution initiale. La différence entre les valeurs finales de la fonction coût n'est pas significative, en particulier pour 50, 75 et 100 itérations. Les courbes témoignent de très peu de variations après 50 itérations, en revanche à 25 itérations le processus n'a pas atteint sa valeur asymptotique. Cette expérience confirmée par ailleurs, permet de fixer le nombre d'itérations maximal à 50.



Graphe VI 1 : ***Variations de la fonction coût selon les itérations pour la résolution initiale.***

VI.3.2.2 Recalage 2D des images du fantôme Rando

Nous avons éprouvé notre méthode de recalage 2D sur les images des champs postérieurs de pelvis obtenues avec des déplacements connus du fantôme selon l'axe y. La 2D n'étant pas notre but final, nous n'avons pas jugé nécessaire de tester les autres translations et les rotations pour nous faire une idée des performances de notre algorithme. Des décalages répétés de 1 mm du fantôme Rando en y sont simulés avec la table de traitement jusqu'à atteindre un déplacement de 1 cm. Des images ont été acquises de cette manière avec les différents systèmes d'imagerie. L'incertitude sur le positionnement réel du fantôme est estimée inférieure à 0.25 mm. Une autre source d'incertitude possible peut être introduite par le recalage des bords des champs s'il y a eu mouvement du bras entre deux acquisitions successives. Nous rappelons que l'incertitude sur le recalage des bords des champs est inférieure au

pixel, et que la moyenne des erreurs détectées au cours de nos tests était de 0.1 pixel. Pour que la position initiale du fantôme ne soit pas également source d'incertitude, les valeurs des paramètres de recalage 2D des structures anatomiques, reportées dans les tableaux, sont relatives. C'est-à-dire qu'elles sont données par rapport à la position de référence, obtenue dans un premier temps, sans simulation de déplacement.

Comme nous l'avons vu dans le chapitre V.4.3.2, le modèle de référence (Figure VI 7 a) trouvé automatiquement sur la radiographie du fantôme ne contient pas assez d'information à cause de la nature de ce fantôme (structure en couches, disparition de l'eau dans les os). Une partie importante des structures anatomiques à droite des images n'apparaissent pas. Toutefois, les images de simulation des patients, représentant les cas réels, fournissent des modèles de référence contenant toutes les structures d'intérêt non cachées. C'est pourquoi, il nous a paru justifié, pour la validation de notre algorithme, d'extraire manuellement les contours de référence (Figure VI 7 b), à partir des images des maxima locaux du gradient et en comblant les manques.

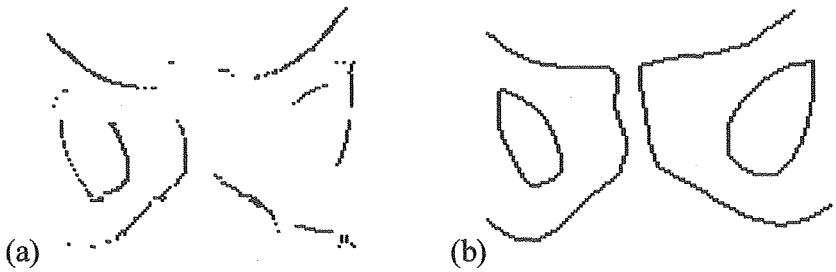


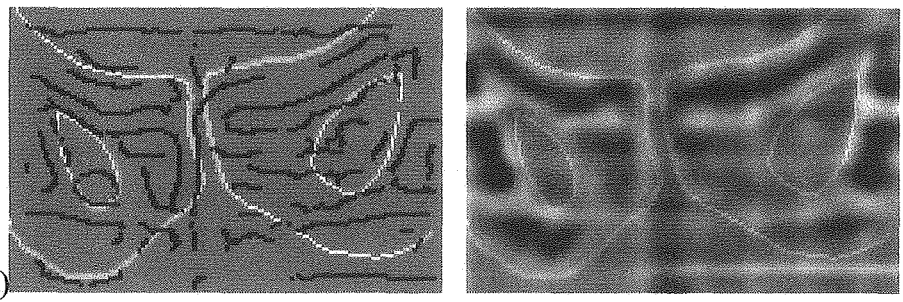
Figure VI 7 : ***(a) Modèle extrait automatiquement. (b) Modèle utilisé, extrait manuellement.***

Les images de traitement, quant à elles, sont segmentées automatiquement par la technique décrite dans le chapitre V.5.

La présence de la raquette (Chapitre V.5.3.1) sur les images du système portal vision fausse le recalage des images du fantôme en 2D, du fait de la mauvaise segmentation qui en résulte. Sur les dix décalages testés seuls 2 ont été jugés corrects par un expert (exemple Figure VI 8 a), 4 étaient altérés par l'imprécision sur la mesure de la translation en z (exemple Figure VI 8 b), et les 4 restants ont totalement échoué (exemple Figure VI 8 c). Les résultats des recalages réussis (Tableau VI 5) indiquent un problème d'échelle dû à la translation hors-plan. Hormis ce problème, la précision mesurée est inférieure au pixel, et par conséquent au mm, pour les translations dans le plan et inférieure à 0.3° pour la rotation dans le plan.

Valeurs simulées (mm)				Valeurs estimées (mm)				FC
T_x	T_y	T_z	$\gamma(°)$	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$ (°)	
0	3	0	0	0.0	3.5	2.6	0.0	-0.6340
0	6	0	0	0.8	5.6	8.3	-0.3	-0.6174

Tableau VI 5 : ***Recalage 2D des images du fantôme Rando acquises avec le Portal Vision.***



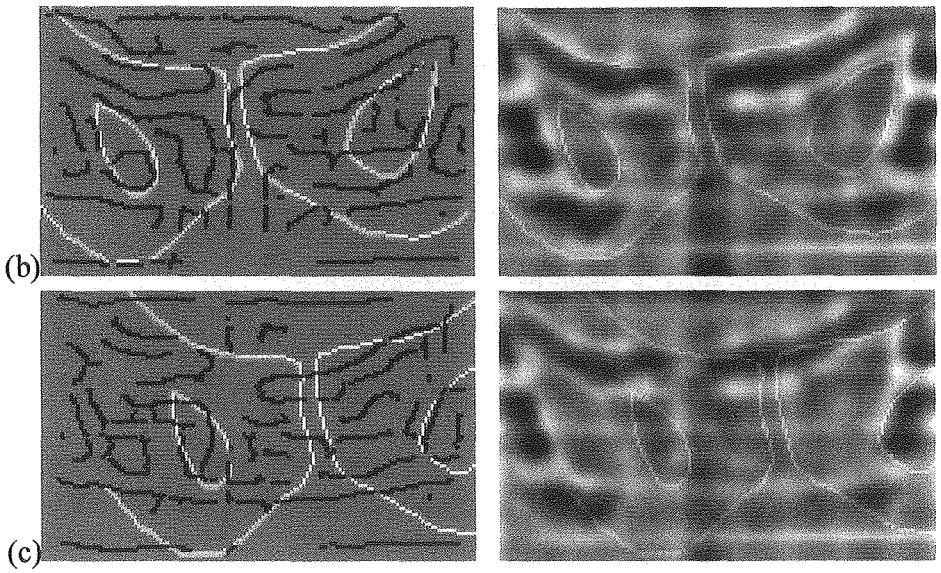


Figure VI 8 : ***Recalage des images du Portal Vision. (a) Recalage correct. (b) Problème d'échelle due à la translation en z. (c) Echec.***

La qualité des images obtenues avec le SRI-100 ne permet pas l'extraction des bords des branches ilio-pubienne et des ischions. C'est pourquoi, pour les 10 images recalées, aucune mesure des déplacements n'est juste. Dans la plupart des cas, le positionnement en x est effectué au mieux selon les structures disponibles et ne correspond pas à la position réelle (Figure VI 9 a et b). Seuls deux recalages ont totalement échoué (Figure VI 9 c).

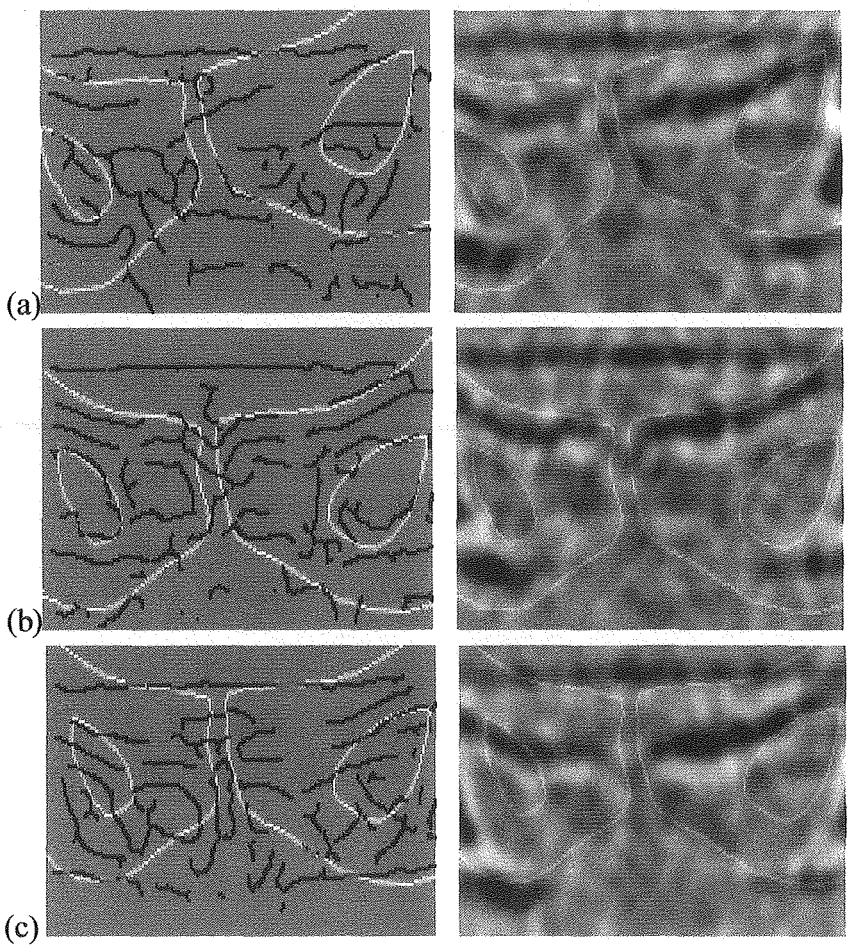


Figure VI 9 : ***Recalage des images du SRI-100. (a) et (b) Erreur de positionnement selon l'axe x. (c) Echec.***

Le système iView remplaçant le SRI-100 procure de meilleurs résultats. Cependant, seuls trois déplacements du fantôme ont été retrouvés comme celui de la Figure VI 10 a. Trois recalages ont échoué (Figure VI 10 c). La Figure VI 10 b montre le recalage erroné caractéristique des images du iView. Le trou obturateur droit est bien retrouvé mais la rotation dans le plan est trop importante et fausse le positionnement des structures de gauche. Ce problème est sans doute dû à l'absence des contours de l'ischion gauche dans la plupart les images segmentées du iView. De plus, la taille des pixels des images du iView étant plus importante que pour les autres systèmes, peut être faut-il adapter les paramètres de réglage de l'algorithme. Nous vérifierons cette hypothèse lors du recalage 3D. Les erreurs maximales mesurées sont inférieures à 0.3° pour rotation dans le plan et inférieures à 2 pixels, c'est-à-dire inférieures au mm, pour les translations dans le plan (Tableau VI 6). L'imprécision sur la mesure de la translation hors plan est très importante, comme précédemment.

Valeurs simulées (mm)				Valeurs estimées (mm)				FC
T_x	T_y	T_z	$\gamma(°)$	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$ (°)	
0	2	0	0	0.4	1.7	11.4	0.3	0.7026
0	6	0	0	0.6	5.6	0.0	0.0	0.6128
0	10	0	0	0.2	10.3	7.3	0.0	0.6728

Tableau VI 6 : ***Recalage 2D des images du fantôme Rando acquises avec le iView.***

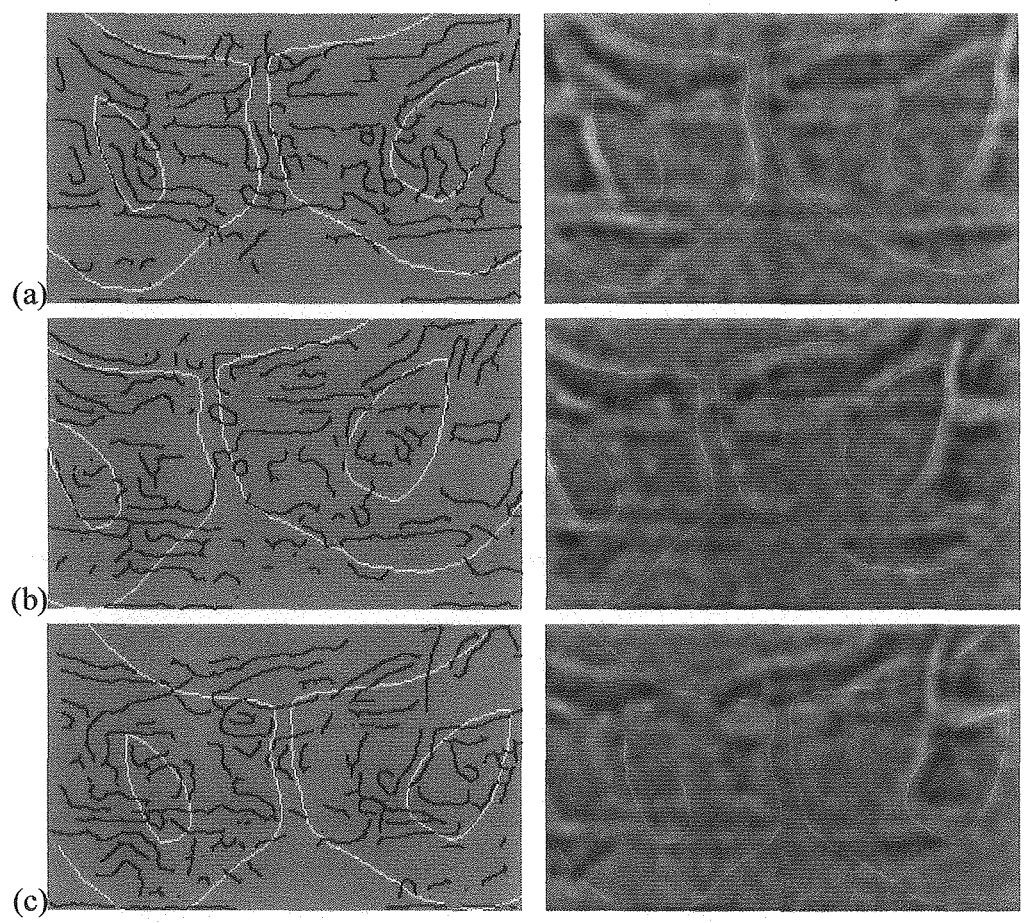


Figure VI 10 : ***Recalage des images du iView. (a) Recalage correct. (b) Erreur de recalage. (c) Echec.***

Les meilleurs résultats sont obtenus pour le Target View. Tous les recalages sont corrects (Figure VI 11). La moyenne des écarts entre la valeur simulée et la valeur mesurée est de 0.1 mm pour les translations en x et en y, et 0.1° pour la rotation dans le plan. La translation hors-plan est très imprécise et

c'est la raison pour laquelle les écarts types sont supérieurs aux moyennes. L'erreur maximale est de l'ordre de 1 à 2 pixels en translation et de 1° en rotation. Notons que le recalage des bords des champs n'intervient pas dans la précision car il n'y a pas eu de mouvement du détecteur entre les différentes acquisitions.

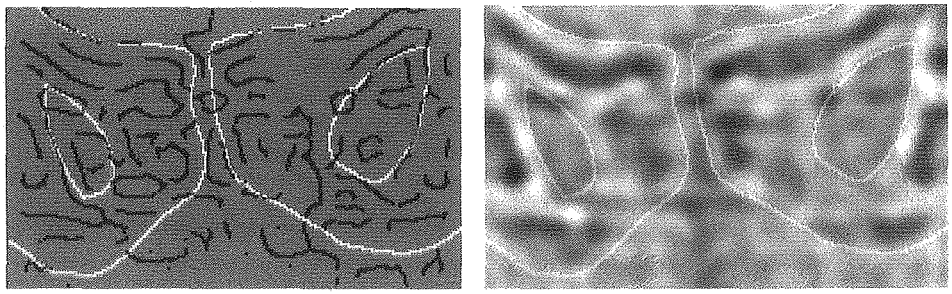


Figure VI 11 : ***Recalage correct des images du Target View.***

Valeurs simulées (mm)				Valeurs estimées (mm)				FC
T_x	T_y	T_z	$\gamma(°)$	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\gamma}$ (°)	
0	1	0	0	0.2	1.0	0.0	0.3	0.5818
0	2	0	0	0.1	2.3	4.2	0.0	0.6097
0	3	0	0	0.1	3.1	5.3	-0.5	0.5746
0	4	0	0	0.2	4.3	1.3	0.0	0.5997
0	5	0	0	0.5	4.7	8.9	0.4	0.5836
0	6	0	0	0.3	6.0	-2.0	0.6	0.5897
0	7	0	0	0.3	7.2	-6.2	0.5	0.5853
0	8	0	0	-1.2	7.9	7.9	-1.2	0.6309
0	9	0	0	0.2	8.6	7.3	0.3	0.5877
0	10	0	0	0.1	9.3	-2.1	0.9	0.6384
Moyenne des erreurs				0.1	-0.1	2.4	0.1	
Ecart type des erreurs				0.5	0.3	5.0	0.6	
Erreur maximale				1.2	0.7	8.9	1.2	
Erreur minimale				0.1	0.0	0.0	0.0	

Tableau VI 7 : ***Recalage 2D des images du fantôme Rando acquises avec le Target View.***

Nous avons pu constater l'importance de l'extraction des structures anatomiques sur les résultats du recalage. Ces expériences démontrent que le recalage en 2D des images du fantôme obtenues avec le SRI-100, le iView et le Portal Vision n'est pas fiable du fait de la qualité de ces images. En revanche, le Target View procure des résultats exploitables avec une précision inférieure au pixel pour les translations dans le plan et inférieure au degré pour la rotation dans le plan lorsque des décalages selon l'axe y ont été simulés. Ces expériences ne nous permettent pas de conclure avec certitude que la précision trouvée est identique pour toutes les transformations dans le plan. Cependant, l'étude du cas simple de recalage du modèle de référence sur lui-même, indique que les résultats ne dépendent pas de la transformation si elle est dans le plan. Ceci laisse à penser que c'est peut être également le cas pour le recalage 2D des images du fantôme. Le cas des rotations hors-plan est différent. Ces rotations introduisent des déformations qui pourraient nuire à la précision de l'algorithme.

L'imprécision sur la translation hors plan devrait être minimisée par l'utilisation de 2 images de champs perpendiculaires lors du recalage 3D. De même, le recalage de deux images devrait améliorer les résultats pour tous les systèmes d'imagerie.

VI.4 Détermination de la position du patient en 3D

Le passage de la 2D à la 3D requiert l'utilisation de deux images obtenues avec des orientations différentes du faisceau. C'est une adaptation de la procédure mise en œuvre pour la 2D prenant en compte plusieurs champs d'irradiation.

Nous verrons les incertitudes liées au matériel occasionnées par l'emploi d'au moins deux champs. Naturellement, ces problèmes étaient déjà présents en 2D mais ils n'avaient pas d'importance. En revanche, il est indispensable de les prendre en compte lorsque l'on passe en 3D. Les conséquences sur la précision de recalage peuvent être notables. Enfin, nous montrerons l'intérêt de notre méthode automatique de vérification de la position du patient avec la présentation des résultats.

VI.4.1 Passage de la 2D à la 3D

Les paramètres de la transformation sont estimés simultanément sur les deux images, sachant que les trois translations leur sont communes dans le repère lié à l'isocentre. Les deux angles mesurés, quant à eux, correspondent aux rotations dans le plan de chacun des champs. L'angle selon l'axe tête pied α ne peut être estimé par cette méthode car c'est l'axe de rotation de tous les champs. La Figure VI 12 nous montre l'incidence des diverses transformations selon l'orientation Θ des faisceaux. Les équations donnant la transformation globale pour Θ=0° et Θ=90° sont respectivement

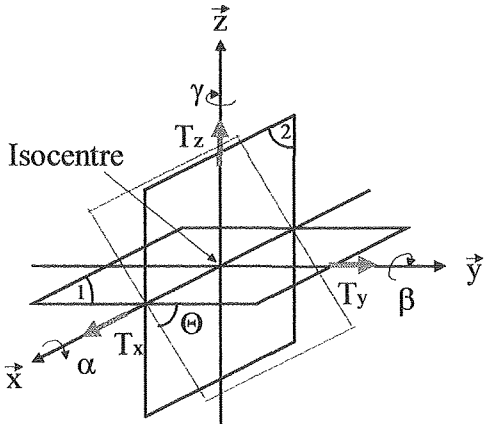


Figure VI 12 : ***Transformations selon la rotation du faisceau.***

$$\begin{bmatrix} \vec{X}_2 \\ \vec{Y}_2 \end{bmatrix} = \frac{DSA}{DSA - T_z} \cdot \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma \\ -\sin\gamma & \cos\gamma \end{bmatrix} \left[\begin{bmatrix} \vec{X}_1 \\ \vec{Y}_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} \right] \quad \text{(VI - 3)}$$

$$\begin{bmatrix} \vec{X}_2 \\ \vec{Y}_2 \end{bmatrix} = \frac{DSA}{DSA - T_y} \cdot \begin{bmatrix} \cos\beta & \sin\beta \\ -\sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix} \left[\begin{bmatrix} \vec{X}_1 \\ \vec{Y}_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ -T_z \end{bmatrix} \right] \quad \text{(VI - 4)}$$

La fonction coût en 3D est la somme des fonctions coûts calculées sur les deux images. L'optimisation des paramètres de rotation et de translation est effectuée, comme pour la 2D, avec l'algorithme génétique.

VI.4.2 Incertitudes liées au matériel

La détermination de la position du patient en 3D soulève un certain nombre de problèmes liés aux incertitudes de positionnement des divers éléments du matériel de référence, d'irradiation et d'acquisition des images. Dans le Chapitre IV (Tableau IV.8), nous avons montré les différences de positionnement non négligeables, des champs à 0° et à 90° pour tous les systèmes d'imagerie. La Figure VI 13 montre les écarts moyens représentatifs des différents systèmes.

Des imprécisions sur la rotation du bras (±0.1° à ±0.25° selon l'appareil) et la position de l'isocentre (±1 mm à ±1.5 mm selon l'appareil) entraînent des erreurs systématiques non corrigibles lors de l'exploitation des images. Il faut en tenir compte dans l'évaluation de l'incertitude du recalage. En revanche, la rotation du collimateur, la taille du champ et la position du système d'imagerie peuvent être estimés de façon globale.

Nous devons accorder une attention particulière à la mesure des déplacements des champs par rapport à leur référence. Il est absolument nécessaire que les deux champs évalués soient dans le même repère, faute de quoi la correspondance entre les translations communes ne serait pas vérifiée. Il n'est pas possible de faire la distinction entre la rotation de l'image du champ et une rotation du collimateur, sachant

que les rotations mesurées sont une combinaison de ces deux rotations et du positionnement du patient (Figure VI 14).

Si l'orientation du collimateur est mauvaise, les rotations des structures anatomiques par rapport au champ seront aberrantes pour la détermination de la position en 3D. En effet, la trajectoire des faisceaux ne sera plus correcte comme l'illustre la Figure VI 15. Par conséquent, la rotation du collimateur engendre aussi une augmentation de l'incertitude du recalage en 3D.

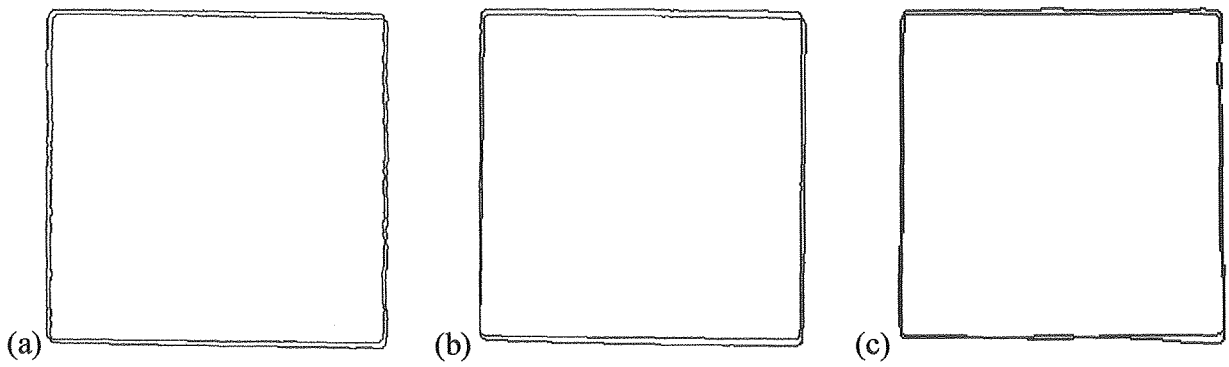


Figure VI 13 : ***Ecart de positionnement entre les champs à 0° et à 90°. (a) iView. (b) Target View. (c) Portal Vision.***

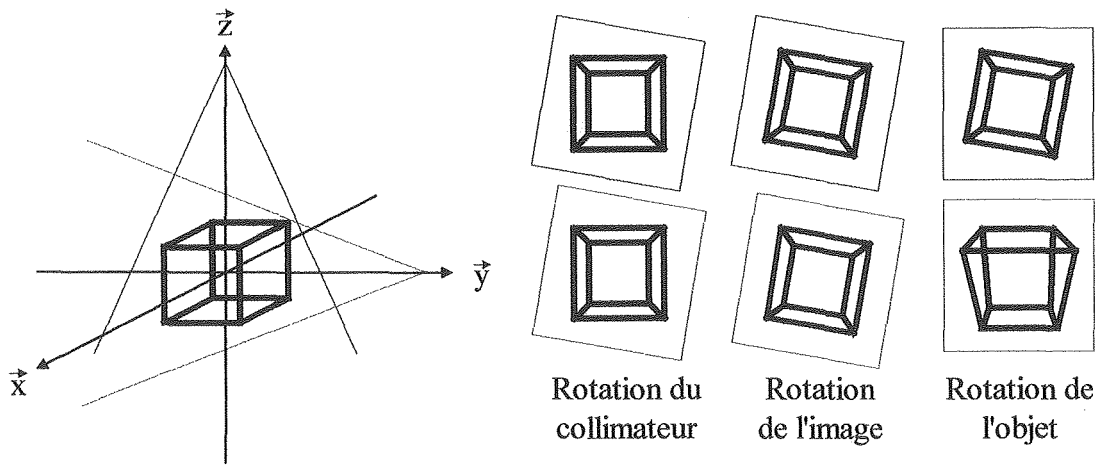


Figure VI 14 : ***Rotations possibles du champ et de l'objet.***

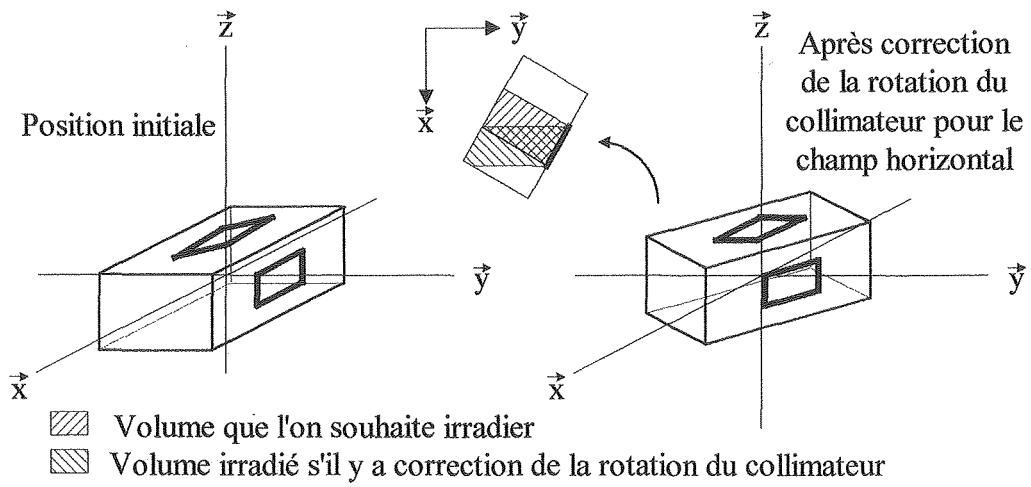


Figure VI 15 : ***Erreur de trajectoire d'un faisceau introduite par la correction d'une rotation de collimateur dans un autre plan.***

VI.4.3 Résultats du recalage en 3D des images de traitement et de référence

Pour les images du fantôme Rando, nous avons utilisé la même procédure de test que pour le recalage 2D. Les modèles de référence sont extraits manuellement à partir des images des maxima locaux pour les deux champs. Les images portales sont segmentées automatiquement et présentent des décalages connus du fantôme en 3D. Les rotations n'ont pas été simulées dans cette étude car elles sont très difficiles à produire de façon précise. Nous disposition de simples réglets fixés au fantôme. Un système de repérage lié au fantôme plus sophistiqué et précis sera nécessaire à la poursuite de ces travaux.

Une deuxième partie des résultats concerne les mesures effectuées sur les images réelles de patients. Cette seconde partie mènera à la conclusion générale de notre étude.

VI.4.3.1 Fantôme

Nous ne disposons pas d'images à 90° du SRI-100, du fait de son remplacement par le système iView. Nous passons donc directement aux résultats du recalage en 3D des images du iView. Le recalage échoue comme en 2D. Nous sommes pratiquement certain que la segmentation n'est pas responsable des échecs car elle est meilleure que pour les autres systèmes. Nous pensons que le paramétrage de l'algorithme n'est pas adapté à ces images dont la taille est importante en comparaison avec celles des images des autres systèmes d'imagerie. Faute de temps, nous ne sommes pas parvenus à un résultat.

Le Tableau VI 8 regroupe les résultats obtenus avec les images du Target View. Les erreurs maximales ont diminué par rapport à la 2D. Elles sont inférieures au pixel (0.54×0.54 mm²) pour les translations en x et en y et inférieures à 1 ° pour la rotation γ dans le plan à 0°. Nous sommes également parvenus au résultat escompté pour la précision de la translation selon l'axe z. La moyenne des erreurs passe de 2.4 mm en 2D à 0.1 mm en 3D et l'erreur maximale de 8.9 mm à 3.4 mm. Cependant, les erreurs commises sur la translation selon l'axe z restent encore élevées et la rotation β dans le plan à 90° est imprécise. Nous pensons que cela est dû au manque de structures disponibles dans les champs latéraux.

Valeurs simulées (mm)					Valeurs estimées (mm)					
T_x	T_y	T_z	β(°)	γ(°)	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\beta}$ (°)	$\hat{\gamma}$ (°)	FC
1	-7	1	0	0	0.8	-6.5	0.5	1.0	-0.7	1.1914
-8	-3	-9	0	0	-7.8	-2.8	-10.5	0.9	-0.1	1.2504
8	10	3	0	0	8.3	9.8	6.4	1.5	-0.5	1.2481
-4	-4	-1	0	0	-3.9	-4.0	-1.0	-0.1	0.0	1.2018
-4	1	0	0	0	-4.1	1.1	-0.1	-1.4	-0.4	1.2371
5	-10	-3	0	0	4.5	-9.6	1.8	0.1	-0.3	1.2450
9	-1	-2	0	0	8.9	-1.2	-3.0	-0.3	-0.5	1.2054
Moyenne des erreurs				3D	0.0	0.2	-0.1	0.3	-0.3	
				2D	0.1	-0.1	2.4		0.1	
Ecart type des erreurs				3D	0.3	0.3	1.6	1.0	0.2	
				2D	0.5	0.3	5.0		0.6	
Erreur maximale				3D	0.5	0.5	3.4	1.5	0.7	
				2D	1.2	0.7	8.9		1.2	
Erreur minimale				3D	0.1	0.0	0.0	0.1	0.0	
				2D	0.1	0.0	0.0		0.0	

Tableau VI 8 : ***Recalage 3D des images du fantôme Rando acquises avec le Target View.***

Les résultats pour le Portal Vision montrent que la moyenne des erreurs des trois translations est identique et inférieure au pixel (0.85×0.85 mm²). Les écarts type sont plus élevés que les moyennes, ce qui

traduit une variation importante des erreurs selon les images. Ces variations sont dues à la présence de la raquette dans les images. Les erreurs maximales sont inférieures au pixel pour toutes les translations et inférieures à 1.6° pour les rotations dans les plans à 0° et 90°.

Valeurs simulées (mm)					Valeurs estimées (mm)					
T_x	T_y	T_z	β(°)	γ (°)	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\beta}$ (°)	$\hat{\gamma}$ (°)	FC
0	1	0	0	0	0.3	1.4	-0.6	0.2	0.0	1.3007
0	3	0	0	0	-0.7	2.9	0.3	0.4	0.3	1.2436
0	5	0	0	0	-0.2	5.0	0.2	0.1	0.1	1.2296
0	7	0	0	0	-0.3	6.4	-0.1	-0.2	-0.3	1.2555
0	9	0	0	0	-0.3	8.1	0.1	0.4	-0.5	1.2162
5	4	5	0	0	5.2	4.4	5.0	-0.9	1.6	1.2912
8	0	5	0	0	7.5	-0.7	4.7	-0.6	-0.1	1.2928
				3D	0.2	0.2	0.1	0.1	-0.2	
Moyenne des erreurs				2D	0.4	0.1	5.5		-0.2	
				3D	0.4	0.5	0.3	0.5	0.7	
Ecart type des erreurs				2D	0.3	0.6	4.0		0.2	
				3D	0.7	0.7	0.6	0.9	1.6	
Erreur maximale				2D	0.8	0.5	8.3		0.3	
				3D	0.2	0.0	0.0	0.1	0.0	
Erreur minimale				2D	0.0	0.4	2.6		0.0	

Tableau VI 9 : ***Recalage 3D des images du fantôme Rando acquises avec le Portal Vision.***

Tous les systèmes témoignent d'une augmentation importante de la précision de la mesure de la translation selon l'axe z, grâce à l'utilisation de deux images. Et contrairement au recalage en 2D, toutes les images testées (14 images) ont été recalées avec succès. Le taux de réussite est donc de 100% pour le fantôme.

La fiabilité des résultats ne dépend pas de l'importance du décalage, mais de la qualité des images et de la segmentation qui en résulte. Nous avons constaté que les champs latéraux ne fournissent pas beaucoup d'information utile au recalage et que la raquette sur les images du Portal Vision est susceptible de faire échouer l'estimation des paramètres de translation et de rotation.

La précision des mesures en mm dépend bien évidemment de la taille des pixels. Plus les pixels sont petits plus la précision est importante. Au vu des différents résultats et des incertitudes liées à la position des champs et du fantôme, nous pouvons conclure que l'incertitude de notre algorithme pour le recalage en trois dimensions est inférieure au **pixel** en translation et inférieure à **1°** en rotation, s'il n'y a pas de rotation hors-plan.

Il sera très important pour la validation complète de notre algorithme de tester les effets des rotations hors-plan sur la précision du recalage. Une solution aux problèmes engendrés par les déformations des structures anatomiques, très utilisée dans les travaux récents, est le calcul d'un ensemble de DRRs simulant des rotations hors-plan [44][54][67][159][167][188]. La réponse de la fonction coût est optimale pour les deux DRRs correspondant aux rotations hors-plan présentes.

VI.4.3.2 Patient

Pour l'étude du recalage en 3D des images de patients, nous avons utilisé les DRRs. Ce choix est fondé sur le fait que, pratiquement tous les contours d'intérêt sont visibles en intégralité sur les DRRs des

champs antérieurs et postérieurs, et retrouvés par la segmentation que nous avons proposée, mis à part les parties cachées par le produit de contraste. De plus, les DRRs représentent la position exacte du patient à partir de laquelle la dosimétrie a été effectuée, puisqu'elles proviennent de l'examen scanner. Le modèle patient de référence pour les champs antérieurs et postérieurs est obtenu automatiquement par la procédure de segmentation bas niveau et haut niveau décrite dans le chapitre V. En revanche, la segmentation haut niveau des champs latéraux n'ayant pas encore été étudiée en détail, nous ne pouvons l'utiliser pour le moment. Nous avons repéré les têtes fémorales et les cotyles manuellement, ce qui a parfois été difficile à cause du produit de contraste. Nous ne conservons du modèle de référence que les parties correspondant aux champs irradiés afin de limiter le nombre de faux contours dans les images de simulation et dans les images de traitement.

Les résultats du recalage automatique en trois dimensions appliqué aux images cliniques ont été vérifiés visuellement à l'aide de la superposition des champs irradiés et des modèles de références recalés, ainsi que des images segmentées des champs irradiés et des modèles de référence recalés. Le Tableau VI 10, que nous allons commenter, regroupe toutes les mesures effectuées sur les images des patients. Les valeurs sûres sont grisées et les valeurs fausses ne sont pas indiquées. Les valeurs non grisées sont incertaines.

La Figure VI 16, la Figure VI 17, la Figure VI 18 et la Figure VI 19 montrent des exemples de recalage pour les deux premiers patients. Tous les autres résultats peuvent être consultés en annexe D.

Sur les Figures VI 16 à VI 19 nous voyons la superposition des images portales et du modèle de référence. Le positionnement des structures sur les champs postérieurs est facile à juger dans la plupart des cas, sauf si les structures sont déformées par la raquette ou si les poches d'air empêchent l'extraction de la symphyse pubienne ou des branches iliopubiennes. Pour les champs latéraux une erreur est très difficile à détecter, en particulier s'il s'agit d'une rotation car les structures ont une forme circulaire et les champs ne contiennent pas les contours d'intérêt en entier.

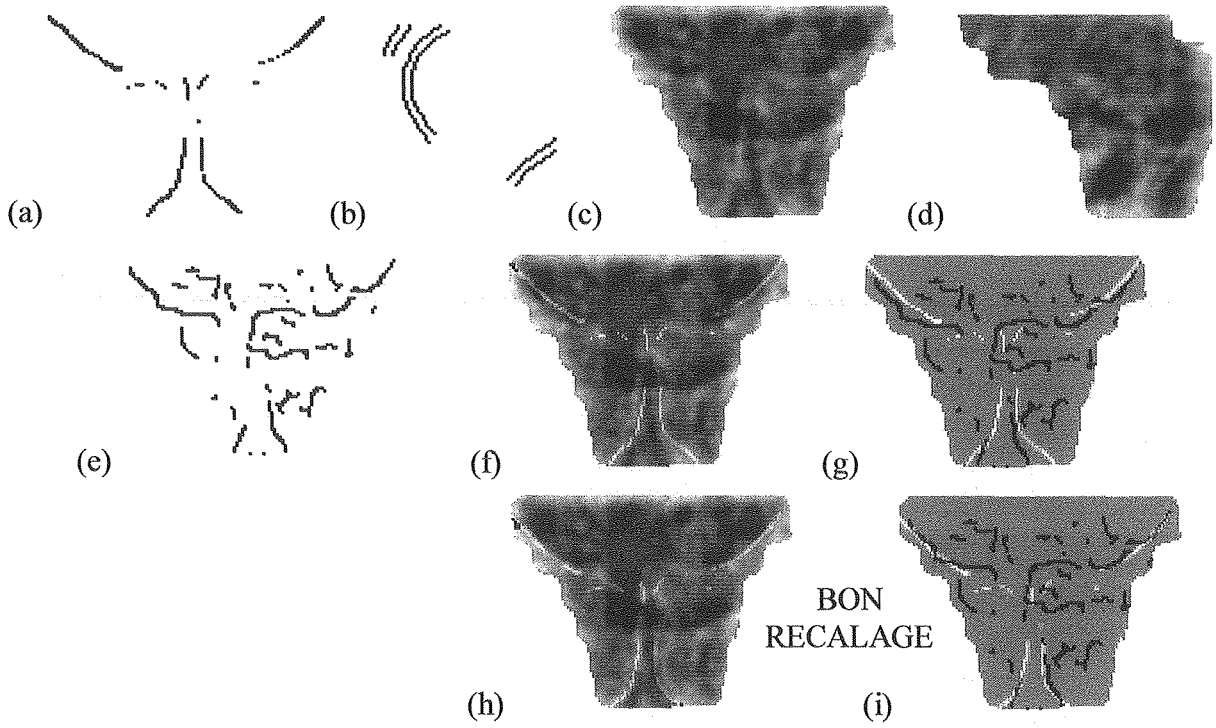


Figure VI 16 : ***Patient 1 : (a) modèle de référence du champ postérieur, (b) modèle de référence du champ latéral, (c) champ irradié postérieur, (d) champ irradié latéral, (e) segmentation de c, (f) superposition de a et c avant recalage, (g) superposition de a et e avant recalage, (h) superposition de a et c après recalage, (i) superposition de a et e après recalage.***

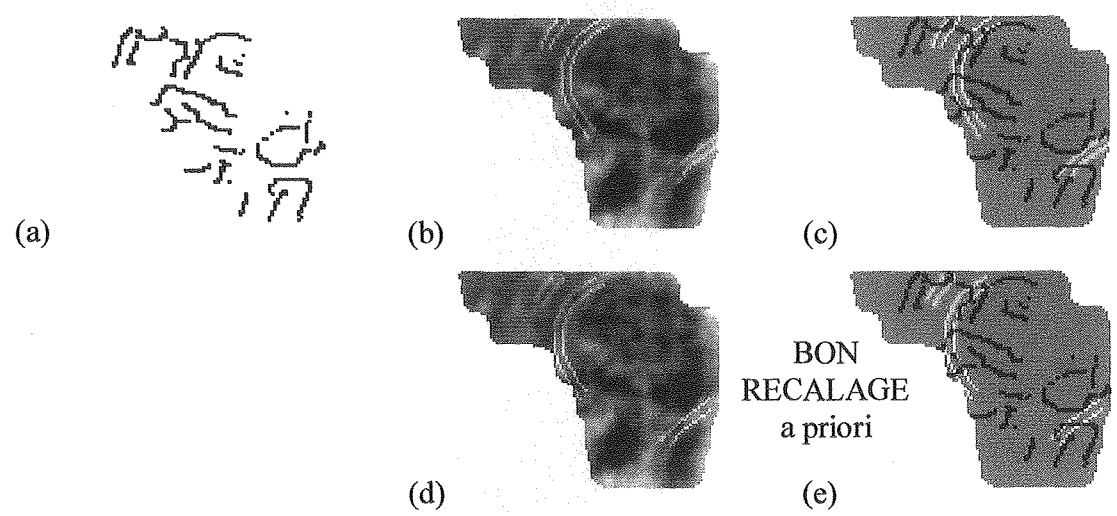


Figure VI 17 : ***Patient 1 : (a) segmentation de Figure VI 16 b, (b) superposition de Figure VI 16 b et Figure VI 16 d avant recalage, (c) superposition de Figure VI 16 b et a avant recalage, (d) superposition de Figure VI 16 b et Figure VI 16 d après recalage, (e) superposition de Figure VI 16 b et a après recalage.***

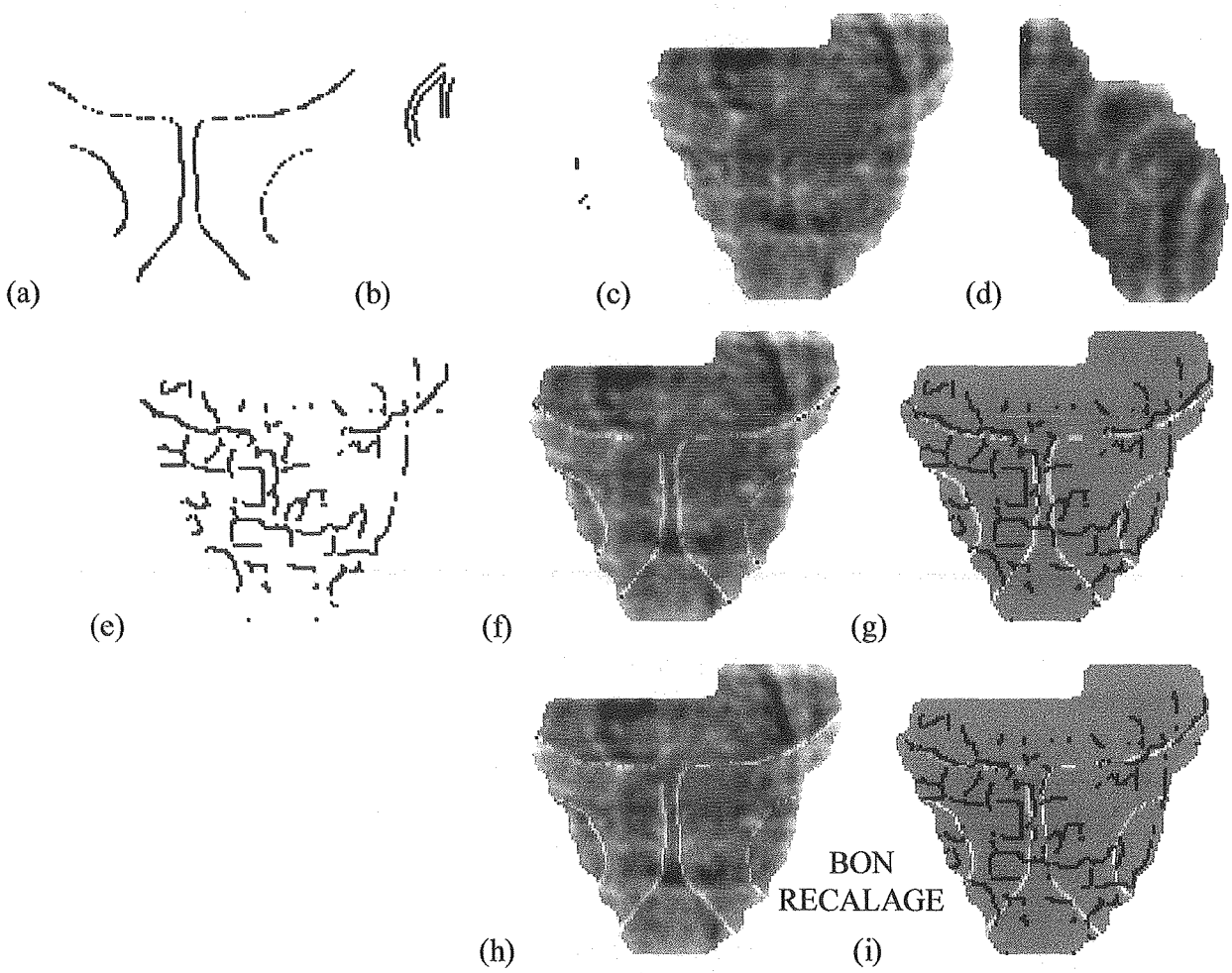


Figure VI 18 : ***Patient 2 : (a) modèle de référence du champ postérieur, (b) modèle de référence du champ latéral, (c) champ irradié postérieur, (d) champ irradié latéral, (e) segmentation de c, (f) superposition de a et c avant recalage, (g) superposition de a et e avant recalage, (h) superposition de a et c après recalage, (i) superposition de a et e après recalage.***

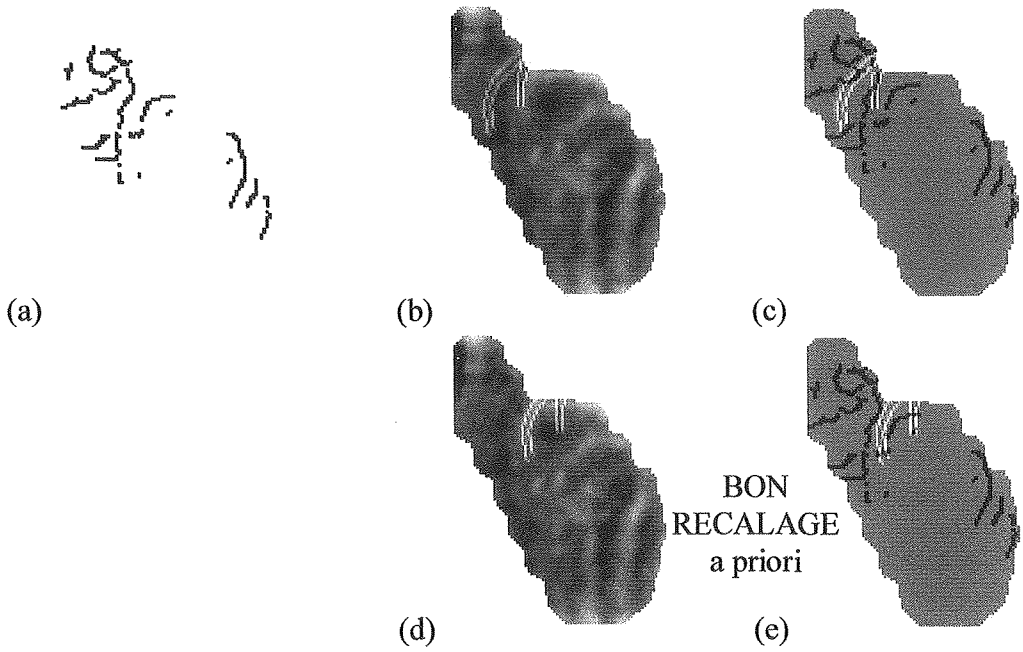


Figure VI 19 : ***Patient 2 : (a) segmentation de Figure VI 18 b, (b) superposition de Figure VI 18 b et Figure VI 18 d avant recalage, (c) superposition de Figure VI 18 b et a avant recalage, (d) superposition de Figure VI 18 b et Figure VI 18 d après recalage, (e) superposition de Figure VI 18 b et a après recalage.***

Le recalage des paires d'images **1**, **2** et **4** du **patient 1** semble juste, mis à part peut être une petite incertitude sur la rotation β dans le plan latéral.

Le recalage de la paire d'images **3** du **patient 1** est juste pour le champ postérieur, mais a échoué pour le champ latéral. La translation T_z n'a pas été correctement estimée en raison du manque d'information fournie par la segmentation du champ latéral (Figure VI 20).

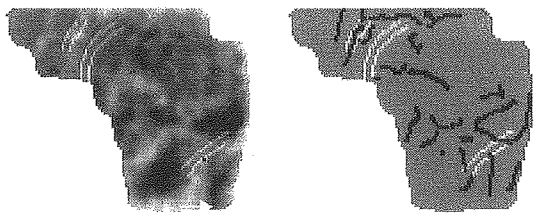


Figure VI 20 : ***Erreur d'estimation de la translation selon l'axe z.***

Le recalage du champ postérieur des paires d'image n° **1** et **2** du **patient 2** est correct. Pour le champ latéral, nous retrouvons l'incertitude sur la rotation β.

Le recalage de la paire d'images **3** du **patient 3** a totalement échoué à cause de la présence d'une poche d'air responsable d'une mauvaise segmentation (Figure VI 21).

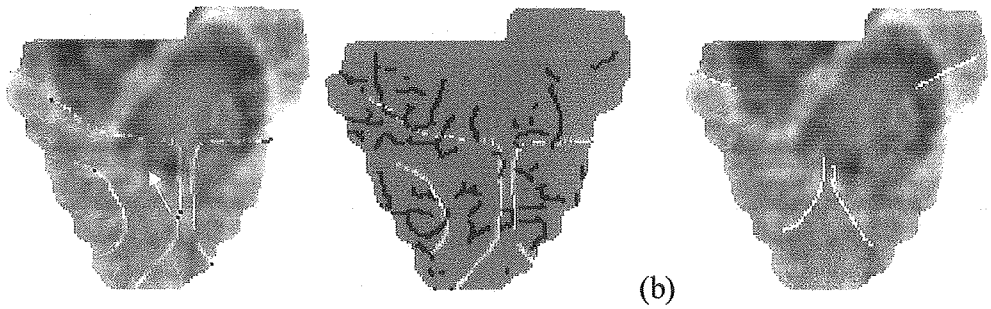


Figure VI 21 : ***(a) Recalage obtenu. (b) Position réelle des structures repérée manuellement.***

Le recalage de la paire d'images **1** du **patient 3** pose problème. Nous pouvons dire que la rotation β et les translations selon les axes x et z sont correctes à juger par le champ latéral (Figure VI 22 a). Néanmoins, il nous est impossible de certifier si le recalage du champ postérieur est un échec ou non. Il semblerait que de la rotation γ soit fausse et que la translation T_y soit plus ou moins juste. Les difficultés proviennent des déformations apportées par la raquette sur les contours et aussi de la prédominance des contours de la raquette. Très peu d'indices permettent de conclure. Dans ce cas, un recalage manuel est tout aussi incertain que le recalage automatique.

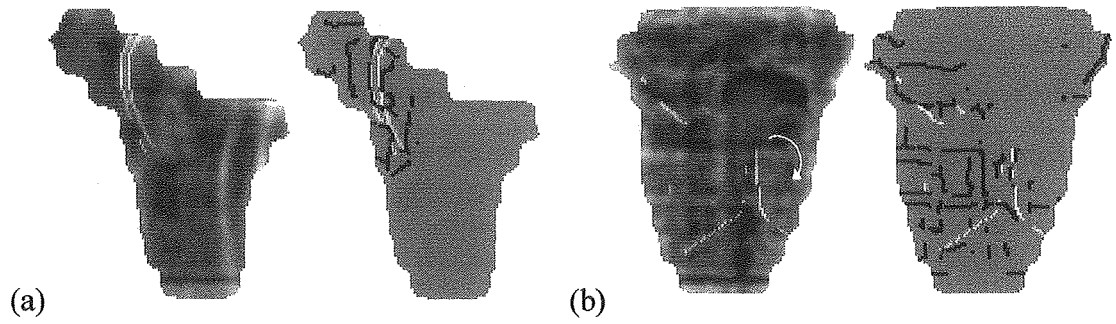


Figure VI 22 : ***(a) Recalage du champ latéral correct. (b) Echec du recalage du champ postérieur.***

Le recalage de la paire d'images **2** du **patient 3** est correct. Nous pouvons considérer que les valeurs de tous les paramètres estimés sont fiables.

Le recalage du champ postérieur de la paire d'images **3** du **patient 3** est un échec (Figure VI 23 b). Il est intéressant de noter qu'avant le recalage la position du patient était presque correcte (Figure VI 23 a), ce qui signifie que la position réelle du patient ne correspond pas à au minimum de la fonction coût. L'échec n'est pas dû à une défaillance du processus d'optimisation. Pour ce qui est du champ latéral, les structures de référence sont bien orientées et bien positionnée en y, mais la position en x est fausse à cause du champ postérieur (Figure VI 23 c). Ceci rend les valeurs estimées de T_z et β incertaines.

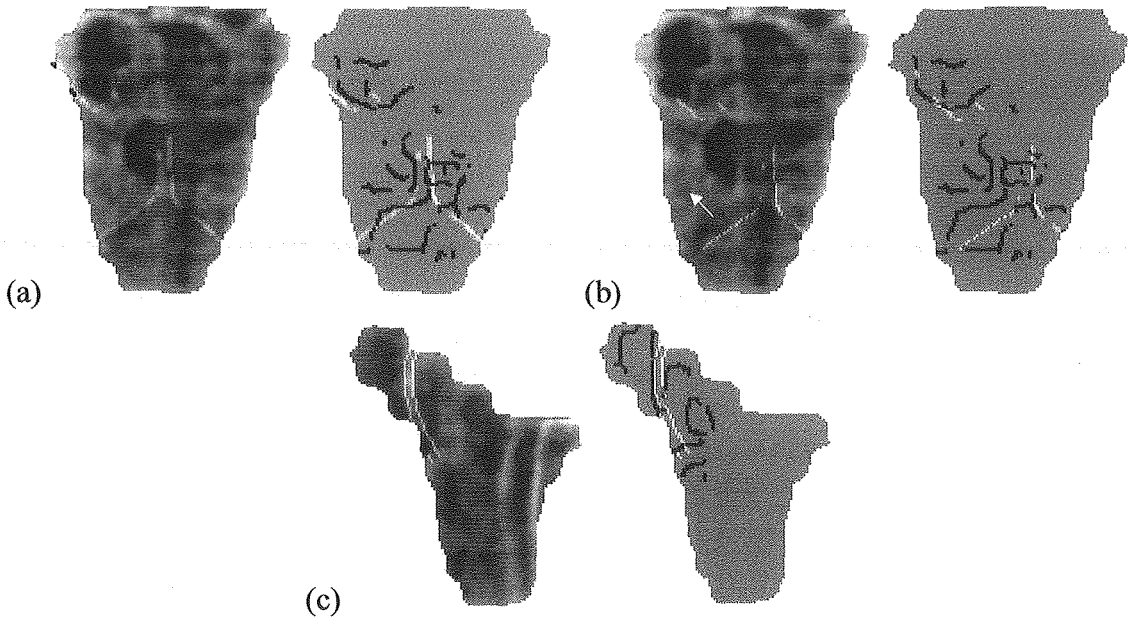


Figure VI 23 : ***(a) Avant recalage du champ postérieur. (b) Recalage du champ postérieur, (c) Recalage du champ latéral.***

La segmentation des paires d'images **1** et **2** du **patient 4** et des paires d'images **1**, **2** et **3** du **patient 5** est inexploitable. Trop peu de structures d'intérêt ont été extraites. De plus, du fait de la présence de produit de contraste, il manque beaucoup d'information au niveau des branches iliopubiennes et de la

symphyse pubienne sur les modèles postérieurs de référence. De manière générale, ces images sont illisible même pour un expert qui ne saurait effectuer un recalage manuel.

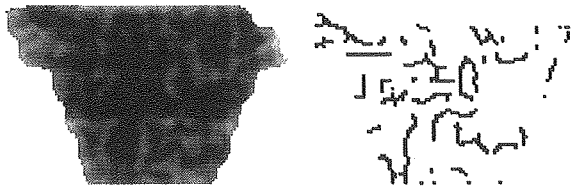


Figure VI 24 : *Champ inexploitables.*

Patient	Image	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	FC
		Pixel			(°)	(°)	mm			
Patient 1	1	-0.89	-0.04	-0.32	2.5	0.6	-0.8	0.0	-0.3	1.0733
	2	3.39	-1.35	-1.94	2.6	-1.0	2.9	-1.2	-1.7	1.1617
	3	4.31	-2.55	-	0.1	1.0	3.7	-2.2	-	1.1409
	4	1.69	-0.16	2.94	1.3	-0.6	1.4	-0.1	2.5	1.1310
Patient 2	1	-1.32	-0.64	-13.12	-0.8	-0.5	-1.1	-0.5	11.2	1.2514
	2	-10.34	3.79	-5.87	0.3	-1.6	-8.8	3.2	5.0	1.1262
	3	-	-	-	-	-	-	-	-	1.2870
Patient 3	1	5.00	9.81	-6.99	1.6		4.3	8.3	-5.9	1.0859
	2	1.53	2.49	-5.11	0.3	2.9	1.3	2.1	-4.3	0.9718
	3	-	-	-3.54	0.5	-	-	-	-3.0	1.0306
Patient 4	1	-	-	-	-	-	-	-	-	1.2497
	2	-	-	-	-	-	-	-	-	1.2716
Patient 5	1	-	-	-	-	-	-	-	-	1.2187
	2	-	-	-	-	-	-	-	-	1.2355
	3	-	-	-	-	-	-	-	-	1.1897

Tableau VI 10 : *Décalages mesurés sur les patients.*

Il est difficile de porter un jugement sur les résultats du recalage des champs latéraux, compte tenu de l'absence de structures anatomiques fiables hormis les cotyles et les têtes fémorales. Cependant, le recalage permet une mesure juste de la translation selon l'axe z. La translation selon l'axe x étant déterminée par le champ postérieur, seule la rotation β dans le plan du champ latéral est souvent incertaine. Cette incertitude sur β peut parfois aussi entraîner une incertitude sur T_z.

Le recalage des champs postérieurs est fiable, mis à part si un manque trop important de structures à recaler est à déplorer. Si nous ne considérons pas les patients 4 et 5 pour lesquels aucune image n'est exploitable, le manque d'indices anatomiques sur les champs postérieurs c'est produit 2 fois sur 10, dont une fois à cause de la raquette. Nous rappelons qu'une mauvaise segmentation peut être due à la présence d'une poche d'air ou à la raquette sur les images du Portal vision.

Le recalage en trois dimensions des images des patients révèle des décalages non négligeables des patients. Nous vérifions bien qu'il s'agit d'erreurs aléatoires pouvant atteindre 11.2 mm et 2.6°.

Du point de vue de la faisabilité du recalage, c'est-à-dire lorsque la segmentation extrait correctement les contours d'intérêts, le taux de réussite est de 100%. Du point de vue du nombre d'images réellement recalées, le taux de réussite dépend du patient et non de la procédure d'optimisation qui ne semble pas

tomber dans des minima locaux. Pour le premier patient toutes les images ont été recalées de façon fiable. Pour le second patient, une poche d'air sur une image a compromis le recalage d'une paire d'images. Une paire d'images du patient 3 est inexploitable. Toutes les images des patients 4 et 5 ne sont pas utilisables. Le taux de recalages fiables pour les cinq patients est de **50%**, et par conséquent 50% des images sont inexploitables du fait de manque d'information qu'elles contiennent.

Un test complémentaire a été réalisé sur la paire d'image 1 du patient 1. Il consiste à décaler le modèle de référence pour simuler un déplacement connu du patient. Les résultats recueillis dans le Tableau VI 11 sont des valeurs relatives déterminées avec les paramètres de recalage obtenus sans simulation de déplacement. Nous pouvons ainsi vérifier que le recalage est reproductible et indépendant de la position du modèle de référence. L'erreur maximale est de 0.3 pixel en translation et de 1.5° en rotation. La moyenne des erreurs sur les cinq essais est de 0.1 pixel et 0.5°.

Valeurs simulées (pixel)					Valeurs estimées (pixel)					
T_x	T_y	T_z	β(°)	γ(°)	$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{T}_z$	$\hat{\beta}$ (°)	$\hat{\gamma}$ (°)	FC
2	3	1	0	0	2.0	3.0	0.9	0.3	0.3	1.0717
8	7	5	0	0	8.0	7.0	5.2	0.0	0.3	1.0729
6	4	9	0	0	5.7	4.0	9.0	1.5	0.3	1.0665
1	1	1	0	0	0.9	1.0	1.0	1.5	0.1	1.0698
5	10	2	0	0	5.1	10.0	2.0	0.0	0.3	1.0736

Tableau VI 11 : ***Recalage d'images de patients pour des décalages simulés.***

Le temps de calcul est d'environ **3h 30min** pour une image 200×200 sur Matlab avec un Pentium 400 MHz. L'estimation de ce temps pour une programmation en C est d'environ 2 à 3 min. Dans un premier temps, une durée de l'ordre de la minute serait acceptable en clinique. L'optimisation de l'algorithme et l'évolution des calculateurs rend donc envisageable son utilisation en clinique.

VI.5 Conclusion

La position des patients est déterminée par le recalage des structures anatomiques de référence et de traitement obtenues lors de la segmentation des images. Nous utilisons un recalage rigide des formes optimisé par un algorithme génétique. La fonction coût est basée sur celle du modèle déformable pour laquelle tous les paramètres de déformation sont nuls.

Le recalage en 2D est très sensible à la translation hors-plan. Seules les images du fantôme Rando obtenue avec le système Target View ont été recalées avec succès. Nous en concluons que la segmentation des images du fantôme ne permet pas le recalage en 2D pour le SRI-100, le iView et le Portal Vision. L'incertitude du recalage des images du fantôme Rando acquises avec le Target View est de l'ordre du pixel pour les translations dans le plan et inférieure à 1° pour la rotation dans le plan, lorsque des décalages selon l'axe y ont été simulés.

Le recalage en 3D améliore les performances de la vérification de la position du fantôme. Pour tous les systèmes d'imagerie, les erreurs maximales ne dépassent pas un pixel en translation et 1.5° en rotation dans le plan. L'effet des rotations hors plan n'a pas été étudié. La moyenne des erreurs sur quatorze expériences est inférieure à 0.4 mm pour les trois translations et inférieure à 0.4° pour les deux rotations dans le plan des champs. La qualité du recalage dépend directement de la qualité des images portales, dont dépend l'extraction des structures anatomiques.

Les résultats obtenus pour le recalage en 3D des images de patients sont fiables, bien que ne pouvant être vérifiés que de manière subjective par un expert. Nous pouvons remarquer que les erreurs de posi-

tionnement sont de nature aléatoire et peuvent être importantes parfois. L'échec de l'estimation des paramètres de translation et de rotation est dû à une mauvaise segmentation, liée à la présence de poches d'air ou de la raquette, et dépend pour cela du patient. Les résultats des tests quantitatifs réalisés sur une image montrent que le recalage d'un patient devrait être au moins aussi précis que celui du fantôme.

Le recalage des images de patients en 3 dimensions représente le terme de nos travaux et valide toute la méthodologie que nous avons employée pour y aboutir.

Conclusion générale et perspectives

Nous avons mis au point un algorithme totalement automatique de vérification de la position d'un patient à partir d'images portales de contrôle et d'images de simulation dans le cadre du contrôle de la qualité des traitements en radiothérapie externe. Les images de simulation montrent l'emplacement de référence des structures anatomiques par rapport au champ d'irradiation, et en particulier à ses limites, tandis que les images portales témoignent de la localisation réelle de l'irradiation.

Après la superposition des bords des champs de référence et de traitement, le recalage des figures anatomiques présentes dans les deux champs permet de mesurer le défaut de positionnement du patient.

La qualité médiocre des images portales compromet l'automatisation totale de cette tâche. C'est pourquoi, une des étapes importante de notre algorithme est l'**amélioration de la qualité des images portales**, dans le but de favoriser la segmentation des repères anatomiques. Nous réalisons une série de filtrages destinés à la suppression des variations dans le fond des images, une réduction du bruit et une restauration. Nous avons obtenu une augmentation du rapport signal sur bruit de l'ordre de **50**. Le nombre de segments extraits appartenant réellement à une structure passe en moyenne de 30% à **60%**. Le temps de calcul sur Matlab est de **quelques minutes** avec un Pentium à 400 MHz. Ces procédures ne doivent être appliquées que sur les points appartenant au champ irradié car le contraste entre le fond et le champ masque les faibles variations à l'intérieur du champ. Il est donc nécessaire de délimiter le champ de traitement au préalable.

La première étape de notre algorithme consiste à **extraire** les **bords du champ de traitement**. Ces bords sont fournis par une détection de contour avec l'opérateur de Deriche et un suivi de contour sur les images brutes. Le taux de réussite est de **100%**, pour un temps de calcul d'environ **30s à 1 min**.

La **conformité** à la référence de la **forme du champ** ainsi extrait, doit être vérifiée. Le contrôle est effectué par l'intermédiaire de critères de taille et de forme. Des erreurs de **1 à 3%** sont détectées en **quelques secondes**.

Vient ensuite l'étape de **recalage des bords du champ de référence et de traitement** permettant la définition du repère commun entre les deux images. Les bords des deux champs sont recalés par la méthode "chamfer matching". La méthode d'optimisation employée est le simplexe. La précision obtenue est de **0.1 à 0.2 pixel** en translation, **0.04°** en translation et **0.001%** en échelle. Le temps de calcul est de **quelques minutes**.

Une nouvelle étape de notre algorithme correspond à l'**extraction des structures anatomiques de référence**. Une détection des contours toujours avec l'opérateur de Deriche, une détermination des maxima locaux du gradient et un suivi de contour permettent l'obtention de segments parmi lesquels seront retenus ceux correspondant à des formes recherchées spécifiques à la zone anatomique traitée. Les formes recherchées sont modélisées sous forme d'images binaires et subissent un recalage déformable sur l'image des segments. Nous utilisons un algorithme génétique pour l'optimisation de ce recalage. Les formes recherchées sont bien retrouvées après **7h 30min** de calcul.

Les structures anatomiques de traitement sont **extraites** de la même manière que précédemment. La sélection des segments susceptibles d'appartenir à une structure est faite par l'élimination de tous les points situés en dehors d'un intervalle autour de la position de référence déterminée ci-dessus et de tous les points pour lesquels la transition des niveaux de gris (foncé à clair ⇨ fond à os) n'est pas correcte. La segmentation prend **quelques minutes**.

L'étape finale de notre algorithme est la détermination de la position du patient en 3D par le **recalage des structures anatomiques** détectées sur les images de traitement et de simulation. Le recalage en 3D utilise le recalage de deux paires d'images en 2D. Il s'agit d'un recalage rigide optimisé avec l'algorithme génétique. Nos expérimentations ont été menées sur des images correspondant à des déplacements réels et connus du fantôme anthropomorphique, ainsi que sur un cas réel de patient à l'aide de déplacements simulés. Les rotations hors-plan n'ont pas pu être testées dans cette étude. La moyenne sur quatorze expériences des erreurs commises lors du recalage en trois dimensions d'images est inférieure au **pixel** pour les trois translations et inférieure à **1°** pour les rotations dans les plans des champs à 0° et 90°. Les erreurs maximales sont inférieures à **1 mm** en translation et à **1.5°** en rotation. Le temps de calcul est de **3h 30min** pour un taux de réussite avoisinant les **100%**.

La précision des mesures de la position d'un patient est globale et tient compte de toutes les incertitudes de positionnement des champs et du fantôme. Elle est indépendante de l'ampleur du décalage. Les valeurs obtenues sont très satisfaisantes compte tenu des corrections réalisables sur la machine de traitement. D'autre part, les échecs subis pour les images de certains patients sont dus au manque d'information disponible dans le champ irradié et non à la procédure d'optimisation qui est très robuste vis à vis des minima locaux. L'une des seules solutions possibles pour augmenter le taux de patients dont les images sont utilisables est de supprimer la raquette. Il est très important de bien prendre en considération que l'automatisation de la vérification de la position du patient impose des contraintes sur l'acquisition des images. De manière générale, l'ajout de tout type de marquage doit être évité afin de ne pas perturber les traitements informatiques. Les premiers résultats qualitatifs et quantitatifs sur des images de patients semblent démontrer l'intérêt, l'efficacité et la reproductibilité de notre méthode.

Le principal but de notre recherche a été atteint. Nous sommes parvenus à traiter de manière totalement automatique des images d'aussi mauvaise qualité que les images portales, sachant qu'à notre connaissance toutes les études basées sur une segmentation demande une sélection manuelle des structures anatomiques. C'est en nous basant sur la littérature pour élaborer notre algorithme que nos apports ont permit la réalisation d'un outil plus performant. Toute l'originalité de notre méthode repose sur l'amélioration significative de la qualité des images portales, la modélisation des formes à rechercher dans les images et l'introduction de connaissance a priori dans les fonctions coût. Nous avons abouti à l'automatisation de la segmentation automatique des images portales par la mise en valeur de l'information anatomique présente dans les champs irradiés et l'élimination d'une partie du bruit et des artefacts grâce à la connaissance a priori de l'information recherchée. Le recalage des structures anatomiques est

également amélioré par cette connaissance a priori puisque pratiquement tous les segments extraits des images de simulation sont des repères fiables. La méthode chamfer matching, très employée dans le cadre des images portales, a été améliorée pour la rendre plus robuste aux erreurs d'orientation et de type de transition.

Il est intéressant de noter que les méthodes de recalage rigide et déformable peuvent être appliquées à tout type d'images contrairement à l'amélioration de la qualité des images et à la segmentation spécifiquement conçues pour les images de radiothérapie. Nous avons montré l'efficacité des algorithmes génétiques pour l'optimisation d'une fonction coût dans les conditions défavorables de non dérivabilité, non continuité, non convexité, non linéarité et multimodalité. Les algorithmes génétiques évitent bien les minima locaux contrairement au simplexe ou Powell qui échouent parfois. Ces algorithmes pourraient apporter des réponses à des problèmes d'optimisation complexes quand d'autres méthodes échouent.

De plus, nous avons pu remarquer que même dans des thèses très récentes, le travail était qualifié de préliminaire ou étude de faisabilité et ne présentait pas de résultats sur des images réelles de patient. Parfois même, le fantôme utilisé n'était pas un fantôme anthropomorphique, ce qui à notre sens ne présente pas d'intérêt car il ne simule pas les conditions réelles. Nous considérons notre contribution non comme une étude de faisabilité mais comme une évolution vers une solution utilisable en clinique. Bien entendu, plusieurs aspects de notre méthode doivent faire l'objet de travaux plus poussés comme le recalage de modèle déformable sur les images de simulation et peut être aussi la segmentation des images portales. Le recalage de modèles déformables s'est montré performant au niveau du pelvis de face, mais nécessite un approfondissement. La généralisation à d'autres formes et le choix de l'initialisation des paramètres pour chacune nécessite pour l'avenir une grande somme de travail et d'expérimentation. La segmentation des images portales, quant à elle, peut sans doute être améliorée. Notre technique présente l'inconvénient de ne pas permettre l'estimation de la rotation α selon l'axe de rotation du bras de l'accélérateur. L'utilisation d'une image de référence 3D ou d'un ensemble de DRRs simulant des rotations hors plan devrait être étudiée par la suite pour parer à ce problème. Un recalage de modèle déformable en 3D, ou un suivi des contours de DRR en DRR pourraient être imaginés. Des tests complémentaires sur fantôme et la simulation des rotations hors-plan devrons être effectués pour confirmer les résultats déjà obtenus. A plus long terme, la généralisation de la méthode à d'autres régions anatomiques et la définition de protocoles de tests cliniques devront être effectués. Une dernière perspective à notre travail est la réduction du temps de calcul. Les procédures d'optimisation sont très longues car une nouvelle image et son gradient sont recalculés pour chaque paramètre testé. Une utilisation en ligne des programmes n'est pas envisageable dans l'état actuel. Cependant, la traduction des programmes en C, l'optimisation de l'algorithme et l'évolution du matériel devraient permettre l'obtention d'un temps de calcul acceptable, de l'ordre de la minute dans un premier temps.

L'augmentation du taux de réussite pour les images cliniques dépend essentiellement de l'élimination des marquages et des repères non indispensables sur les images de référence et de la résolution du problème de la raquette.

Annexe A

Méthodes de réduction du bruit testées Valeurs des paramètres

Filtres linéaires

Les filtres linéaires passe bas, les plus connus sont les filtres **moyenneur**, **gaussien** et **exponentiel**. Leur réponse impulsionnelle et les paramètres de réglage de la force du lissage sont donnés dans le Tableau A 1.

Filtre	Réponse impulsionnelle	Paramètre
Moyenneur	$\frac{1}{t^2}$	t : taille du masque
Gaussien	$\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$	σ
Exponentiel	$\frac{\beta^2}{4} e^{-\beta(\lvert x\rvert+\lvert y\rvert)}$	β

Tableau A 1 : Filtres linéaires.

Filtres non-linéaires

Comme nous l'avons vu dans l'état de l'art les filtres d'ordre statistique et morphologiques sont des techniques de réduction du bruit non-linéaires.

Les résultats obtenus avec les filtres **médian** et **K plus proche voisins** ont été comparés. La valeur de niveau de gris affectée au centre (i,j) des filtres est notée $C[i,j]$ et est calculée comme spécifié dans le Tableau A 2.

Filtre	$C[i,j]$	Paramètres
Médian	$=a_{\left(\frac{L+1}{2}\right)}$	
K plus proche voisins	$=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} a^{*}_{(k)}$	K : le nombre de voisins $a_{(k)}$ recherchés qui minimisent $\sum_{k=1}^{K}\left\|g(i,j)-a_{(k)}\right\|$ noté $a^{*}_{(k)}$ où $g(i,j)$ est le niveau de gris du centre (i,j)

Tableau A 2 : Filtres d'ordre.

Les ouvertures (O) et les fermetures (C) sont des filtres **morphologiques**. Leur combinaison de type OC, CO, OCO, COC, sont aussi des filtres qui éliminent les petits détails tout en préservant les contours.

Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs comprennent deux étapes, l'une de filtrage et l'autre de décision basée sur de la connaissance a priori. Ils agissent de façon différente selon la zone traitée par l'intermédiaire de l'étape de décision.

La moyenne adaptative tend à éviter le lissage des contours en ne moyennant que les points situés dans les régions homogènes. L'idée la plus simple, **moyenne adaptative 1**, est de faire la moyenne des points dont les valeurs sont comprises dans un intervalle autour de la valeur centrale. D'une manière plus élaborée, **moyenne adaptative 2**, il est également possible de réaliser une moyenne directionnelle en utilisant l'opérateur de Nagao pour déterminer les régions homogènes.

Le **filtre de rang adaptatif** est un filtre d'ordre statistique. La valeur de sortie d'un simple filtre de rang est $a_{(r)}$ et r est identique pour tous les points de l'image. Le filtre de rang adaptatif, en revanche, détermine le rang le plus approprié selon la symétrie de la répartition des statistiques d'ordre, pour chaque position de la fenêtre avec la formule (A - 1), où int est l'opérateur désignant la valeur entière. Si la répartition est symétrique, la valeur de ρ est proche de ½ et le filtre se comporte comme un filtre médian. Si en revanche, la répartition est décalée vers les statistiques de rang faible dans le cas d'une impulsion positive, le rang sera faible. Inversement, pour une impulsion négative, le rang sera élevé.

$$r = \mathrm{int}\left[1+\rho(L-1)\right] \text{ et } \rho = \frac{1}{2} + \frac{\sum_{k=1}^{L} a_{(k)} - a_{(1)} - \left(a_{(L)} - a_{(1)}\right)\frac{k-1}{L-1}}{(L-1)\left(a_{(L)} - a_{(1)}\right)} \qquad \text{(A - 1)}$$

La **moyenne tronquée adaptative** vérifie la présence d'une transition et évalue le caractère plus ou moins impulsionnel du bruit. La transition est mesurée par le calcul suivant et comparée à un seuil s à déterminer expérimentalement selon le type d'image.

$$Q_p = a_{(L-p)} - a_{(1+p)} \qquad \text{(A - 2)}$$

La nature du bruit est estimée avec

$$V_\alpha[i,j] = \frac{H_\alpha[i,j] - B_\alpha[i,j]}{H_{1/2}[i,j] - B_{1/2}[i,j]} \qquad \text{(A - 3)}$$

où α est un paramètre à régler qui s'apparente au rang de la moyenne tronquée (filtre non-linéaire).

$B_\alpha[i,j] = \sum_{k=1}^{L} b_k a_{(k)}$ et $H_\alpha[i,j] = \sum_{k=1}^{L} h_k a_{(k)}$ sont les réponses de filtre d'ordre

$$b_k = \begin{cases} 1/\alpha L & \text{si } 1 \le k \le \text{int}(\alpha L) \\ 1 - \dfrac{\text{int}(\alpha L)}{\alpha L} & \text{si } k = 1 + \text{int}(\alpha L) \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \text{et} \quad h_k = \begin{cases} 1/\alpha L & \text{si } L + 1 - \text{int}(\alpha L) \le k \le L \\ 1 - \dfrac{\text{int}(\alpha L)}{\alpha L} & \text{si } k = L - \text{int}(\alpha L) \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \qquad \text{(A - 4)}$$

Soit la moyenne externe *ME*, la moyenne des αL valeurs extrémales et la moyenne interne *MI*, la moyenne des αL valeurs médianes

$$ME_\alpha[i,j] = \frac{1}{2}\left[H_{\alpha/2}[i,j] + B_{\alpha/2}[i,j]\right] \text{ et } MI_\alpha[i,j] = \sum_{k=1}^{L} c_k a_{(k)} \qquad \text{(A - 5)}$$

avec

$$c_k = \begin{cases} 0 & \text{si } 1 \le k \le k_{\min} \\ \dfrac{\alpha L - 1 - 2\,\text{int}\left(\dfrac{\alpha L - 1}{2}\right)}{2\alpha L} & \text{si } k = k_{\min} \\ \dfrac{1}{\alpha L} & \text{si } k_{\min} \le k \le k_{\max} \\ \dfrac{\alpha L - 1 - 2\,\text{int}\left(\dfrac{\alpha L - 1}{2}\right)}{2\alpha L} & \text{si } k = k_{\max} \\ 0 & \text{si } k_{\max} \le k \le L \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} k_{\min} = \dfrac{L-1}{2} - 2\,\text{int}\left(\dfrac{\alpha L - 1}{2}\right) \\ k_{\max} = \dfrac{L+3}{2} + 2\,\text{int}\left(\dfrac{\alpha L - 1}{2}\right) \end{cases} \qquad \text{(A - 6)}$$

Selon la nature du bruit, *ME* ou *MI* sera appliquée comme indiqué sur la Figure A 1 pour une fenêtre 5×5, p=int(L/4) et α=0.2 recommandés par les auteurs.

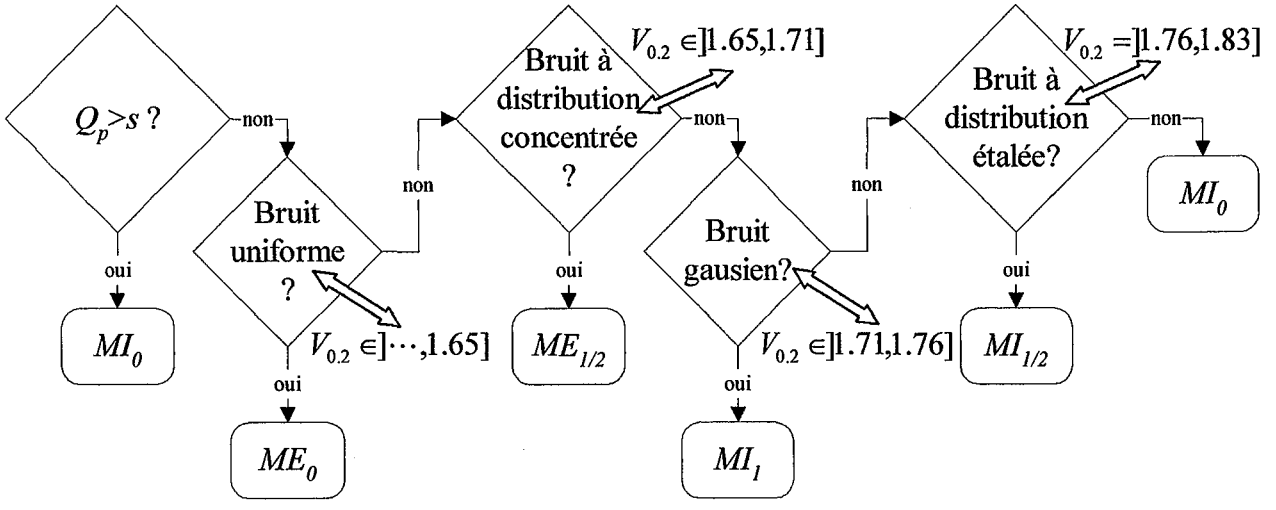


Figure A 1 : Algorithme de la moyenne tronquée adaptative.

Nous avons imaginé un **filtre médian pondéré** basé sur l'opérateur directionnel de Nagao, où le poids w_k des points d'une région est inversement proportionnel à l'écart type des intensités dans la région. Ainsi les zones homogènes ont plus d'influence sur le calcul de la réponse du filtre. Si le plus petit

écart type est supérieur à un seuil (deux fois l'écart type du bruit), cela signifie qu'aucune région n'est homogène dans la fenêtre. Dans ce cas, les différentes régions sont prises en compte de manière identique et la réponse du filtre est la moyenne sur toute la fenêtre. La pondération de $a_{(k)}$ par w_k est définie comme w_k fois la répétition de $a_{(k)}$.

$$C[i,j] = \text{median}\left\{\overbrace{a_{(1)},\ldots,a_{(1)}}^{w_1 \text{ fois}},\ldots,\overbrace{a_{(L)},\ldots,a_{(L)}}^{w_L \text{ fois}}\right\} \qquad \text{(A - 7)}$$

Le Tableau A 3 récapitule les paramètres à optimiser pour les différents filtres adaptatifs.

Filtre	Paramètres	Valeurs préconisées
Moyenne adaptative 1	t : taille du masque, s : seuil en amplitude	
Moyenne adaptative 2	t : taille du masque	
Filtre de rang adaptatif	t : taille du masque	
Moyenne tronquée adaptative	t : taille du masque, p : rang définissant la transition, α : rang de la moyenne tronquée, s : seuil en amplitude, et les 5 seuils de classification du type de bruit	t=5×5, p=int(L/4), α=2, $s1$=]...,1.65], $s2$=]1.65,1.71], $s3$=]1.71,1.76], $s4$=]1.76,1.83], $s5$=]1.83,...[
Filtre médian pondéré	t : taille du masque, s : seuil de prise en compte d'une région	s=2 fois écart type du bruit

Tableau A 3 : Filtres adaptatifs.

Filtres sélectifs

Ces méthodes filtrent seulement les pixels bruités. Nous avons programmé deux de ces algorithmes : le **CIP** (corrupted pixel identification) et le **filtre sélectif** de Abreu.

L'algorithme CIP identifie les pixels corrompus comme le montre la Figure A 2.

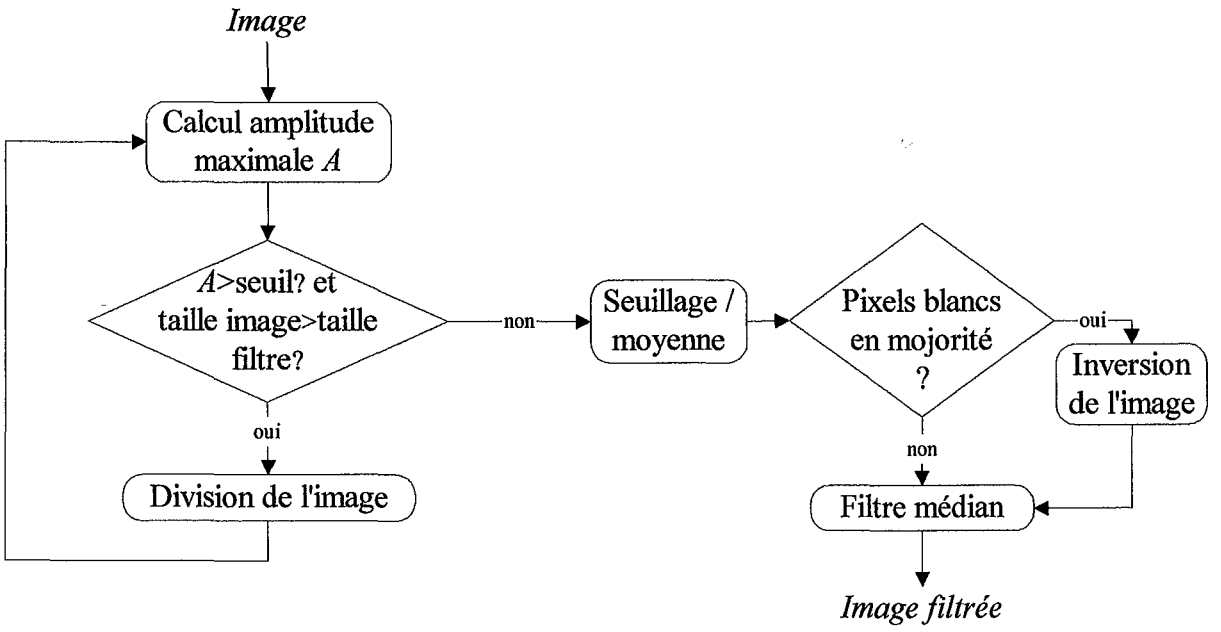


Figure A 2 : Algorithme de CIP.

Il débute par la mesure de l'amplitude maximale des niveaux de gris dans l'image de taille $m \times n$. Si cette amplitude est supérieure à un seuil expérimental et la taille de l'image supérieure à la taille du filtre, alors cette image est divisée en deux sous-images de tailles égales à $(m/2) \times n$ si $m \geq n$, ou $m \times (n/2)$ si $m < n$. En revanche, si l'amplitude maximale est inférieure au seuil alors l'image est seuillée par rapport à la valeur moyenne des intensités. Dans ce cas, si les pixels blancs sont en majorité dans l'image binarisée alors ils sont traités à l'aide d'un filtre médian. Si les pixels noirs sont en majorité, l'image est inversée puis les pixels blancs sont filtrés.

Un autre moyen de détection des pixels corrompus a été proposé par Abreu. Il repose sur le calcul de quatre distances à partir d'une fenêtre glissante 3×3 et leur comparaison à des seuils heuristiques (A - 8). Les distances fournissent des informations sur la vraisemblance de la corruption du pixel courant. Si l'une des distances d_k est supérieure au seuil correspondant, le pixel central est corrompu et doit être filtré. La sortie du filtre est égale à m (A - 8), c'est un filtre d'ordre statistique implanté de façon récursive. Les valeurs des seuils S_1, S_2, S_3 et S_4 donnés par les auteurs sont compris dans les intervalles [0 15], [0 25], [30 50] et [40 60].

$$d_k = \begin{cases} a_{(k)} - x & x < m \\ x - a_{(9-k)} & x > m \end{cases}, \text{ k=1,...,4 et } m = \frac{a_{(4)} + a_{(5)}}{2} \qquad \text{(A - 8)}$$

où a est l'ensemble des valeurs contenues dans la fenêtre triées dans un ordre croissant comme pour les filtres d'ordre statistiques et x la valeur du pixel central de la fenêtre.

Le Tableau A 4 récapitule les paramètres à optimiser pour les deux filtres sélectifs testés.

Filtre	Paramètres
CPI	t : taille masque, s : seuil en amplitude
Filtre sélectif	S_1, S_2, S_3, S_4 : 4 seuils de distance

Tableau A 4 : Filtres sélectifs.

Méthode	Valeur des paramètres
Moyenneur	t=7
Gaussien	t=7, σ=1
Exponentiel	t=7,β=0.3
Médian	t=5
K plus proche voisins	t=19, K=181
Moyenne adaptative 1	t=5, s=15
Moyenne adaptative 2	t=9
Filtre de rang adaptatif	t=7
Moyenne tronquée adaptative	t=5, p=6, α=0.2, s=3
Filtre médian pondéré	t=7, s=5
CPI	t=5, s=10
Filtre sélectif	S_1=8, S_2=15, S_3=40, S_4=50

Tableau A 5 : Valeur des paramètres de réduction du bruit.

Annexe B

Amélioration de la qualité des images portales

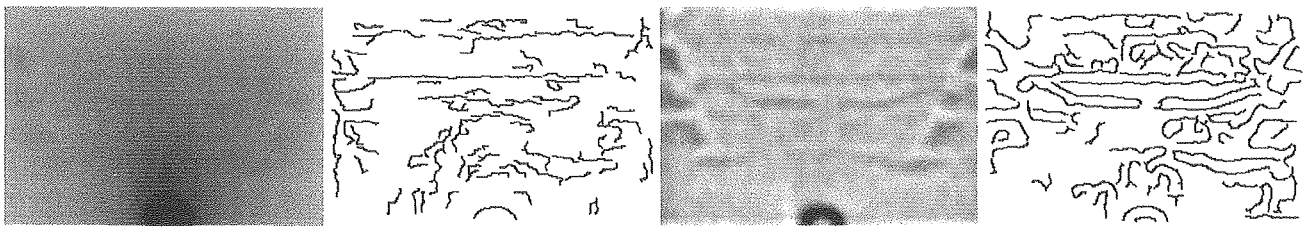
Dans cette annexe nous présentons les résultats de l'amélioration de la qualité des images portales avec la correction du fond, la réduction du bruit par la moyenne tronquée et la restauration avec le maximum a posteriori (Chapitre III).

Nous avons appliqué notre méthode aux images de pelvis, postérieur, latéral, et oblique, du fantôme pour les différents systèmes d'imagerie et les différentes énergies disponibles. Puis, nous montrons les résultats obtenus sur les images réelles de patients subissant un traitement par radiothérapie conformationnelle de la prostate.

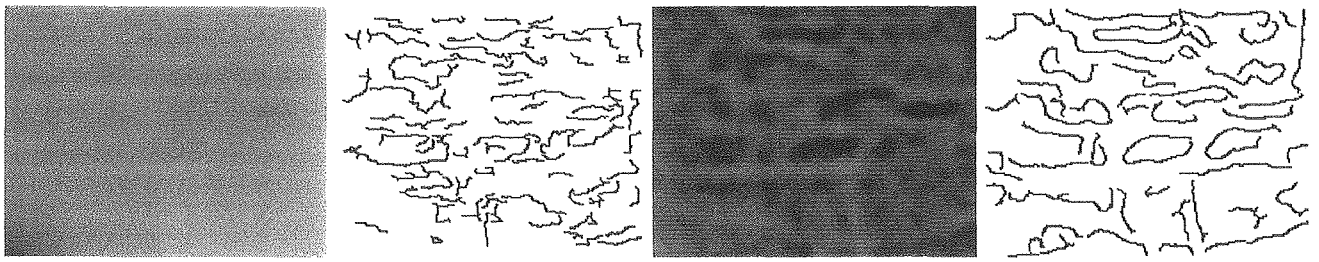
Pour chaque cas, les images sont disposés d'une manière identique. La première est l'image brute. La seconde est l'image brute segmentée. La troisième est l'image améliorée. La quatrième est l'image améliorée segmentée. Nous pouvons ainsi apprécier l'apport de l'amélioration de la qualité des images sur la segmentation et également sur les images elles même.

Images portales du fantôme

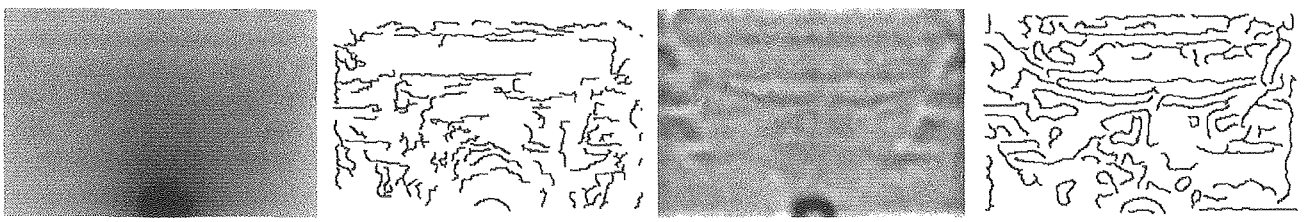
SRI-100 : pelvis postérieur, 6MV



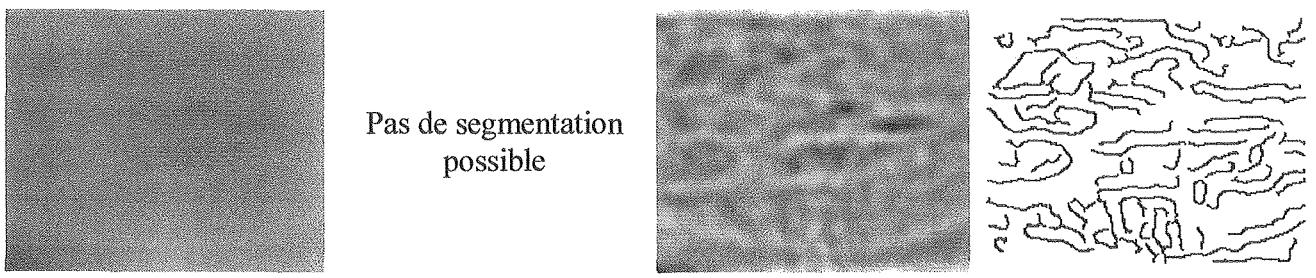
SRI-100 : pelvis latéral, 6MV



SRI-100 : pelvis postérieur, 10MV



SRI-100 : pelvis latéral, 10MV

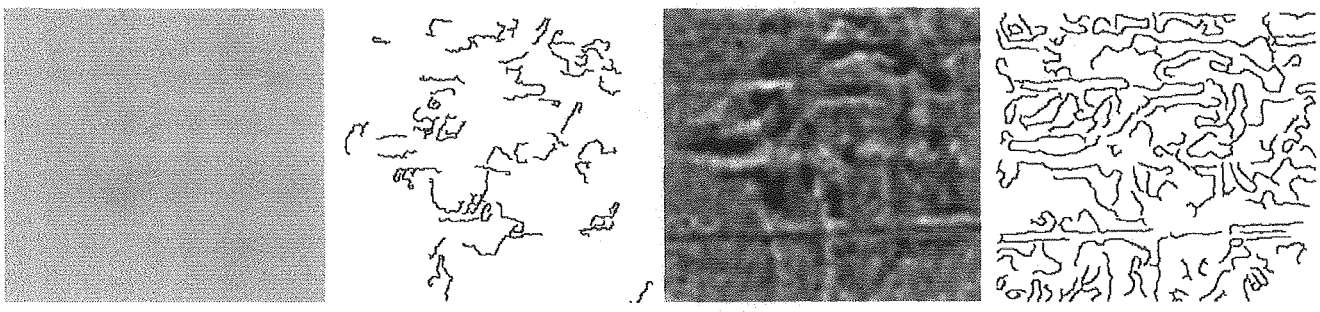


Pas de segmentation possible

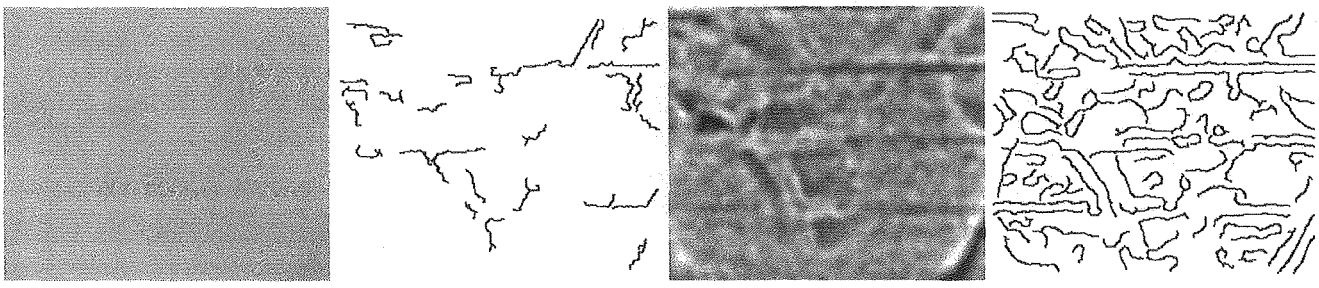
iView : pelvis postérieur, 10MV



iView : pelvis latéral, 10MV



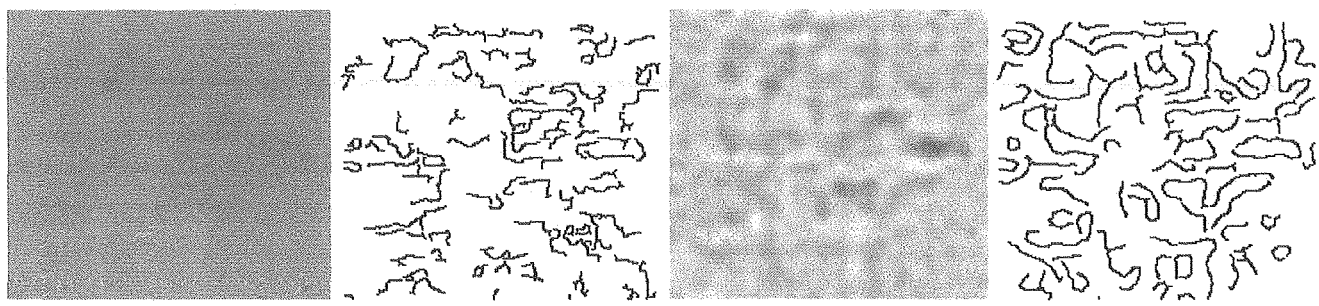
iView : pelvis oblique, 10MV



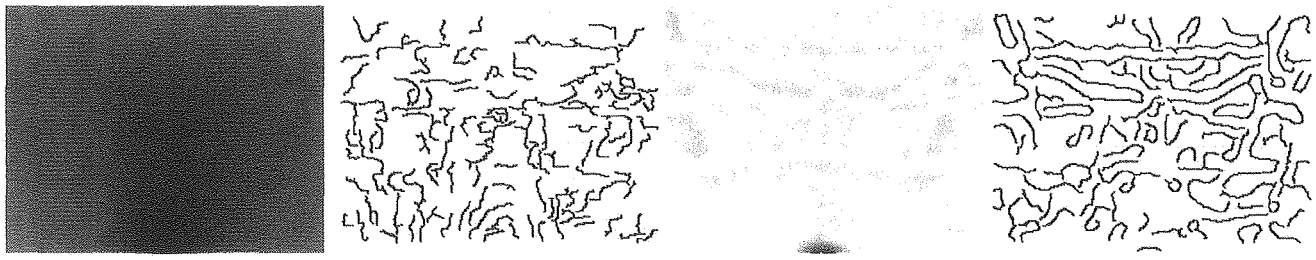
Target View : pelvis postérieur, 6MV



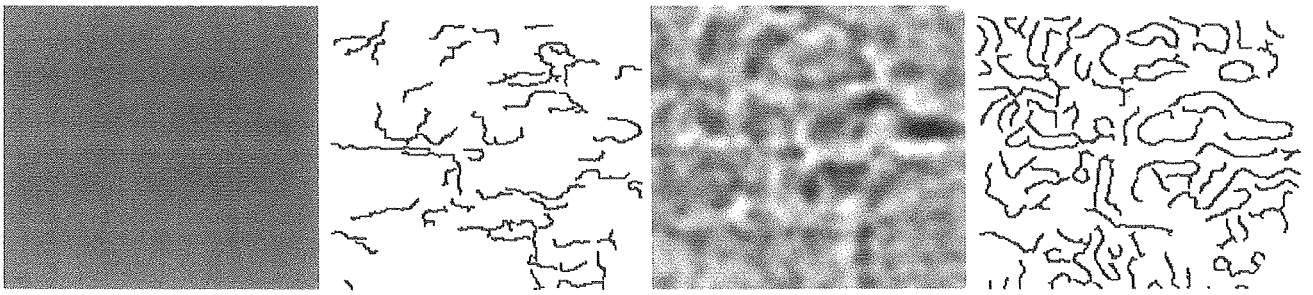
Target View : pelvis latéral, 6MV



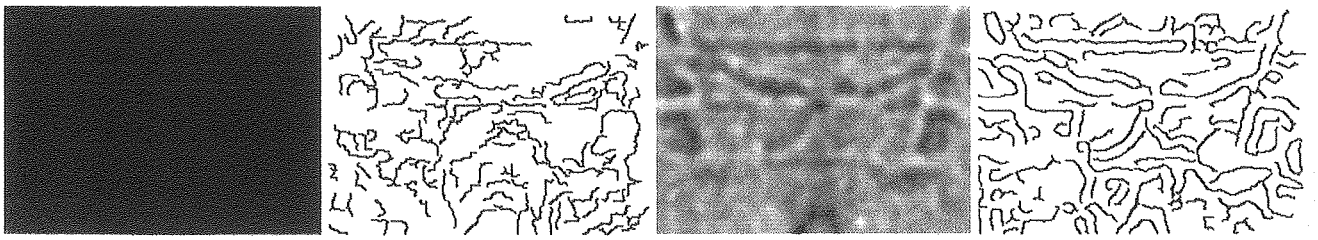
Target View : pelvis postérieur, 10MV



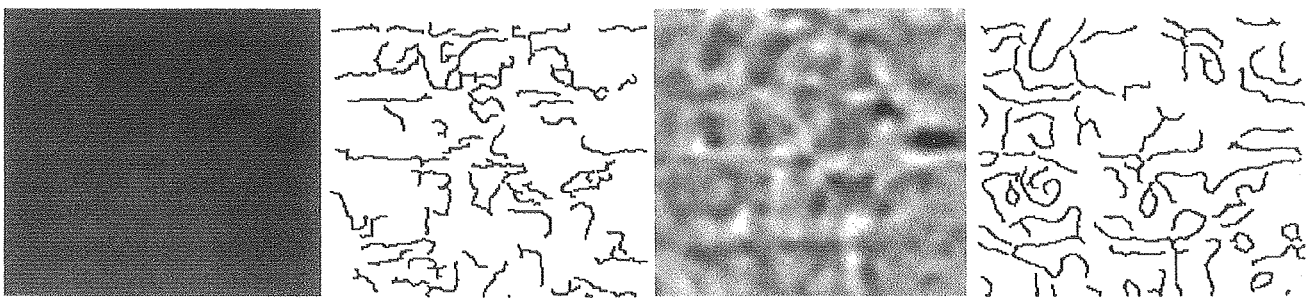
Target View : pelvis latéral, 10MV



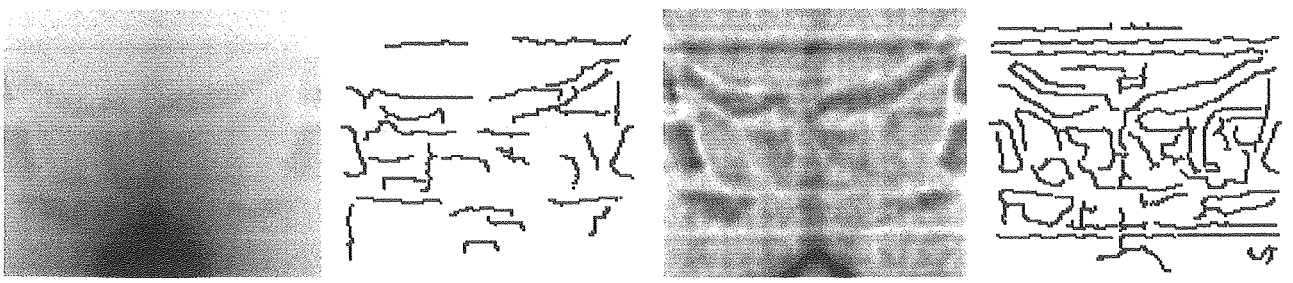
Target View : pelvis postérieur, 25MV



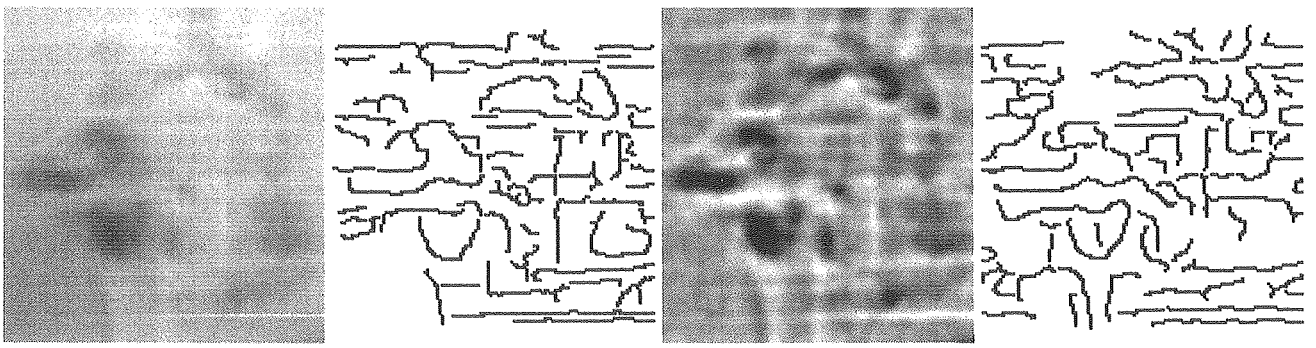
Target View : pelvis latéral, 25MV



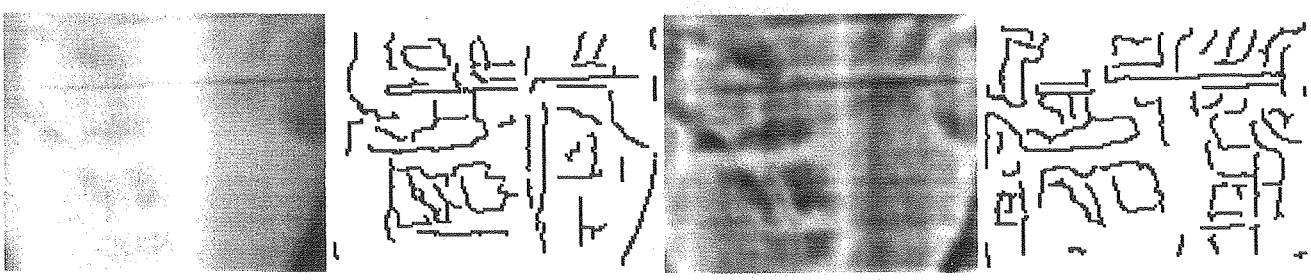
Portal Vision : pelvis postérieur, 6MV



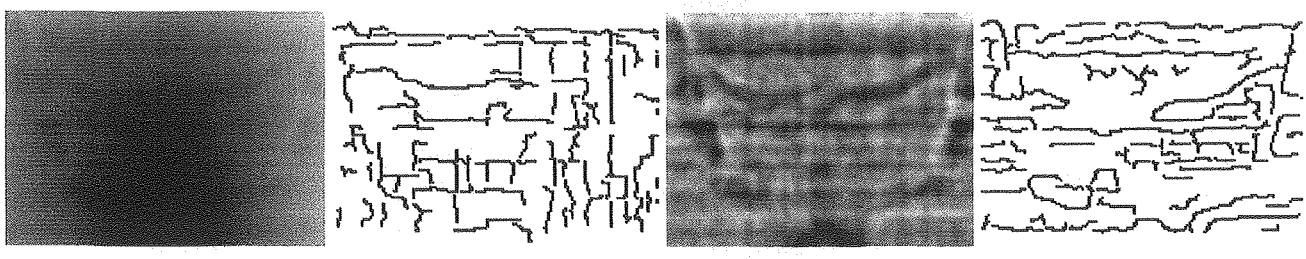
Portal Vision : pelvis latéral, 6MV



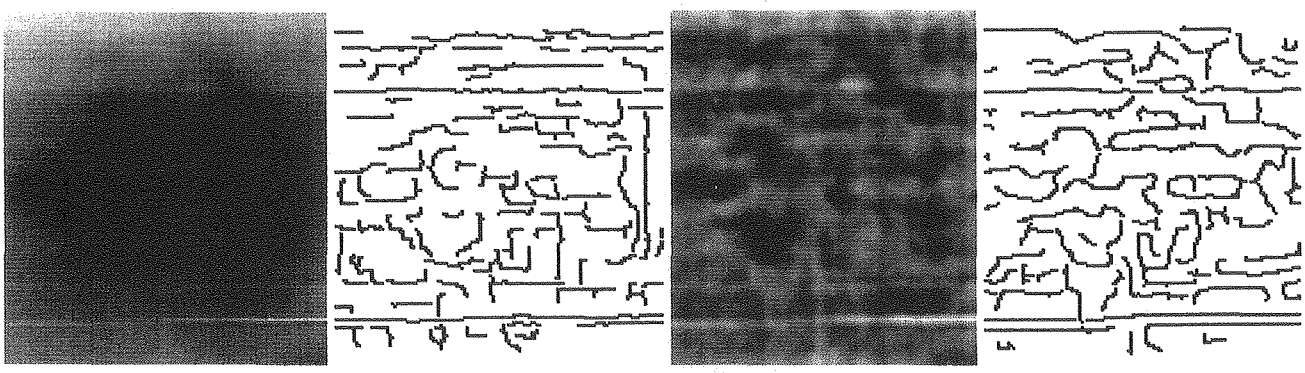
Portal Vision : pelvis oblique, 6MV



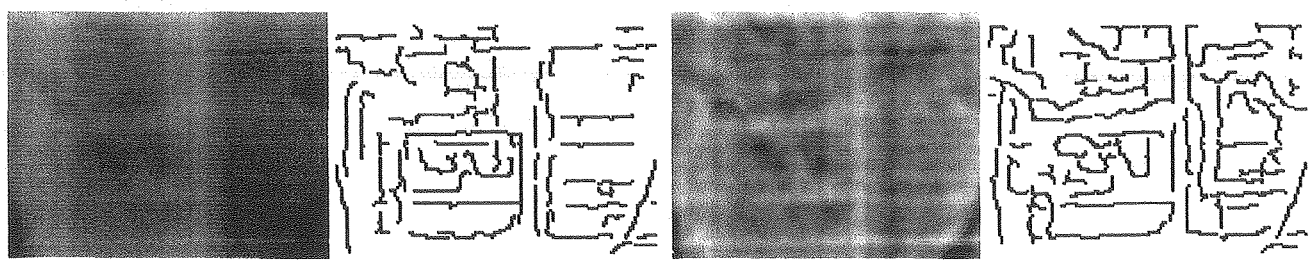
Portal Vision : pelvis postérieur, 25MV



Portal Vision : pelvis latéral, 25MV

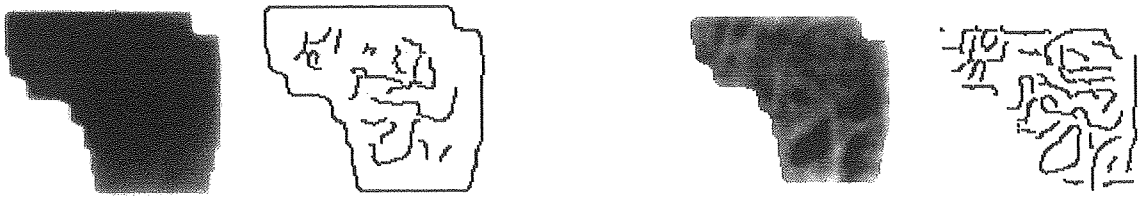


Portal Vision : pelvis oblique, 25MV

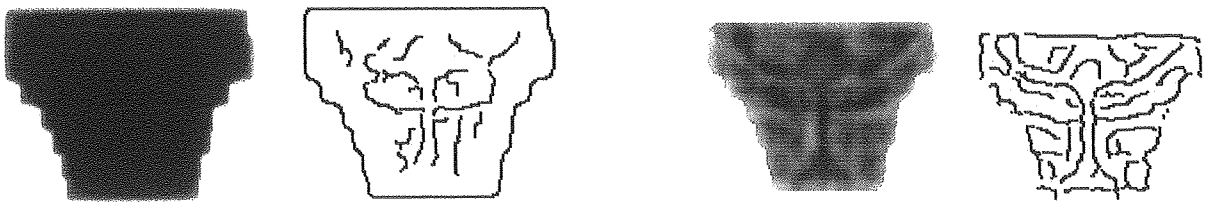


Images des patients

Patient 1



Champ latéral

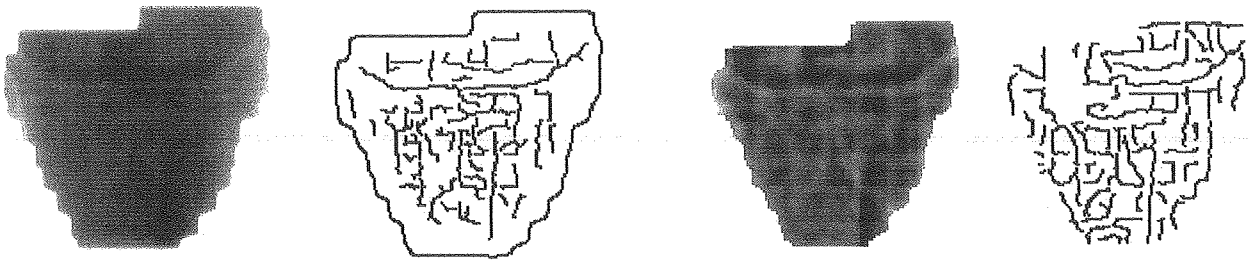


Champ postérieur

Patient 2



Champ latéral



Champ postérieur

Patient 3



Champ latéral



Champ postérieur

Patient 4

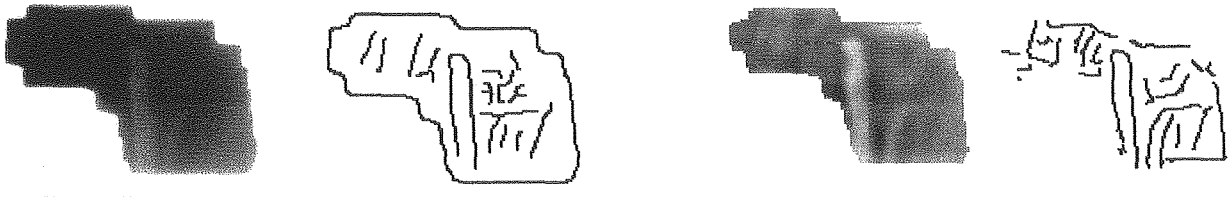


Champ latéral

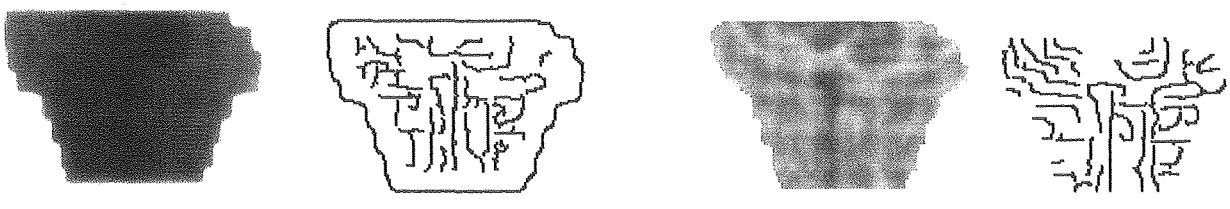


Champ postérieur

Patient 5



Champ latéral



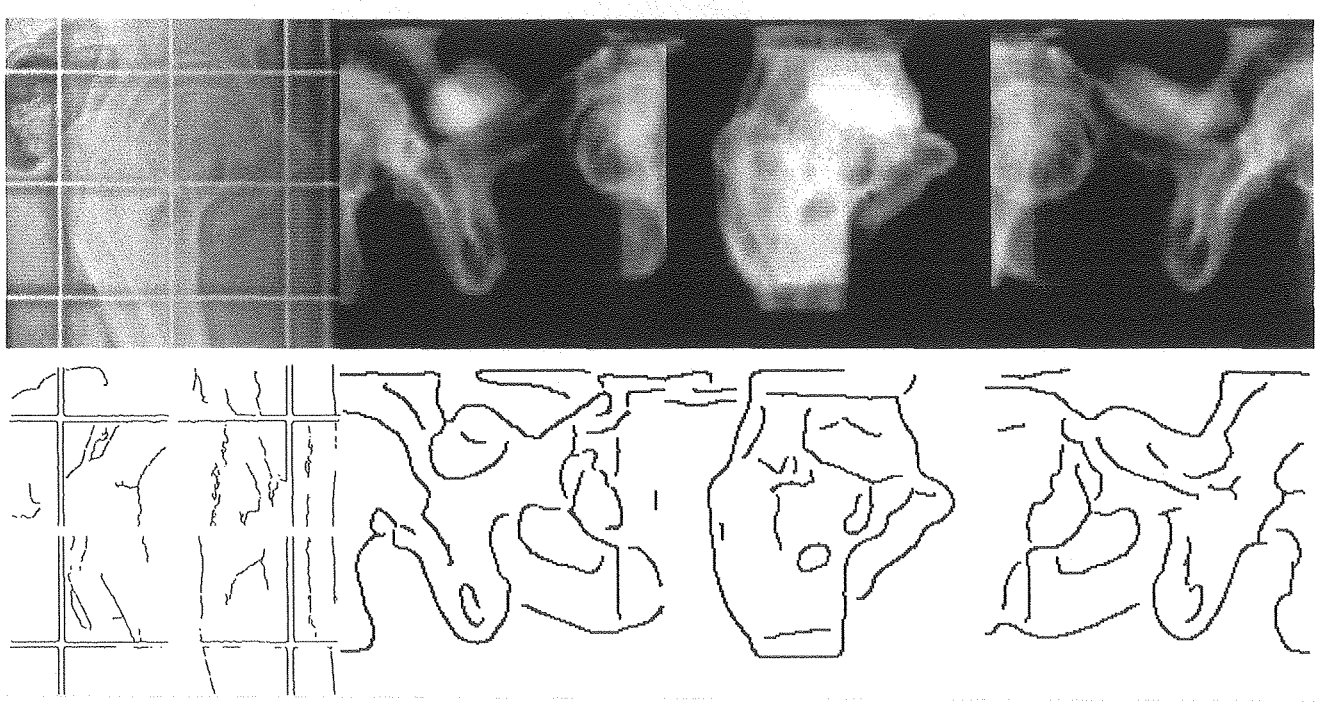
Champ postérieur

Annexe C

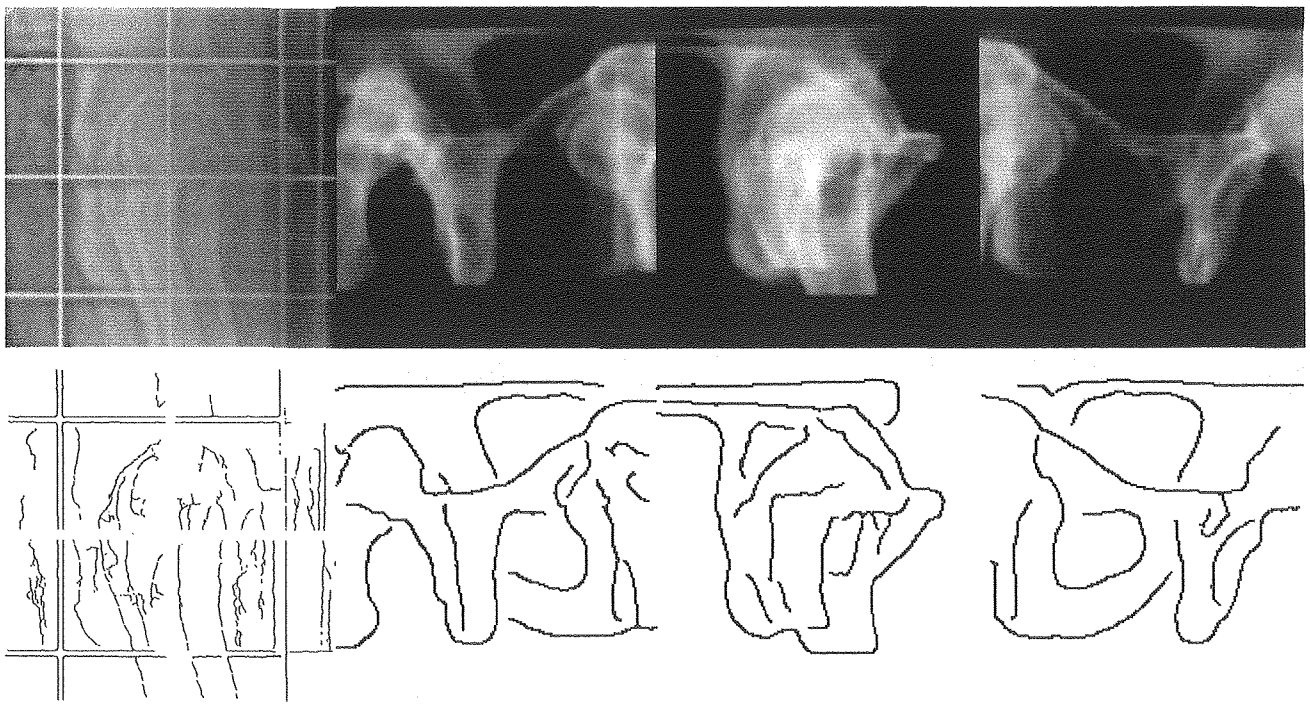
Segmentation bas niveau des images de simulation des patients

Cette annexe rassemble les résultats de la segmentation bas niveau des images de simulation des champs latéraux et obliques (Chapitre V).

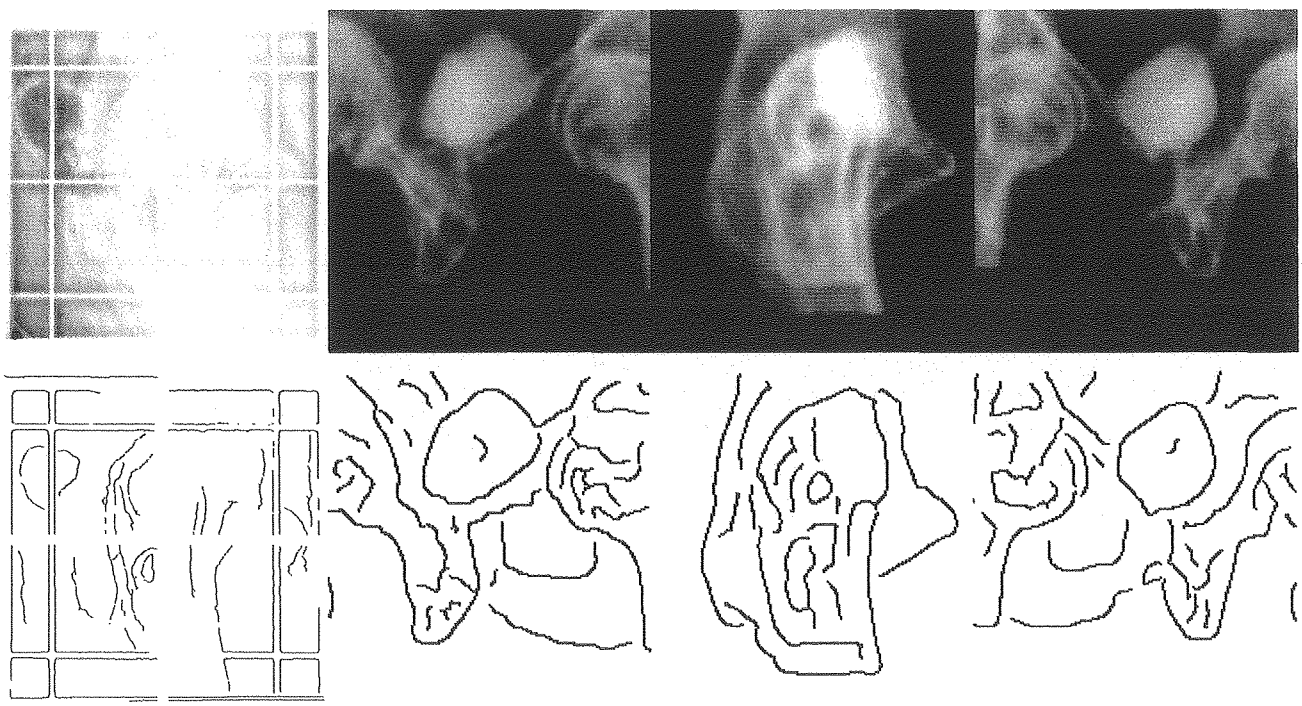
Patient 1



Patient 2



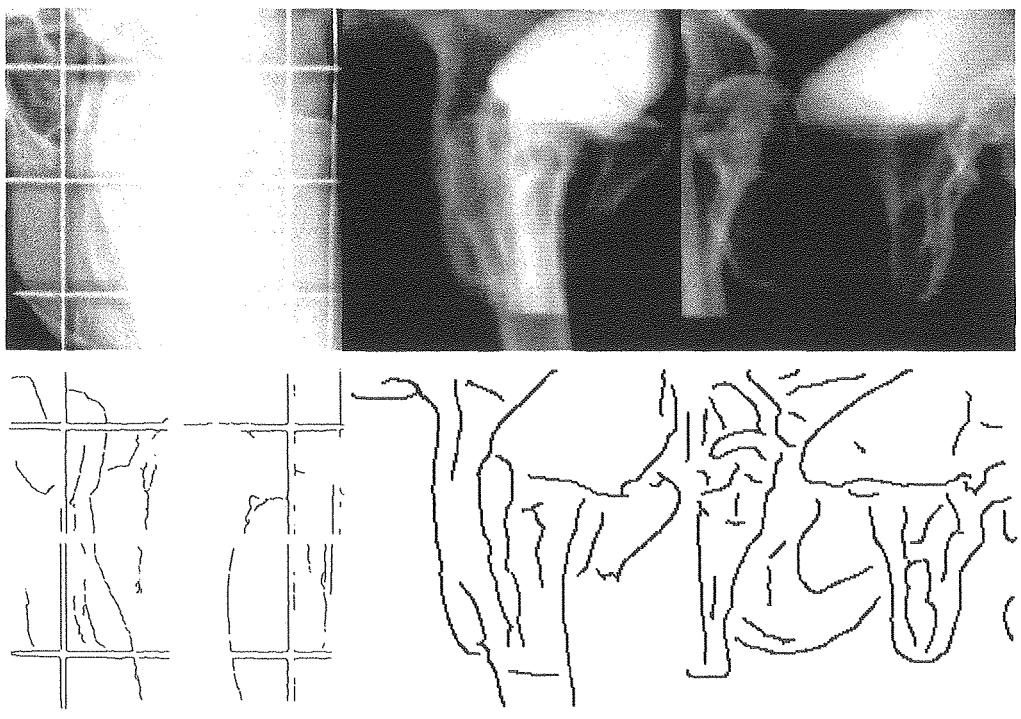
Patient 3



Patient 4



Patient 5



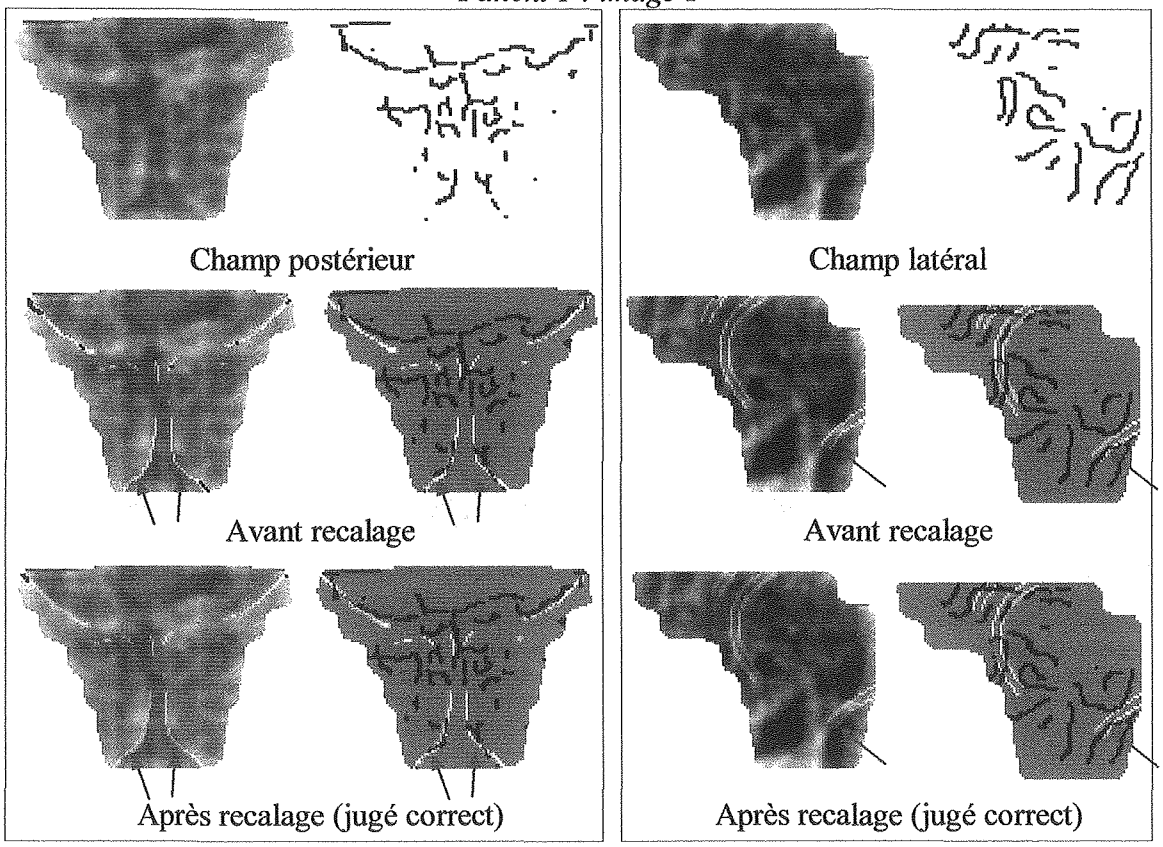
Annexe D

Segmentation et recalage des images portales de patients

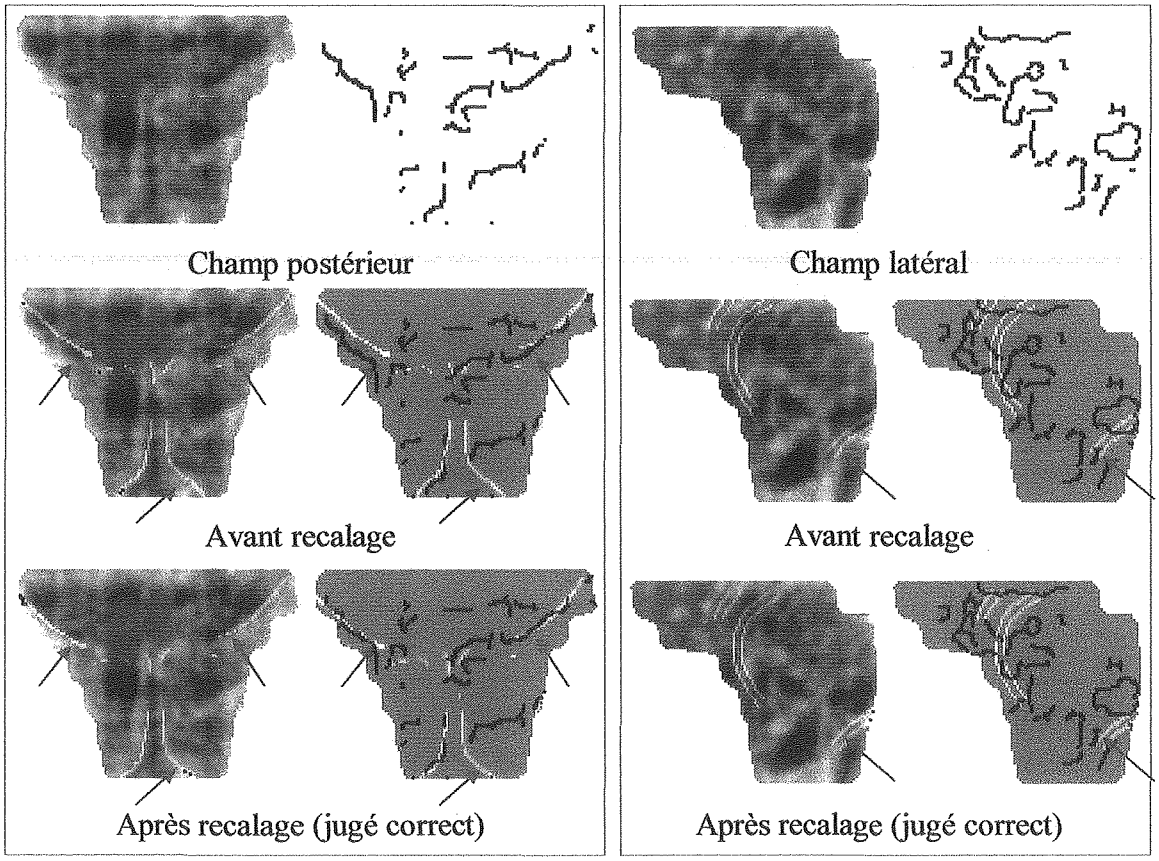
Cette annexe montre les résultats du recalage en 3D des images de patient obtenus grâce à la fonction coût décrite dans le Chapitre VI et l'algorithme génétique (Chapitre V).

Des flèches indiquent les parties où l'on peut observer les effets du recalage sur les différentes images. Pour chaque image, nous avons également donné notre jugement sur le recalage. Lorsque ce jugement était incertain ou impossible, nous l'avons mentionné par un point d'interrogation.

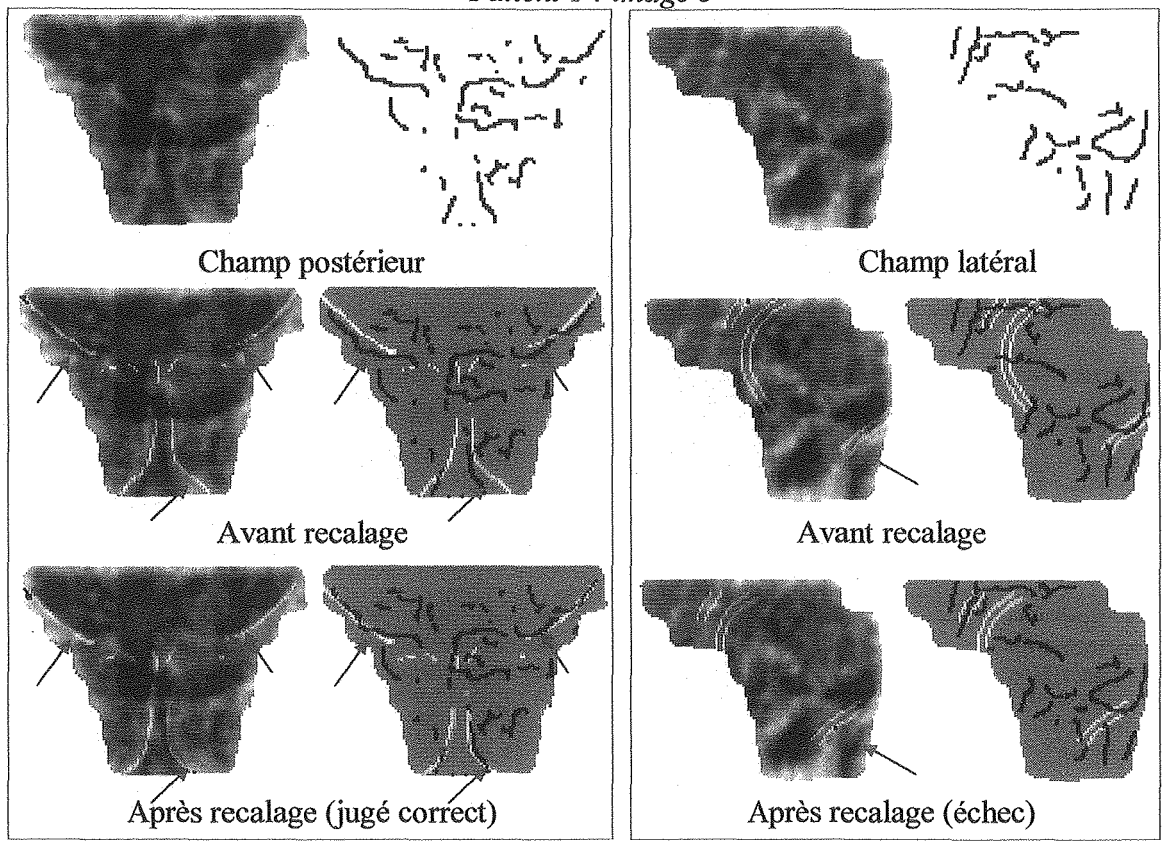
Patient 1 : image 1



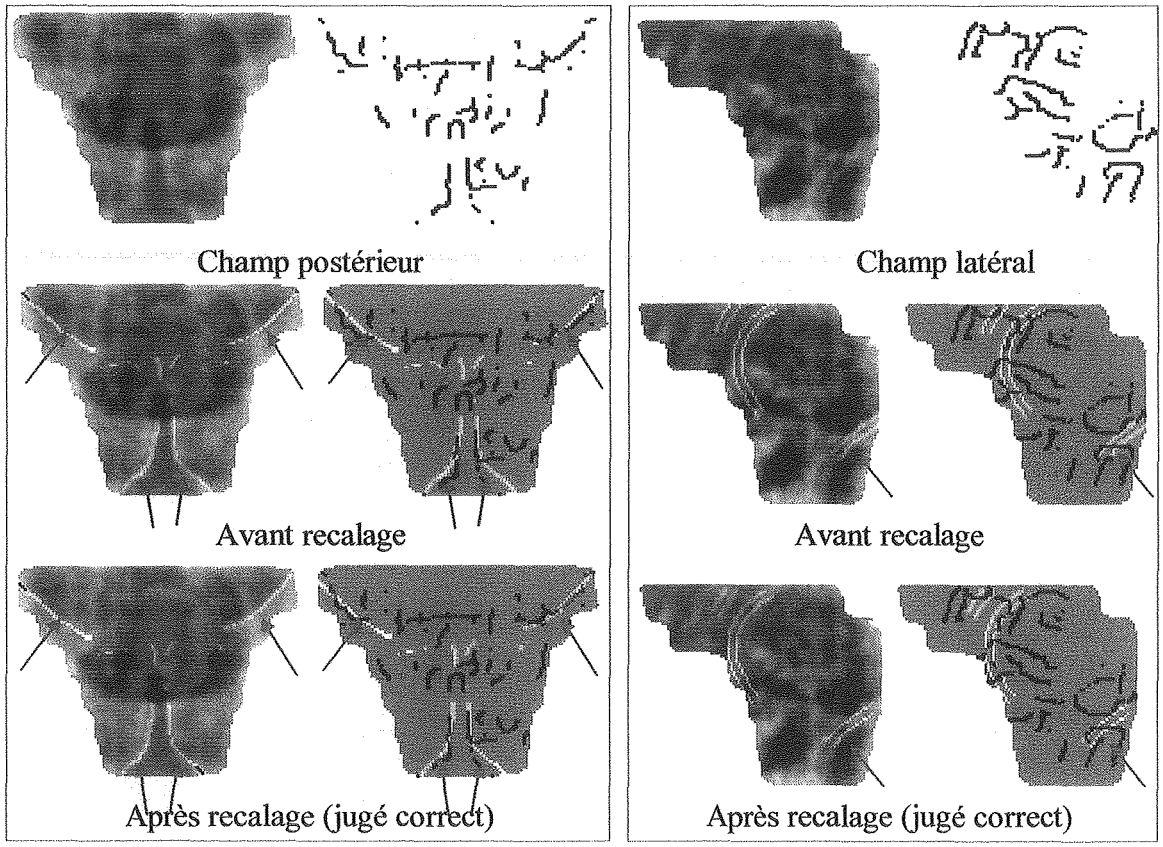
Patient 1 : image 2



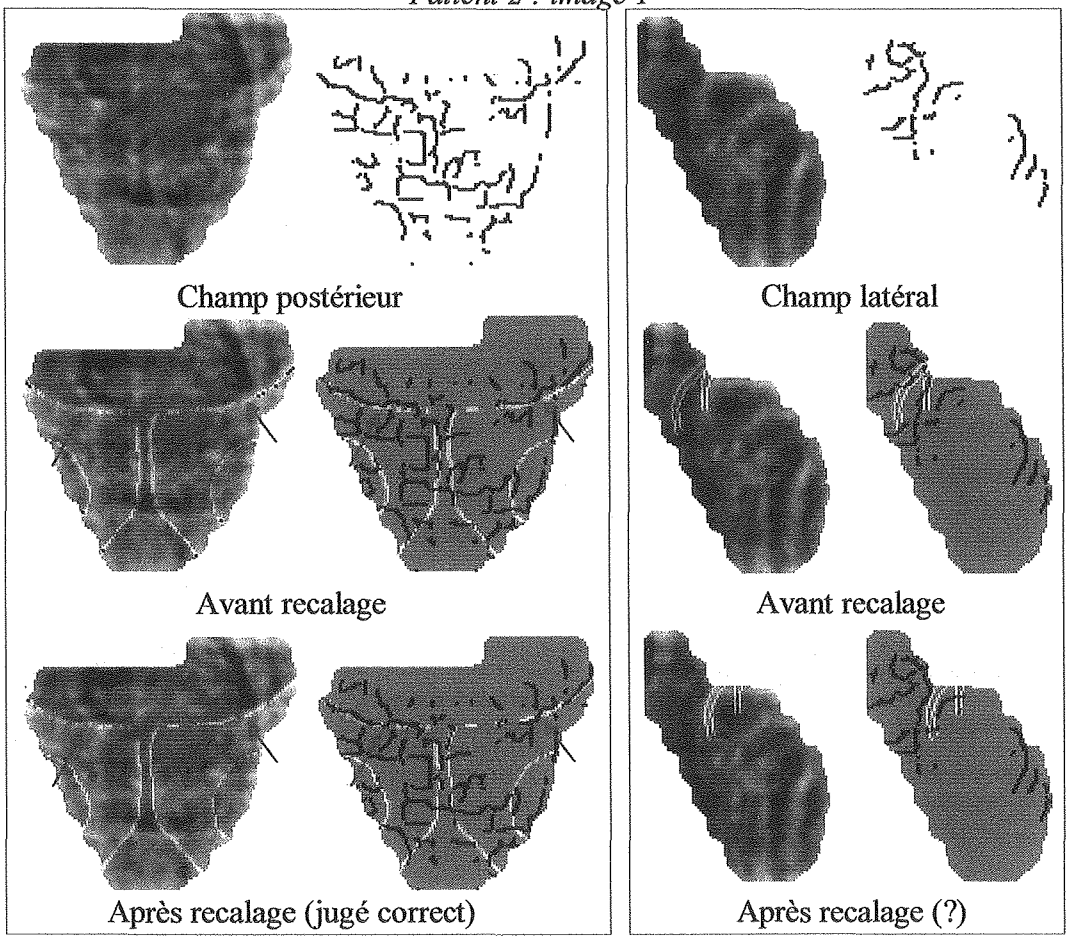
Patient 1 : image 3



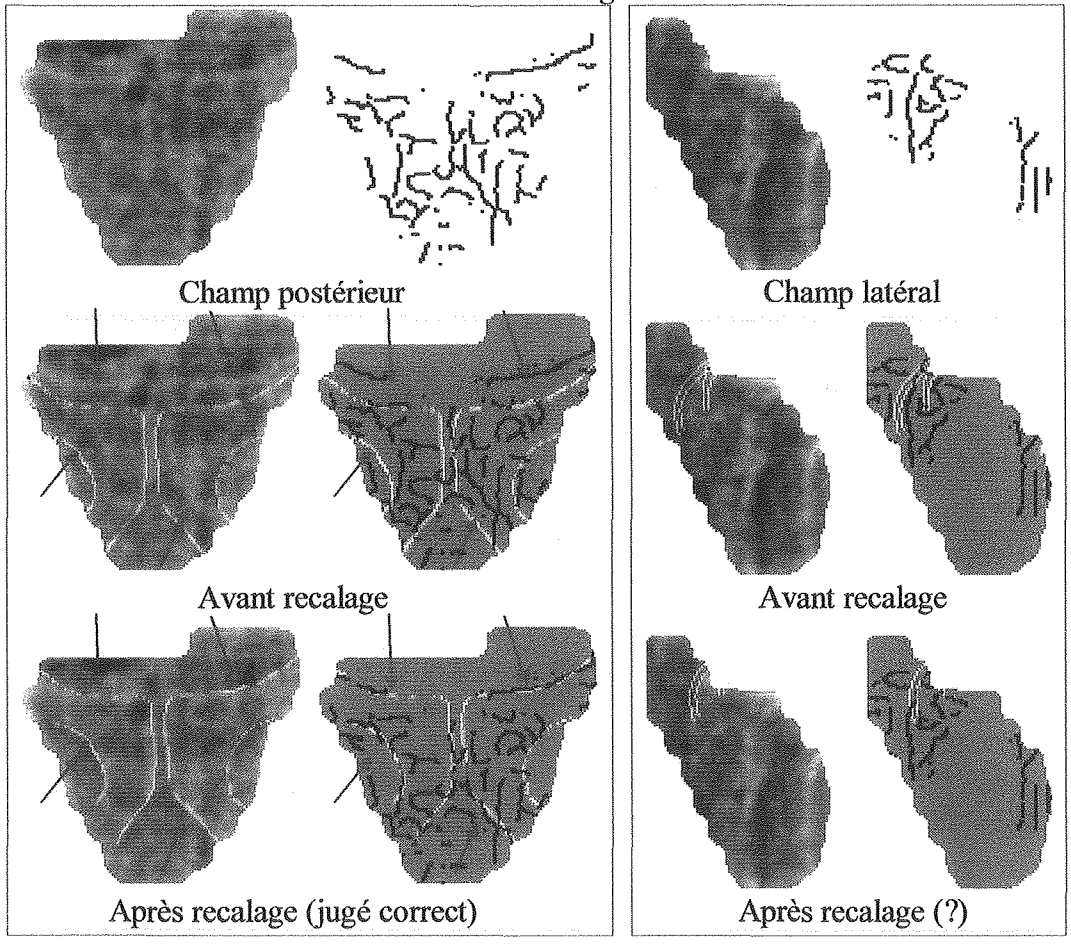
Patient 1 : image 4



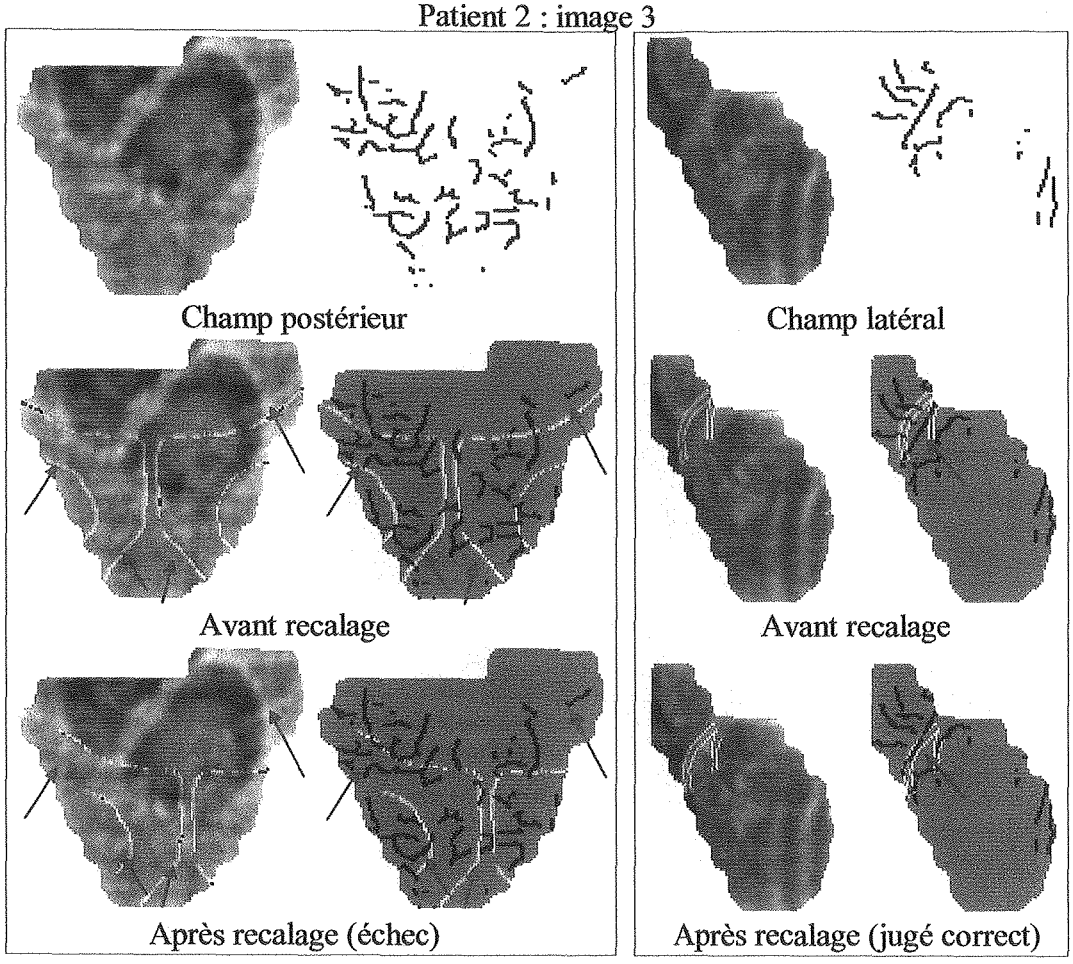
Patient 2 : image 1



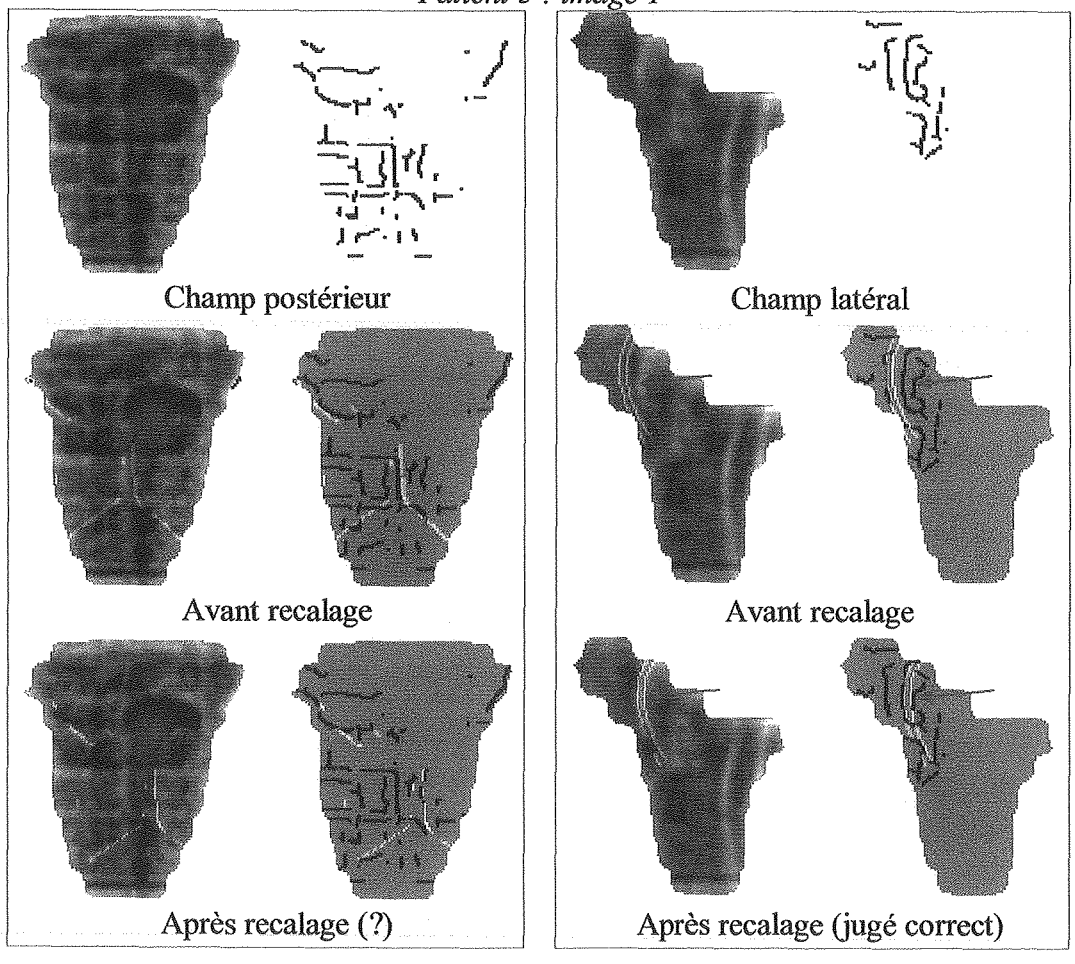
Patient 2 : image 2



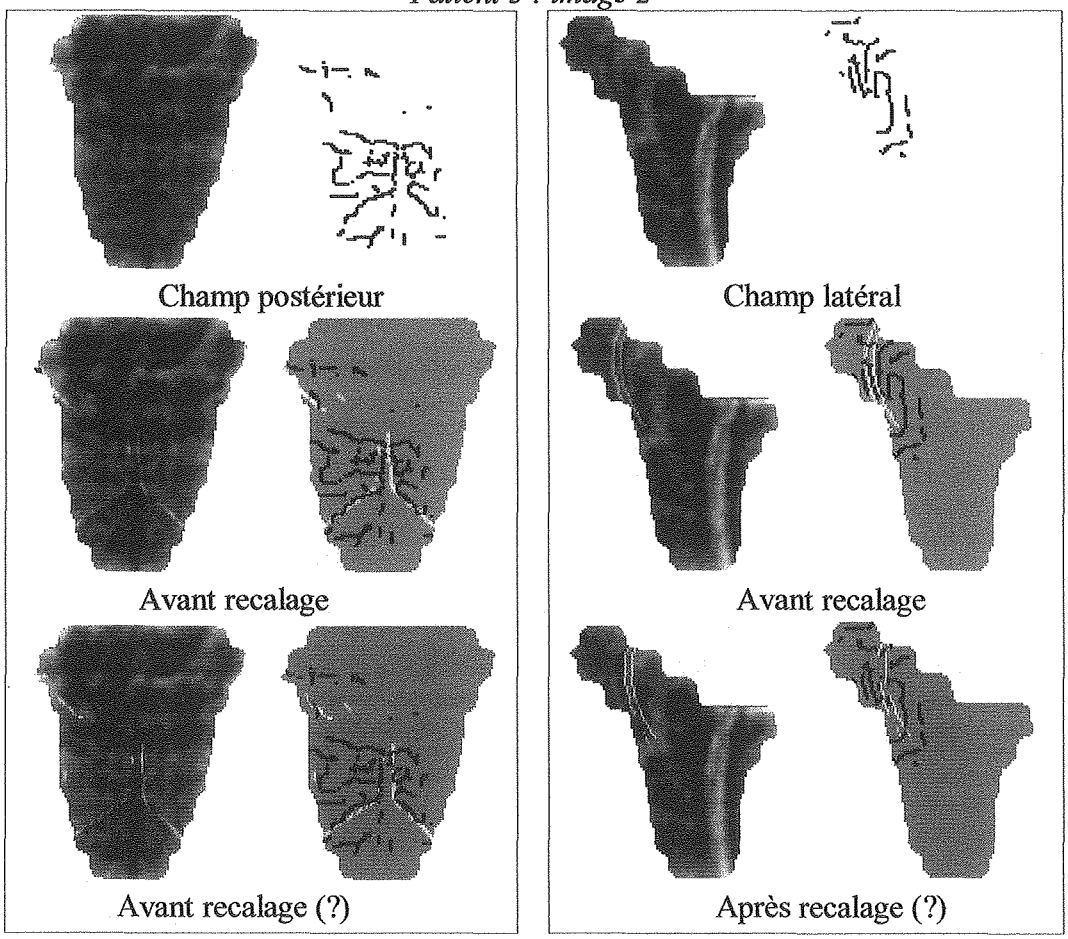
Patient 2 : image 3



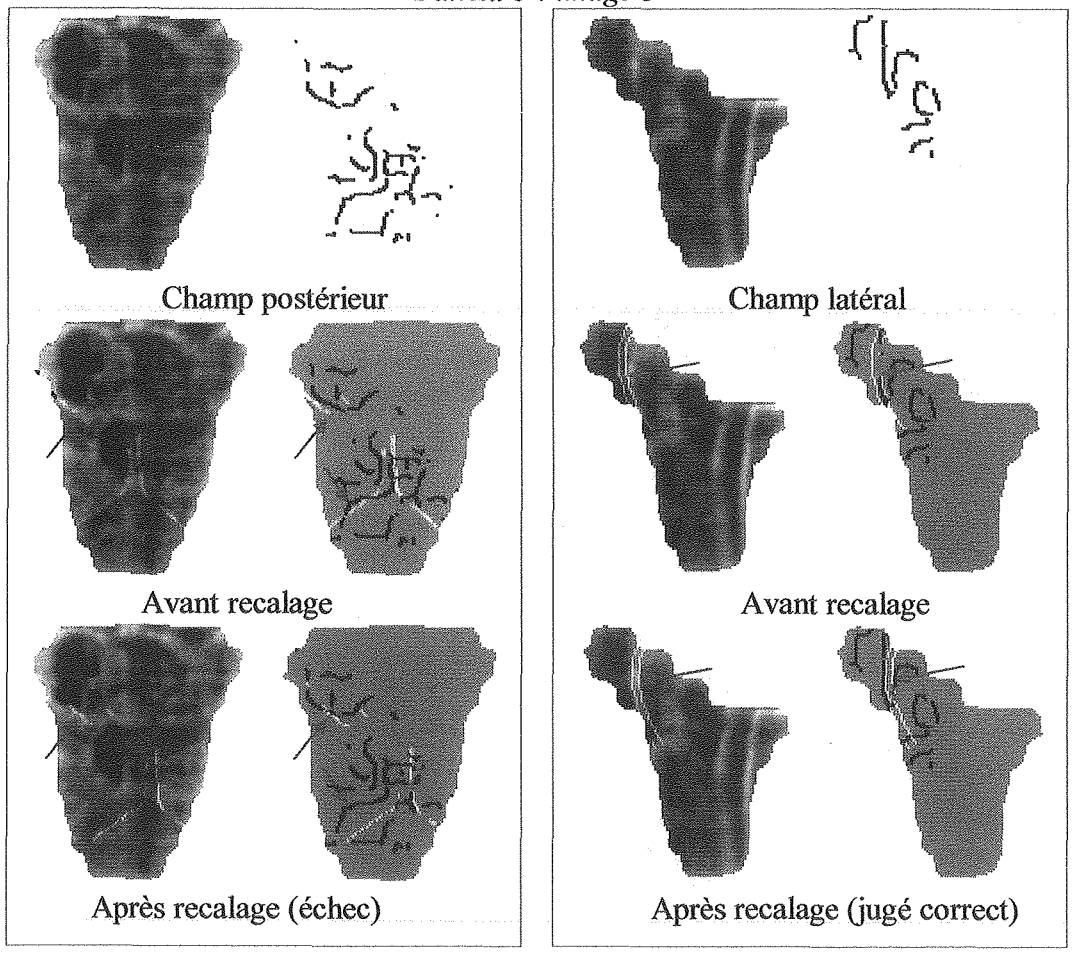
Patient 3 : image 1



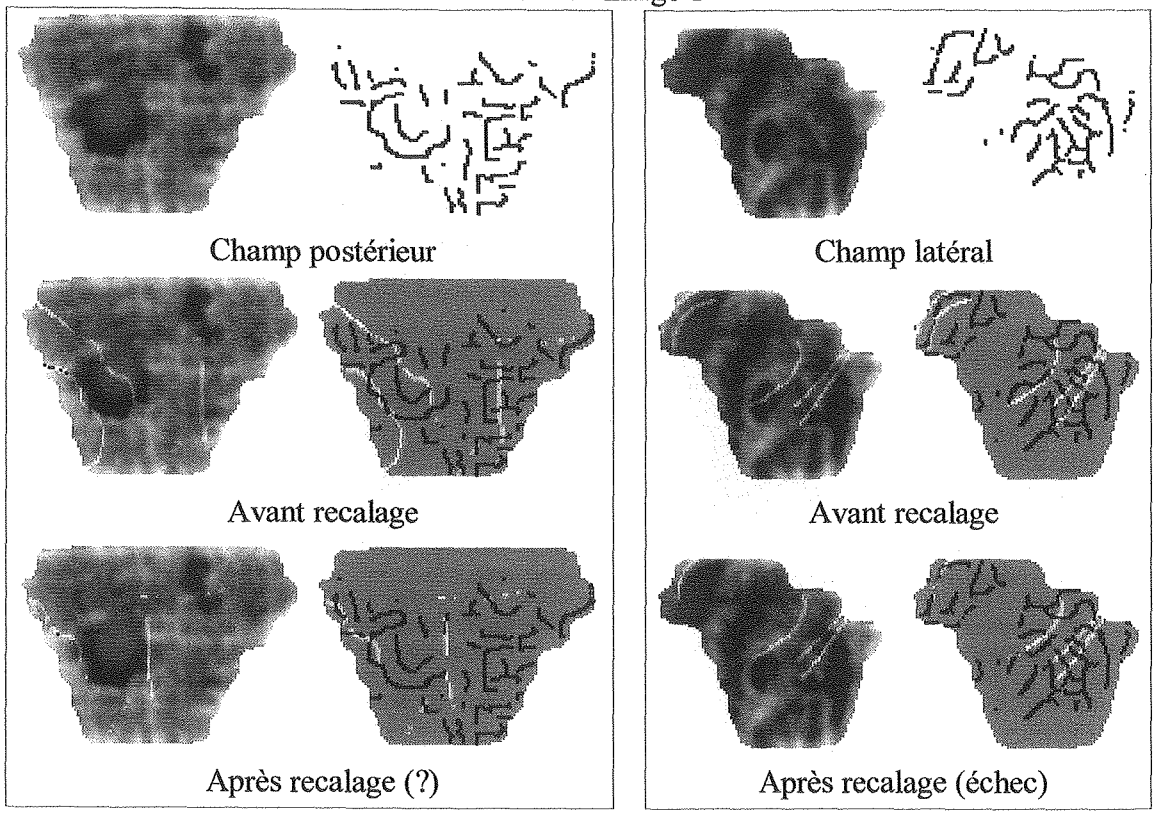
Patient 3 : image 2



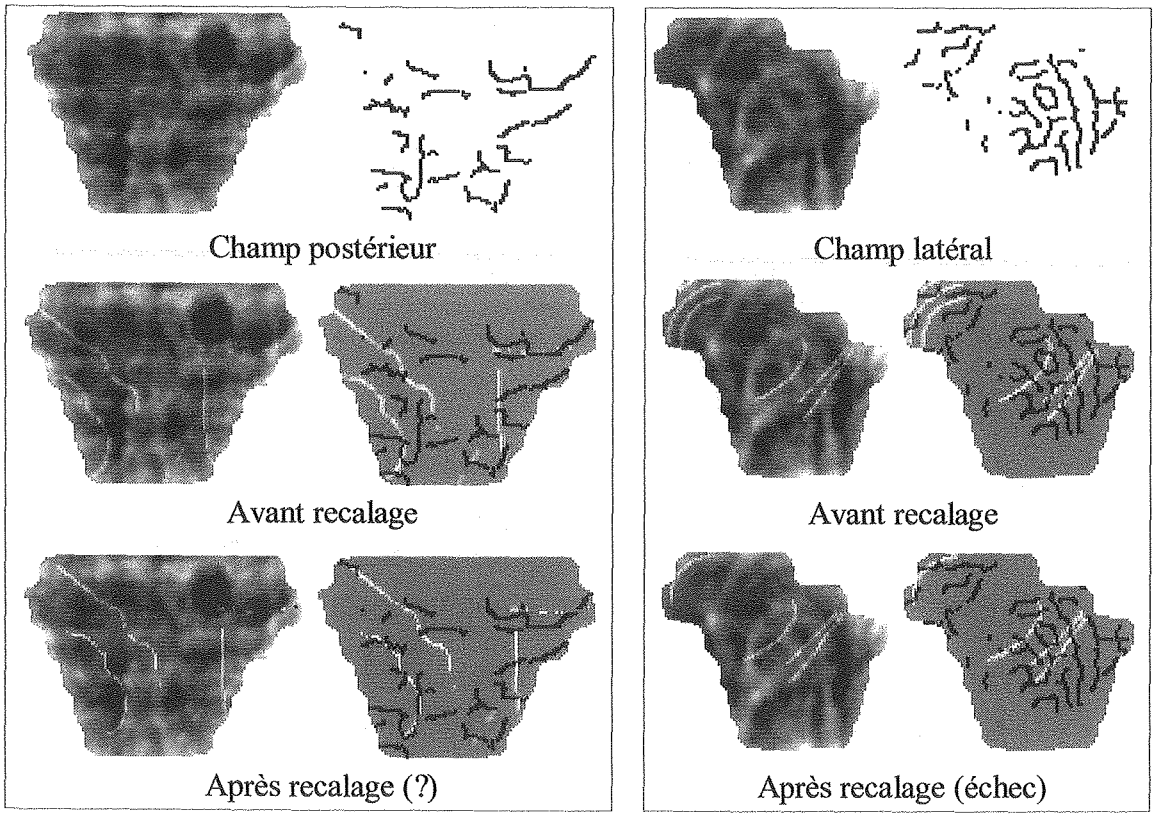
Patient 3 : image 3



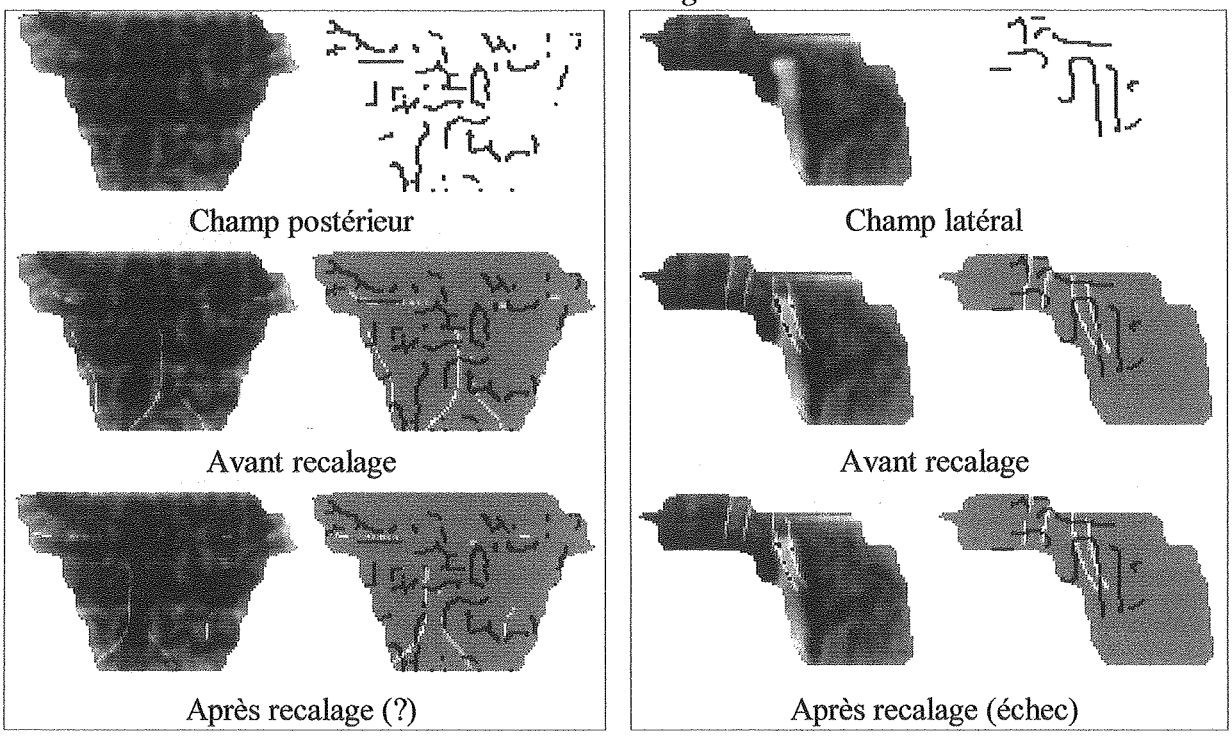
Patient 4 : image 1



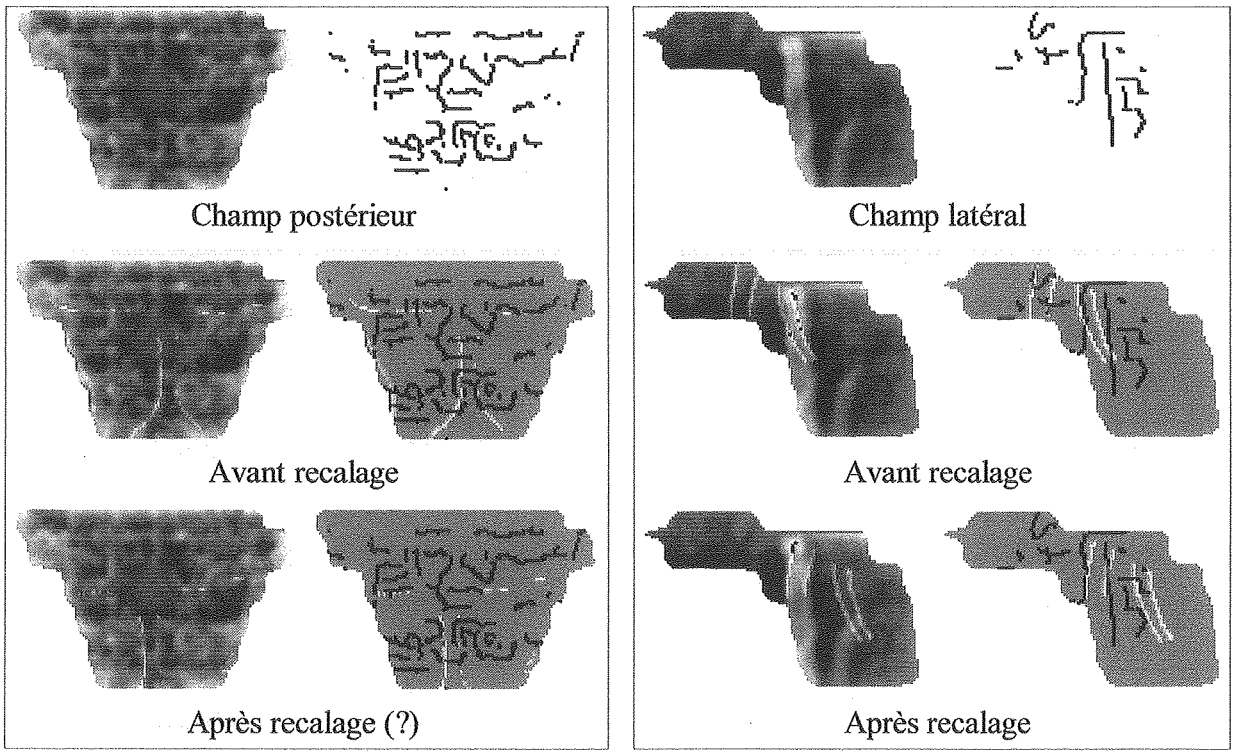
Patient 4 : image 2



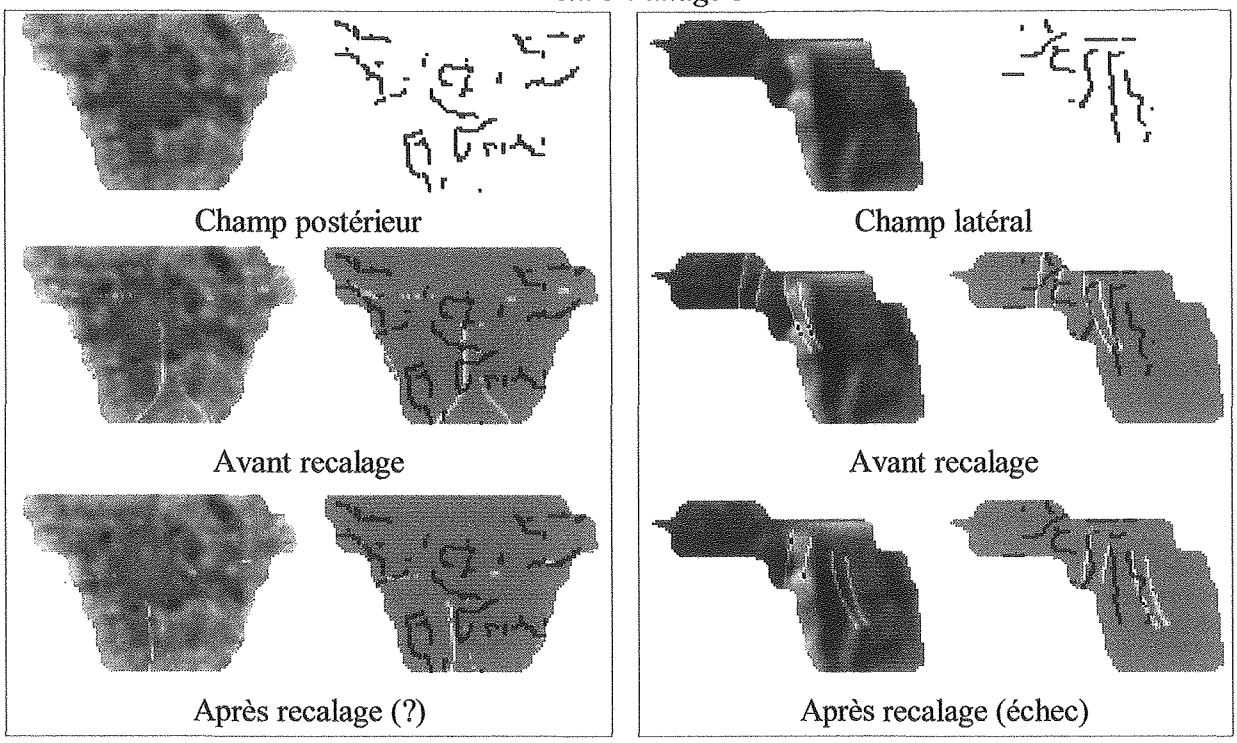
Patient 5 : image 1



Patient 5 : image 2



Patient 5 : image 3



Bibliographie

[1] *Evaluation des performances des systèmes d'imagerie de contrôle.* rapport SFPH (Société Française des Physiciens d'Hôpital). 1996. no 13.

[2] *Recommandations pour un programme d'assurance de qualité en radiothérapie externe.* Bulletin du cancer/radiothérapie. 1992, vol. 79, p. 53-76.

[3] ABREU, E., LIGHTSTONE, M., MITRA, SK., ARAKAWA, K. *A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images.* IEEE Transaction on Image Processing. 1996, vol. 5, p. 1057-1025.

[4] ALVAREZ, L., LION, P.L., MOREL, J.M. *Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. II.* SIAM J. Numer. Anal. 1992, vol. 29, no 3, p. 845-866.

[5] AMIT, Y., GRENANDER, U., PICCIONI, M. *Structural image restoration through deformable templates.* Journal of the American Statistical Association. 1991, vol. 86, no 414, p. 376-387.

[6] ANDREWS, H.C., HUNT, B.R. *Digital image restoration,* Prentice-hall processing series, New Jersey : Englewood Cliffs, 1977.

[7] ATHOLF, V.G.M., HOEKSTRA, C.J.M., te LOO, H.J. *Variation in prostate position relative to adjacent bony anatomy.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 3, p. 709-715.

[8] BALTER, J.M., PELIZZARI, C.A., CHEN, G.T.Y. *Correlation of projection radiographs in radiation therapy using open curve segments and points.* Medical Physics. 1992, vol. 19, n° 2, p. 329-334.

[9] BALTER, J.M., SANDLER, H.M., LAM, K., BREE, R.L., LICHTER, A.S., TEN HAKEN, R.K. *Measurement of prostate movement over the course of routine radiotherapy using implanted markers.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 31, n°1, p. 113-118.

[10] BALTER, J.M., McSHAN, D.L., LAM, K.L., KIM, J., TEN HAKEN, R.K. *Incorporation of patient setup measurement and adjustment within a computer controlled radiotherapy system.* In XIIth ICCR. Salt Lake City, 1997. p. 182-184.

[11] BARAKAT, V., GUILPART, B., GOUTTE, R., PROST, R. *Etude comparative de méthodes de restauration d'images dans le cas d'un modèle de dégradation spatialement variant.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1225-1228.

[12] BEAUREPAIRE, L., OGIER, J.M., CHEHDI, K. *Identification d'images dégradées par un bruit additif ou multiplicatif.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1237-1240.

[13] BEL, A., van HERK, M., BARTELINK, H., LEBESQUE, J.V. *A verification procedure to improve patient set-up accuracy using portal images.* Radiotherapy & Oncology. 1993, vol. 29, p. 253-260.

[14] BEL, A., VOS, P.H., RODRIGUS, P.T.R., CREUTZBERG, C.L., VISSER, A.G., STROOM, J.C., LEBESQUE, J.V. *High-precision prostate cancer irradiation by clinical application of an offline patient set-up verification procedure using portal imaging.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 35, n° 2, p. 321-332.

[15] BERGER, M., DANUSER, G. *Deformable multi-template matching with application to portal images.* In Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition '97, 1997. p. 374-379.

[16] BHANDARI, A., FONTANA, L., FITZE, FW., HITCHINGS, RA. *Quantitative analysis of the lamina cribrosa in vivo using a scanning laser opthalmoscope.* Current Eye Research. 1997, vol. 16, p. 1-8.

[17] BIJAOUI, A. *Image et information. Introduction au traitement numérique des images.* Paris : Masson, 1981.

[18] BIJHOLD, J., GILHUIJS, K.G.A., van HERK, M., MEERTENS, H. *Radiation field edge detection in portal images.* Physics in Medicine and Biology. 1991, vol. 36, n° 12, p. 1705-1710.

[19] BIJHOLD, J., van HERK, M., VIJLBRIEF, R., LEBESQUE, J.V. *Fast evaluation of patient set-up during radiotherapy by aligning features in portal and simulator images.* Physics in Medicine and Biology. 1991, vol. 36, n° 12, p. 1665-1679.

[20] BIJHOLD, J., LEBESQUE, J.V., HART, A.A.M., VIJLBRIEF, R.E. *Maximizing set-up accuracy using portal images as applied to a conformal boost technique for prostatic cancer.* Radiotherapy & Oncology. 1992, vol. 24, p. 261-271.

[21] BIJHOLD, J., GILHUIJS, K.G.A., van HERK, M. *Automatic verification of radiation field shape using digital portal images.* Medical Physics. 1992, vol. 19, n° 4, p. 1007-1014.

[22] BIJHOLD, J. *Three-dimensional verification of patient placement during radiotherapy using portal images.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 2, p. 347-356.

[23] BISSETT, R., LESZCZYNSKI, K., LOOSE, S., BOYKO, S., DUNSCOMBE, P. *Quantitative vs. subjective verification using digital portal images.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 2, p. 489-495.

[24] BOBICHON, Y., BIJAOUI, A. *Algorithmes multirésolution régularisés pour la restauration des images astronomiques.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 821-824.

[25] BOONE, J.M., ARNOLD, B.A., SEIBERT, J.A. *Characterization of the point spread function and modulation transfer function of scatter radiation using a digital imaging system.* Medical Physics. 1986, vol. 13, n° 2, p. 254-256.

[26] BORGEFORS, G. *Distance transformations in digital images.* Computer vision, graphics, and image processing. 1986, vol. 34, p. 344-371.

[27] BYHARDT, R.W., COX, J.D., HORNBURG, A., LIERMANN, G. *Weekly localization films and detection of field placement errors.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1978, vol. 4, p. 881-887.

[28] CHA, I., KASSAM, A.A. *RBFN restoration of nonlinearly degraded images.* IEEE Transactions on image processing. 1996, vol. 5, no 6, p. 964-975.

[29] CHAKRABORTY, D.P. *Image intensifier distortion correction.* Medical Physics. 1987, vol. 14, n° 2, p. 249-252.

[30] CHEN, C.T., CHEN, L.G. *A self-adjusting weighted median filter for removing impulse noise in images.* IEEE, 1996. p. 419-422.

[31] COCQUEREZ, J.P., PHILIPP, S. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Paris : Masson, 1995.

[32] COQUIN, D., BOLON, P., CHEHADEH, Y. *Evaluation quantitative d'images filtrées.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1351-1354.

[33] COULON, F. *Théorie et traitement des signaux.* Dunod, 1984.

[34] CREUTZBERG, C.L., ALTHOF, V.G.M., HUIZENGA, H., VISSER, A.G., LEVENDAG, P.C. *Quality assurance using portal imaging : the accuracy of patient positioning in irradiation of breast cancer.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 25, p. 529-539.

[35] CREUTZBERG, C.L., ALTHOF, V.G.M., DE HOOG, M., VISSER, A.G., HUIZENGA, H., WIJNMAALEN, A., LEVENDAG, P.C. *A quality study of the accuracy of patient positioning in irradiation of pelvic fields.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 3, p. 697-708.

[36] CROOK, J.M., RAYMOND, Y., SALHANI, D., YANG, H., ESCHE, B. *Prostate motion during standard radiotherapy as assessed by fiducial markers.* Radiotherapy & Oncology. 1995, vol. 37, p. 35-42.

[37] CROOKS, I., FALLONE, B.G. *Contrast enhancement of portal images by selective histogram equalization.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 1, p. 199-204.

[38] CROOKS, I., FALLONE, B.G. *A novel algorithm for the edge detection and edge enhancement of medical images.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 4, p. 993-998.

[39] CUNNINGHAM, I.A. *Signal and noise in modulation transfer function determinations using the split, wire, and edge techniques.* Medical Physics. 1992, vol. 19, n° 4, p. 1037-1044.

[40] DE NEVE, W., VAN den HEUVEL, F., DE BEUKELEER, M., COGHE, M., THON, L., DE ROOVER, P., VAN LANCKER, M., STORME, G. *Routine clinical on-line portal imaging followed by immediate field adjustment using a tele-controlled patient couch.* Radiotherapy & Oncology. 1992, vol. 24, p. 45-54.

[41] DE NEVE, W., VAN den HEUVEL, F., COGHE, M., VERELLEN, D., DE BEUKELEER, M., ROELSTRAETE, A., DE ROOVER, P., THON, L., STORME, G. *Interactive use of on-line portal imaging in pelvis radiation.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 25, p. 517-524.

[42] DERICHE, R. *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector.* International Journal of Computer Vision. 1987, p. 167-187.

[43] DING, G.X., SHALEV, S., GLUCHEV, G. *A ρ-θ technique for treatment verification in radiotherapy and its clinical applications.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 4, p. 1135-1143.

[44] DONG, L., BOYER, A.L. *An image correlation procedure for digitally reconstructed radiographs and electronic portal images.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 33, no 5, p. 1053-1060.

[45] DONG, L., BOYER, A.L. *A portal image alignment and patient set-up verification procedure using moments and correlation techniques.* Physics in Medicine and Biology. 1996, vol. 41, p. 697-723.

[46] DROEGE, RT., MORIN, RL. *A practical method to measure the MTF of CT scanners.* Medical Physics. 1982, vol. 9, no 5, p. 758-760.

[47] DROEGE, RT. *A practical method to routinely monitor resolution in digital images.* Medical Physics. 1983, vol. 10, no 3, p. 337-343.

[48] DUNSCOMBE, P.B., FOX, K., RYDER, S. *A proposal for the classification of field placement errors in radiotherapy.* Medical Dosimetry. 1991, vol. 16, p. 1-5.

[49] DUNSCOMBE, P., LOOSE, S., LESZCZYNSKI, K. *Sizes and sources of field placement error in routine irradiation for prostate cancer.* Radiotherapy and oncology. 1993, vol. 26, p. 174-176.

[50] DUTREIX, A. *When and how can we improve precision in radiotherapy?* Radiotherapy & Oncology. 1984, vol. 2, p. 275-292.

[51] EILERTSEN, K., SKRETTING, A., TENNVASSAS, T.L. *Methods for fully automated verification of patient set-up in external beam radiotherapy with polygon shaped fields.* Physics in Medicine and Biology. 1994, vol. 39, p. 993-1012.

[52] FAHRIG, R., MOREAU, M., HOLDSWORTH, D.W. *Three dimensional computed tomographic reconstruction using a C-arm mounted XRII : Correction of image intensifier distortion.* Medical Physics. 1993, vol. 24, n 7, p. 1097-1106.

[53] FEIN, D.A., MC GEE, K.P., SCHULTHEISS, T.E., FOWBLE, B.L., HANKS, G.E. *Intra- and interfractional reproducibility of tangential breast fields : a prospection on-line portal imaging study.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 3, p. 733-740.

[54] FESCHET, F. Techniques d'imagerie pour l'aide au positionnement en dosimétrie conformationnelle. Thèse Sciences. 1999. Université de Lyon 2.

[55] FRITSCH, D.S. *A medial description of greyscale image structure by gradient-limited diffusion,* SPIE Visualisation in Biomedical Computing, 1992. Vol. 1808, p.105-117.

[56] FRITSCH, D.S., PIZER, S.M., CHANEY, E., LIU, A., RAGHAVAN, S., SHAH, T. *Cores for image registration.* SPIE Image Processing, 1994. Vol. 2167, p. 128-142.

[57] FRITSCH, D.S., CHANEY, E., BOXWALA, A., McAULIFFE, M.J., RAGHAVAN, S., THALL, A., EARNHART, J.R.D. *Core-based portal image registration for automatic radiotherapy treatment verification.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 33, n°5, p. 1287-1300.

[58] GALL, K.P., VERHEY, L.J. *Computer-assisted positioning of radiotherapy patients using implanted radiopaque fiducials.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 4, p. 1153-1159.

[59] GALLAGHER, NC., WISE, GL. *A theoretical analysis of the properties of median filters.* IEEE Transaction. on ASSP. 1981, vol. 29, p. 1136-1141.

[60] GAO, Q., YIN, F.F. *Treatment field shape verification using elliptic Fourier transform.* Medical Physics. 1999, vol. 26, no 11, p. 2415-2421.

[61] GILDERSLEVE, J., DEARNALEY, D.P., EVANS, P.M., LAM, M., RAWLINGS, C., SWINDELL, W. *A randomised trial of patient repositioning during radiotherapy using a megavoltage imaging system.* Radiotherapy & Oncology. 1994, vol. 31, p. 161-168.

[62] GILHUIJS, K.G.A., van HERK, M., BIJHOLD, J. *Automatic on-line patient set-up analysis in portal images,* Proceedings of the sixth international conference on image analysis and processing, 1992. p. 629-636.

[63] GILHUIJS, K.G.A., van HERK, M. *Automatic on-line inspection of patient set-up in radiation therapy using digital portal images.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 3, p. 667-677.

[64] GILHUIJS, K.G.A., EL-GAYED, A.A.H., van HERK, M., VIJLBRIEF, R.E. *An algorithm for automatic analysis of portal images : clinical evaluation for prostate treatments.* Radiotherapy & Oncology. 1993, vol. 29, p. 261-268.

[65] GILHUIJS, K.G.A., TOUW, A., van HERK, M., VIJLBRIEF, R.E. *Optimization of automatic portal analysis.* Medical Physics. 1995, vol. 22, n° 7, p. 1089-1099.

[66] GILHUIJS, K.G.A., van de VEN, P.J.H., van HERK, M *Automatic three-dimensional inspection of patient set-up in radiation therapy using portal imaging, simulator images, and computed tomography data.* Medical Physics. 1996, vol. 23, n° 3, p. 389-399.

[67] GILHUIJS, K.G.A., DRUKKER K., TOUW, A., van de VEN, P.J.H., van HERK, M. *Interactive three dimensional inspection of patient set-up in radiation therapy using digital portal images and computed tomography data.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, no 4, p. 873-885.

[68] GIRAUD, P., CASELLES, O., DUTHIL, P., LUCOT, H., DALY-SCHVEITZER, N. *Apport d'une nouvelle technique de numérisation au contrôle des champs d'irradiation.* Bulletin du cancer/radiothérapie. 1995, vol. 82, p. 379-387.

[69] GLADSTONE, D.J., van HERK, M., CHIN, L.M. *Verification of lung attenuator positioning before total body irradiation using an electronic portal imaging device.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 27, p. 449-454.

[70] GLUHCHEV, G., SHALEV, S. *Fast algorithm for radiation field edge detection.* SPIE image processing. 1993, vol. 1898, p. 296-303.

[71] GLUHCHEV, G., SHALEV, S. *Contrast enhancement of portal images with adaptive histogram clip.* 37th annual meeting of the American Association of Physicists in Medicine, 1995.

[72] GOLD, R. *An iterative unfolding method for matrices.* Mathematics and Computer Research and Development Rep. 1964, ANL-6984 (Argonne National Laboratory, Argonne, I11).

[73] GONZALEZ, R.C., WINTZ, P. *Digital image processing.* Second edition. Addison-Wesley Publishing Company, 1987.

[74] GRAHAM, M.L., CHENG, A.Y., GEER, L.Y., BINNS, W.R., VANNIER, M.W., WONG, J.W. *Method to analyse 2-dimensional daily radiotherapy portal images from an on-line fiber-optic imaging system.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1991, vol. 20, p. 613-619.

[75] Griffiths, S.E., Khoury, G.G., Eddy, A. *Quality control of radiotherapy during pelvic irradiation.* Radiotherapy & Oncology. 1991, vol. 20, p. 203-206.

[76] GRONENSCHILD, E. *The accuracy and reproducibility of a global method to correct for geometric image distortion in the x-ray imaging chain.* Medical Physics. 1997, vol. 24, no 12, p. 1875-1888.

[77] HADLEY, S.W., PELIZZARI, C.A., JOHNSON, L.S., CHEN, G.T.Y. *Automated registration of portal and simulation films by mutual information.* In XIIth ICCR. Salt Lake City, 1997. p. 243-244.

[78] HANLEY, J., MAGERAS, G.S., SUN, J., KUTCHER, G.J. *The effects of out-of-plan rotations on two dimensional portal image registration in conformal radiotherapy of the prostate.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 33, n°5, p. 1331-1343.

[79] HERMAN, M.G., ABRAMS, R.A., MAYER, R.R. *Clinical use of on-line portal imaging for daily patient treatment verification.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1994, vol. 28, n° 4, p. 1017-1023.

[80] HILT, G., ALETTI, P., WOLF, D. *Automatic verification of patient's set-up during daily treatments in radiotherapy using portal imaging.* In World Congress on Medical Engineering Nice, 1997. Vol. 35, no 2. p. 1077.

[81] HILT, G., WOLF., D., ALETTI, P. *Control portal images enhancement.* In 36th annual Rocky Mountain Bioengineering Symposium Copper Mountain Colorado, 1999. Vol. 35. p. 223-228.

[82] HILT, G., WOLF, D., ALETTI, P. *Pre-processing of control portal images for patient set-up verification during the treatments in external radiotherapy.* Medical Physics. 1999, vol. 26, no 12, p. 2539-2549.

[83] HILT, G., ALETTI, P., WOLF, D. *Segmentation and matching of portal and reference images.* In World Congress on Medical Engineering Chicago, 2000.

[84] HUIZENGA, H., LEVENDAG, P.C., DE PORRE, P.M.Z.R., VISSER, A.G. *Accuracy in radiation field alignment in head and neck cancer : a prospective study.* Radiotherapy & Oncology. 1988, vol. 11, p. 181-187.

[85] HUMMEL, R. *Image Enhancement by Histogram Transformation.* Computer Graphics and Image Processing. 1977, vol. 6, p. 184-195.

[86] JAIN, A., ZHONG, Y., LAKSHMANAN, S. *Object matching using deformable templates.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996, vol. 18, no 3, p. 267-278.

[87] JANSSON, PA. *Methods for determining the response function of high resolution infrared spectrometer.* J. Opt. Soc. Am. 1970, vol. 60, p. 184-191.

[88] JONES, S.M., BOYER, A.L. *Investigation of an FFT-based correlation technique for verification of radiation treatment set-up.* Medical Physics. 1991, vol. 18, n° 6, p. 1116-1125.

[89] KALIFA, J., MALLAT, S., ROUGE, B. *Restauration d'image par paquet d'ondelettes,* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1339-1342.

[90] KASS, M., WITKIN, A., TERZOPOULOS, D. *Snakes: active contour models.* International Journal of Computer Vision. 1988, vol. 1, no 4, p. 321-331.

[91] KIM, V., YAROSLAVSKII, L. *Rank algorithms for picture processing.* CVGIP. 1986, vol. 35, p. 234-258.

[92] KIRBY, MC., WILLIAMS, PC. *Measurement possibilities using an electronic portal imaging device.* Radiotherapy & Oncology. 1993, vol. 29, p. 237-243.

[93] KIRBY, MC., WILLIAMS, PC. *The use of an electronic portal imaging device for exit dosimetry and quality control measurements.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 31, p. 593-603.

[94] KIRBY, M.C. *The consequences of fixed-pattern noise and image movement on electronic portal images.* Physics in Medicine and Biology. 1996, vol. 41, p. 2345-56.

[95] KOIVUNEN, V. *A robust non-linear filter for image restoration.* IEEE Transactions on image processing. 1995, vol. 4, no 5, p. 569-578.

[96] KORTMANN, R.D., HESS, C.F., MEISNER, C., SCHMIDBERGER, H., BAMBERG, M. *Accuracy of field alignment in abdominal radiation therapy.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 35, n° 4, p. 779-783.

[97] KUNT, M. *Traitement de l'information : volume 2. Traitement numérique des images. Collection électricité Presses Polytechniques et universitaires romandes,* 1993.

[98] LAM, W.C., PARTOWMAH, M., LEE, D.J., WHARAM, M.D., LAM, K.S. *On-line measurement of field placement errors in external beam therapy.* The British Journal of Radiology. 1987, vol. 60, p. 361-367.

[99] LAM, W.C., HERMAN, M.G., LAM, K.S., LEE, D.J. *On-line portal imaging : computer-assisted error measurement.* Radiology. 1991, vol. 179, p. 871-873.

[100] LANGLOIS, S., DESVIGNES, M., CONSTANS, J.M., REVENU, M. *Imagerie par résonance magnétique : correction des non linéarités des gradients de champ.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 1, p. 339-342.

[101] LEBESQUE, J.V., BEL, A., BIJHOLD, J., HART, A.A.M. *Detection of systematic patient set-up errors by portal film analysis.* Radiotherapy & Oncology. 1992, vol. 23, p. 198.

[102] LEMAN, H., CARRE, P., MARQUE, C. *Utilisation de la transformée en ondelette non décimée pour le débruitage du signal électrohystérographique utérin,* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 1, p. 355-358.

[103] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S. *A robust algorithm for contrast enhancement by local histogram modification.* Image and Vision Computing. 1989, vol. 7, n° 3, p. 507-512.

[104] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S. *Digital contrast enhancement for online portal imaging.* Medical & Biological Engineering & Computing. 1989, vol. 27, p. 507-512.

[105] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S., COSBY, S. *An adaptive technique for digital noise suppression in on-line portal imaging.* Physics in Medicine and Biology. 1990, vol. 35, n° 3, p. 429-439.

[106] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S., RYDER, S. *A study on the efficacy of digital enhancement of on-line portal images.* Medical Physics. 1992, vol. 19, n° 4, p. 999-1005.

[107] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S., COSBY, S. *The enhancement of radiotherapy verification images by automated edge detection technique.* Medical Physics. 1992, vol. 19, n° 3, p. 611-621.

[108] LESZCZYNSKI, K.W., SHALEV, S., GLUHCHEV, G. *Verification of radiotherapy treatments: computerized analysis of the size and shape of the treatment field.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 3, p. 687-694.

[109] LESZCZYNSKI, K.W., LOOSE, S., DUNSCOMBE, P. *A comparative study of methods for the registration of pairs of radiation fields.* Physics in Medicine and Biology. 1993, vol. 38, p. 1493-1502.

[110] LLOYD, E.H. *Least square estimation of location and scale parameters using order statistics.* Biometrika. 1952, vol. 39, p. 88-95.

[111] LOO, L.D., DOI, K., METZ, C.E. *Investigation of basic imaging properties in digital radiography. Effect of unsharp masking on the detectability of simple patterns.* Medical Physics. 1985, vol. 12, n° 2, p. 209-214.

[112] LUCHKA, K., SHALEV, S. *Image distortion in the BEAMVIEW^{PLUS} electronic portal imaging device.* 38th annual Meeting of the American Association of Physicists in Medicine, Philadelphia Pennsylvania Juillet, 1996.

[113] LUCHKA, K., RAJAPAKSHE, R., SHALEV, S. *Characterization and correction of geometric distortions in chinical radiotherapy images.* XIIth ICCR. Salt Lake City 27-30 mai, 1997. p. 293-294.

[114] LUCY, LB. *An iterative technique for the rectification of observed distributions.* The Astronomical Journal. 1974, vol. 79, p. 745-765.

[115] MASNOU, S., MOREL, J.M. *Restauration d'images et filtres de Yaroslavsky.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1233-1236.

[116] MAZERON, J.J., LOCOCHE, T., MAUGIS, A. *Techniques d'irradiation des cancers. Editions Vigot,* 1992.

[117] McPARLAND, B.J. *Uncertainty analysis of field placement error measurement using digital portal and simulation image correlations.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 3, p. 679-685.

[118] McPARLAND, B.J., KUMARADAS, J.C. *Digital portal image registration by sequential match point and image correlations for real-time continuous field alignment verification.* Medical Physics. 1995, vol. 22, no 7, p. 1063-1075.

[119] MEERTENS, H. *Digital processing of high-energy photon beam images.* Medical Physics. 1985, vol. 12, n° 1, p. 111-113.

[120] MEERTENS, H., van HERK, M., WEEDA, J. *An inverse filter for digital restoration of portal images.* Physics in Medicine and Biology. 1988, vol. 33, n° 6, p. 687-702.

[121] MEERTENS, H., BIJHOLD, J., STRACKEE, J. *A method for measurement of field placement errors in digital portal images.* Physics in Medicine and Biology. 1990, vol. 35, n° 3, p. 299-323.

[122] MEINEL, ES. *Origins of linear and non-linear recursive restoration algorithms.* J. Opt. Soc. Am. 1986, vol. 3, p. 787-799.

[123] MICHALEWICZ, Z. *Genetic algorithms + data structures = evolution programs.* AI series. New York : Springer-Verlag, 1994.

[124] MICHALSKI, J.M., WONG, J.W., GERBER, R.L., YAN, D., CHENG, A., GRAHAM, M.V., RENNA, M.A., SAWYER, P.J., PEREZ, C.A. *The use of on-line image verification to estimate the variation in radiation therapy dose delivery.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 27, p. 707-716.

[125] MICHALSKI, J.M., WONG, J.W., BOSCH, W.R., YAN, D., CHENG, A., GERBER, R.L., GRAHAM, M.V., LOW, D., VALICENTI, R.K., PIEPHOFF, J.V. *An evaluation of two methods of anatomical alignment of radiotherapy portal images.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 27, p. 1199-1206.

[126] MICHALSKI, J.M., GRAHAM, M.V., BOSCH, W.R., WONG, J.W., GERBER, R.L., CHENG, A., TINGER, A., VALICENTI, R.K. *Prospective evaluation of an electronic portal imaging device.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 4, p. 943-951.

[127] MITINE, C., LEUNENS, G., VERSTRAETE, J., BLANCKAERT, N., VAN DAM, J., DUTREIX, A., van der SCHUEREN, E. *Is it necessary to repeat quality control procedures for head and neck patients ?* Radiotherapy and Oncology. 1991, vol. 21, p. 201-210.

[128] MORTON, E.J., EVANS, P.M., FERRARO, M., YOUNG, E.F., SWINDELL, W. *Development of video frame store and distortion correction facilities for an external beam radiotherapy treatment simulator.* The British Journal of Radiology. 1991, vol. 64, n° 764, p. 747-750.

[129] MORTON, E.J., SWINDELL, W., LEWIS, D.G., EVANS, P.M. *A linear array, scintillation crystal photodiode detector for megavoltage imaging.* Medical Physics. 1991, vol. 18, n° 4, p. 681-691.

[130] MOSELEY, J., MUNRO, P. *Display equalization : a new display method for portal images.* Medical Physics. 1993, vol. 20, n° 1, p. 99-102.

[131] MOSELEY, J., MUNRO, P. *A semiautomatic method for registration of portal images.* Medical Physics. 1994, vol. 21, n° 4, p. 551-558.

[132] MUNRO, P. *Portal imaging technology : past, present, and future.* Seminars in Radiation Oncology. 1995, vol. 5, n° 2, p.115-133.

[133] NAGAO, M., MATSUYAMA, M. "Edge preserving smoothing," CVGIP 79, 1979. p. 394-407.

[134] NELDER, J.A., MEAD, R. *A simplex method for function minimization.* Computer. 1965, vol. 5, n° 7, p. 308-313.

[135] OTSU N. *A threshold selection method from gray level histograms.* IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics. 1979, vol. 9, n° 1, p. 62-66.

[136] PARK, J., KURZ, L. *Image enhancement using the modified ICM method.* IEEE Transactions on image processing. 1996, vol. 5, no 5, p. 765-771.

[137] PARTRIDGE, M., EVANS, P.M., MOSLEH-SHIRAZI, M.A. *Characterization and correction of geometric distortions in chinical radiotherapy images,* XIIth ICCR. Salt Lake City 27-30 mai 1997. p. 293-294.

[138] PENNEQUIN, J.C., *Reconnaissance automatique de formes dans des images de simulation et de traitement en radiothérapie.* Thèse Sciences. 1995. INP Lorraine.

[139] PIZER, S.M., AMBURN, E.P., AUSTIN, J.D., CROMARTIE, R., GESELOWITZ, A., GREER, T., ROMERY, B., ZIMMERMAN, J.B., ZUIDERVELD, K. *Adaptive Histogram Equalization and its Variations.* Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1987, vol. 39, p. 355-368.

[140] POMALAZA-RAEZ, CA., McGILLEM, CD. *An adaptive non linear edge preserving filter.* IEEE Trans. on ASSP. 1984, vol. 32, p. 571-576.

[141] POWLIS, W.D., BRIKMAN, I., SESHADRI, S.B., BLOCH, P. *Portal radiographs : digital enhancement of contrast.* Radiology. 1988, vol. 169, p. 839-841.

[142] PRATT, W.K. *Digital image processing.* A Wiley-Interscience publication, 1978.

[143] PRESS, WH., et al. *Numerical recipes in C : the art of scientific computing.* Second edition. Cambridge : Cambridge university press, 1992. 994 p. ISBN 0-521-43108-5.

[144] RABINOWITZ, I., BROOMBERG, J., GOITEIN, M., McCARTHY, K., LEONG, J. *Accuracy of radiation field alignment in clinical practice.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1985, vol. 11, n°10.

[145] RADCLIFFE, T., RAJAPAKSHE, R., SHALEV, S. *Pseudocorrelation : a fast, robust, absolute, grey-level image alignment algorithm.* Medical Physics. 1994, vol. 6, p. 761-769.

[146] RAJAPAKSHE, R., SHALEV, S. *Noise analysis in real time portal imaging. I. Quantization noise.* Medical Physics. 1994, vol. 21, n° 8, p. 1263-1268.

[147] RAJAPAKSHE, R., SHALEV, S. *Output stability of a linear accelerator during the first three seconds.* Medical Physics. 1996, vol. 23, no 3, p. 517-519.

[148] RAJAPAKSHE, R., LUCHKA, K., SHALEV, S. *A quality control test for electronic portal imaging devices.* Medical Physics. 1996, vol. 23, no 7, p. 1237-1244.

[149] RESTREPO, A., BOVIK,AC. *Adaptive trimmed mean filters for image restoration.* IEEE Trans. on ASSP. 1988, vol. 36, p. 1326-1337.

[150] RICHARSON, WH. *Bayesian-based iterative method of image restoration.* J. Opt. Soc. Am. 1972, vol. 62, p. 55-59.

[151] ROBAR, J.L., THOMPSON, C.J., MURTHY, K., CLANCY, R.L., BERGMAN, A.M. *Correction of spatial distortion, gain non-uniformity and efficiency variation in detectors for positron emission mammography.* IEEE, 1997. p. 1206-1210.

[152] ROESKE, J.C., FORMAN, J.D., MESINA, C.F., HE, T., PELIZZARI, C.A., FONTENLA, E., VIJAYAKUMAR, S., CHEN, G.T.Y. *Evaluation of changes in the size and location of the prostate, seminal vesicles, bladder, and rectum during a course of external beam radiation therapy.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 33, n° 5, p. 1321-1329.

[153] ROPERT, M., PELÉ, D. *Synthesis of adaptive weighted order statistic filters with gradient algorithms and application to image processing.* IEEE, 1994. p. 512-516.

[154] ROSENFELD, K. *Digital picture processing.* second edition, vol. 1, academic press.

[155] ROSENMAN, J., ROE, C.A., CROMARTIE, R., MULLER, K.E., PIZER, S.M. *Portal film enhancement : technique and clinical utility.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1993, vol. 25, p. 333-338.

[156] ROSENTHAL, S.A., GALVIN, J.M., GOLDWEIN, J.W., SMITH, A.R., BLITZER, P.H. *Improved methods for determination of variability in patient positioning for radiation therapy using simulation and serial portal film measurements.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1992, vol. 23, p. 621-625.

[157] SANCHEZ, S. *Recalage d'image en niveau de gris.* Mémoire de recherche de DEA. 1999. INP Lorraine.

[158] SANCHEZ, S. *Recalage d'image en radiothérapie.* Mémoire bibliographique de DEA. 1999. INP Lorraine.

[159] SARRUT, D. *Recalage multimodal et plate-forme d'imagerie médicale à accès distant.* Thèse Sciences. 2000. Université de Lyon 2.

[160] SEKKO, E., BOUKROUCHE, A., THOMAS G., SARRI P. *Comparaison de deux méthodes de restauration d'images : application à l'astronomie.* In Seizième colloque GRETSI Grenoble, 1997. vol. 2, p. 1237-1240.

[161] SERIR, AM., SERIR, AO., SANSAL, B. *Restauration d'images SAR-ERS-1 par une méthode multiéchelle.* Actes Seizième colloque GRETSI. Grenoble 15-19 septembre, 1997. Vol. 2, p. 1229-1232.

[162] SHALEV, S. *On-line portal imaging : contributions and limitations in clinical practice.* Front Radiot. Ther. Oncol. 1996, vol. 29, p. 156-167.

[163] SHALEV, S. *State of art in electronic portal imaging.* In XIIth ICCR. Salt Lake City, 1997. p. 27-30.

[164] SHALEV, S., WANG, X., CHEN, D., LUCHKA, K., RAJAPAKSHE, R. *PIPS – a portal image processing system.* In AAPM Annual Meeting Milwaukee. 1997. p.1-4.

[165] SHEROUSE, G.W., ROSENMAN, J., McCURRY, H.L., PIZER, S.M., CHANEY, E.L. *Automatic digital contrast enhancement of radiotherapy films.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1987, vol. 13, p. 801-806.

[166] SHI, X., CHEN, S.H., Yang, C.J. *Image identification and restoration based on equal power spectrum.* SPIE. 1994. Vol. 2298, p. 724-732.

[167] SIROIS, L.M., HRISTOV, D.H., FALLONE, B.G. *Three dimensional anatomy set-up verification by correlation of orthogonal portal images and digitally reconstructed radiographs.* Medical Physics. 1999, vol. 26, no 11, p. 2422-2428.

[168] SUCHER, R. *Removal of impulse noise by selective filtering.* IEEE, 1994. p. 502-505.

[169] TINGER, A., MICHALSKI, J.M., BOSCH, W.R., VALICENTI, R.K., LOW, D.A., MYERSON, R.J. *An analysis of intra-treatment and inter-treatment displacements in pelvic radiotherapy using electronic portal imaging.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1996, vol. 34, n° 3, p. 683-690.

[170] TORKAMANI-AZAR, F., TAIT, K.E. *Image recovery using the anisotropic diffusion equation.* IEEE Transaction on Image Processing. 1996, vol. 5, p. 1573-1578.

[171] TUBIANA, M., BERTIN, M. *Radiobiologie - radioprotection. Que sais-je?* n° 2439. 1989.

[172] Van den ELSEN, P.A., POL, E-J.D, VIERGEVER, M.A. *Medical image matching – A review with classification.* IEEE Engineering in medicine and biology. 1993, p. 26-39.

[173] VAN den HEUVEL, F., DE NEVE, W., VERELLEN, D., COGHE, M., COEN, V., STORME, G. *Clinical implementation of an objective computer-aided protocol for intervention in intra-treatment correlation using electronic portal imaging.* Radiotherapy & Oncology. 1995, vol. 35, p. 232-239.

[174] van HERK, M., BEL A., GILHUIJS, K.G.A., VIJLBRIEF, R. *A comprehensive system for the analysis of portal images.* Radiotherapy & Oncology. 1993, vol. 29, p. 221-229.

[175] van HERK, M., BEL, A., GILHUIJS, K.G.A., LEBESQUE, J.V., van DALEN, A., van der VEN, P., VIJLBRIEF, R. *Electronic portal imaging.* Bull Cancer. 1995, vol. 82, supplément 5, p. 601-606.

[176] Van HERK, M., de MUNCK, J.C., PETERS, A.R. *A comprehensive system for three dimensional image registration in radiotherapy.* In XIIth ICCR. Salt Lake City, 1997. p. 237-240.

[177] van TIENHOVEN, G., LANSON, J.H., CRABEELS, D., HEUKELOM, S., MIJNHEER, B.J. *Accuracy in tangential breast treatment set-up : a portal imaging study.* Radiotherapy & Oncology. 1991, vol. 22, p. 317-322.

[178] WAGNER, F.C., MACOVSKI, A., NISHIMURA, D.G. *A characterisation of the scatter point spread function in terms of air gaps.* IEEE Transactions on medical imaging. 1988, vol. 7, n° 4, p. 337-344.

[179] WANG, H., FALLONE, B.G. *A robust morphological algorithm for automatic radiation field extraction and correlation of portal images.* Medical Physics. 1994, vol. 21, n° 2, p. 237-244.

[180] WEISER, J.C., GUR, D., GENNARI, R.C. *Evaluation of analog contrast enhancement and digital unsharp masking in low-contrast portal images.* Medical Physics. 1990, vol. 17, n° 1, p. 122-125.

[181] WESTWOOD, C., GILDERSLEVE, J., YARNOLD, J. *Quality assurance in daily treatment procedure : patient movement during tangential fields treatment.* Radiotherapy & Oncology. 1991, vol. 22, p. 299-303.

[182] WONG, J.W., GERBER, R.L., MICHALSKI, J.M., GRAHAM, M.L., HALVERSON, K.J., CHENG, A.Y., GRIGSBY, P., RENNA, M., SAWYER, P., PEREZ, C.A. *On-line image verification in radiation therapy : an early USA experience.* Medical Progress through Technology. 1993, vol. 19, p. 43-54.

[183] WONG, J., YAN, D., MICHALSKI, J., GRAHAM, M., HALVERSON, K., HARMS, W., PURDY, J. *The cumulative verification image analysis tool for offline evaluation of portal images.* Int. J. Radiation Oncology Biol. Phys. 1995, vol. 33, n°5, p. 1301-1310.

[184] YAROSLAVSKY, L.P. *Local criteria : a unified approach to local adaptive linear and rang filters for image restoration and enhancement.* IEEE, 1996. p. 517-521.

[185] YOUNG, NHC., LAI, AHS. *Performance valuation of a feature-preserving filtering algorithm for removing additive random noise in digital images.* Opt. Eng. 1996, vol. 35, p. 1871-1885.

[186] YU, C., KRISPEL, F. *Imagerie en temps réel avec accélérateur linéaire Megatron.* Bull Cancer/Radiother. 1992, vol. 79, p. 271-277.

[187] YUNG, N.H.C., LAI, A.H.S. *Performance evaluation of a feature preserving filtering algorithm for removing additive random noise in digital image.* Opt. Eng. 1996, vol. 35, n° 7, p. 1871-1885.

[188] YUSHKEVICH, P., FRITSCH, D., PIZER, S., CHANEY, E. *Towards automatic, model-driven determination of 3D patient set-up errors in conformal radiotherapy.* MICCAI 98, 1998.

[189] ZAMPERONI, P. *Some adaptive rank order filters for image enhancement.* Pattern Recognition Letters. 1990, vol. 11, p. 81-86.

[190] ZHOU, S.M., VERHEY, L.J. *A robust method of multileaf collimator (MLC) leaf-configuration verification.* Physics in Medicine and Biology. 1994, vol. 39, p. 1929-1947.

INSTITUT NATIONAL
POLYTECHNIQUE
DE LORRAINE

AUTORISATION DE SOUTENANCE DE THESE DU DOCTORAT DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE LORRAINE

o0o

VU LES RAPPORTS ETABLIS PAR :
Monsieur HIRSCH Ernest, Professeur, ENSPS/Université Louis Pasteur de Strasbourg,
Monsieur CHAVAUDRA Jean, Professeur, Institut Gustave Roussy Villejuif.

Le Président de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, autorise :

Mademoiselle HILT Gisèle

à soutenir devant un jury de l'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE LORRAINE, une thèse intitulée :

"Vérification automatique de la position d'un patient pendant les traitements de radiothérapie externe par recalage d'images".

NANCY BRABOIS
2, AVENUE DE LA
FORET-DE-HAYE
BOITE POSTALE 3
F - 5 4 5 0 1
VANDŒUVRE CEDEX

en vue de l'obtention du titre de :

DOCTEUR DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE LORRAINE

Spécialité : **"AUTOMATIQUE & TRAITEMENT NUMERIQUE DU SIGNAL"**

Fait à Vandoeuvre le, **4 octobre 2000**

Le Président de l'I.N.P.L.,

J. HARDY

INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE LORRAINE NANCY

Service Commun de la Documentation
INPL
Nancy-Brabois

TEL. 33/03.83.59.59.59
FAX. 33/03.83.59.59.55

Vérification automatique de la position d'un patient pendant les traitements en radiothérapie externe par recalage d'images.

Résumé :

Cette étude a été effectuée dans le cadre du contrôle qualité en radiothérapie externe, et porte plus particulièrement sur la vérification automatique de la position d'un patient au début des séances d'irradiation.

Les images de traitement ou images portales, obtenues pendant le traitement sont comparées à une image de référence pouvant être une radiographie ou une DRR (radiographie reconstruite à partir des coupes scanner). La position du patient est vérifiée en 3D par la mesure du décalage entre les structures anatomiques dans les images de traitement et de référence.

L'obstacle majeur à l'automatisation de cette tâche, est la très mauvaise qualité des images portales. Leur contraste est très faible, les images sont bruitées et les contours sont flous. Notre premier objectif fut donc l'amélioration de la qualité des images portales par filtrage et restauration.

Un modèle générique des formes pouvant être visibles à la fois dans les images de traitement et de référence a été introduit comme connaissance a priori pour la segmentation des images de simulation. Une reconnaissance de forme est réalisée à l'aide d'un recalage déformable du modèle. Les formes spécifiques au patient sont le résultat de cette procédure et constitue la connaissance a priori introduite pour la segmentation des images portales. Sachant que la position du patient est proche de la référence, la superposition des structures de référence sur l'image portale, permet à l'aide d'un intervalle simulant les décalages possibles, l'élimination des segments n'appartenant pas aux formes recherchées dans l'image portale. Par ailleurs, les informations sur l'orientation locale des contours et la transition locale des niveaux de gris traduisant le passage de l'os aux tissus mous améliore les résultats.

La position du patient est déterminée par un recalage rigide des images segmentées de traitement et de référence. La précision des mesures est inférieure au pixel en translation et inférieure à 1° en rotation.

Mot clés : Automatisation, segmentation, reconnaissance de forme, recalage déformable et rigide, images portales, radiographie, traitement numérique de l'image, radiothérapie externe.

Automatic verification of patient set-up during treatments in external radiotherapy by image matching.

Abstract:

This research deals with treatment quality control in external radiotherapy, and concern more specifically automatic verification of patient set-up at the beginning of the fractions.

Treatment images, or portal images, obtained during treatment are compared to a reference image that can be a radiograph or a DRR (digitally reconstructed radiograph). Patient positioning is checked in three dimensions by the measurement of anatomical structures displacement between the treatment images and the reference image.

The main problem met by automation of this task is the very poor quality of portal images. Their contrast is very low, images are often noisy and edges are blurred. Our first aim was than the improvement of portal images quality, using filtering and restoration, in order to further the segmentation.

A generic modelling of shapes likely to be found in both treatment and reference images was introduced as a priori knowledge in the segmentation of the simulation images. Shape recognition was realised by deformable matching of the generic modelling. Shape of patient specific structures result from this procedure and is the a priori knowledge introduced in the segmentation of portal images. Knowing that patient position is near the reference, reference structure and portal image superposition allows elimination, from the segmented portal image, of the segments that does not belong to the shapes of interest, by means of an interval simulating possible discrepancy. Moreover, information about edge's local orientation and the gray level local transition indicating the passage from bone to soft tissues, improve the results.

Patient position is determined by a rigid matching of the segmented treatment and reference images.

The results points out that the overall accuracy of patient position measurement is less than 1 pixel for translations and less than 1° for rotation.

Keywords: Automation, segmentation, shape recognition, deformable template and rigid matching, portal images, radiograph, digital image processing, external radiotherapy.