

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ  
À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE  
À L'OBTENTION DE LA  
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE  
M. Ing.

PAR  
OVALONG TROEUNG

SEGMENTATION DE PAIRES D'IMAGES RADIOGRAPHIQUES  
DE LA COLONNE VERTÉBRALE INSTRUMENTÉE  
POUR LA RECONSTRUCTION 3D

MONTREAL, LE 31 AOÛT 2005

© droits réservés de Ovalong Troeung

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ  
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Pascal Bigras, président du jury  
Département de génie de la production automatisée à l'école de technologie supérieure

M. Jacques A. de Guise, directeur de mémoire  
Département de génie de la production automatisée à l'école de technologie supérieure

Mme Farida Cheriet, membre du jury  
Département de génie informatique à l'école de polytechnique de Montréal

IL A FAIT L'OBJET D'UNE PRÉSENTATION DEVANT JURY ET PUBLIC  
LE 24 AOÛT 2005  
À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

# **SEGMENTATION DE PAIRES D'IMAGES RADIOGRAPHIQUES DE LA COLONNE VERTEBRALE INSTRUMENTÉE POUR LA RECONSTRUCTION 3D**

Ovalong Troeung

## **SOMMAIRE**

La scoliose est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale qui entraîne des modifications géométriques des vertèbres, du thorax, de l'abdomen et des zones proches de la colonne vertébrale. On ne connaît généralement pas les origines de la scoliose idiopathique mais des traitements (kinésithérapie, appareillage, chirurgie) imposant des contraintes et des mouvements limités de la colonne vertébrale peuvent aider à la correction.

L'examen par radiographie classique est souvent utilisé pour évaluer cliniquement les patients scoliotiques. Par ailleurs, des méthodes de reconstruction 3D à partir d'images de tomographie axiale (CT-Scan) peuvent aussi être utilisées, cependant cette technologie est mal adaptée pour la modélisation 3D du squelette scoliotique. En effet, les patients doivent être examinés sur une base régulière mais avec le CT-Scan, ce processus peut se révéler nuisible à la santé à cause des doses de radiations infligées au patient à chaque examen. Enfin, la position couchée du patient lors de l'examen modifie la forme naturelle de la scoliose étudiée.

Une connaissance précise de la géométrie 3D de la colonne vertébrale est très utile pour comprendre les mécanismes de la scoliose. Elle permet ainsi de pouvoir suivre l'évolution des déformations, de créer des modèles biomécaniques réalistes qui peuvent être utilisés pour la modélisation de méthodes de traitement par corset orthopédique ou de procédures chirurgicales.

Des méthodes de reconstruction 3D à partir de radiographies planes sont beaucoup plus adaptées à cette problématique. Ce type de méthode utilisé pour la reconstruction 3D de colonne vertébrale scoliotique a déjà prouvé son efficacité. Cependant, dans des cas où un patient a subi une chirurgie consistant en l'implantation de tiges de métal maintenues par des crochets et des vis, les méthodes actuelles sont difficilement applicables. En effet, cette instrumentation orthopédique peut masquer dans les radiographies les structures anatomiques, en plus d'ajouter un certain nombre de contours parasites supplémentaires qui nuisent à la méthode de reconstruction. Pour pouvoir effectuer un suivi post-opératoire adéquat, il faudrait une méthode qui pourrait tenir compte de la présence parasite dans les images de cette instrumentation afin de permettre une reconstruction 3D précise de la colonne.

L'objectif est donc de proposer une méthode de segmentation de l'instrumentation dans les radiographies et d'éliminer l'instrumentation pour pouvoir essayer de reconstruire en 3D la colonne vertébrale à partir de données incomplètes. Pour cela, on dispose des radiographies préopératoires et postopératoires à partir desquelles on peut tirer un maximum d'information pour établir une méthode solide.

## REMERCIEMENTS

J'ai effectué ce mémoire au LIO (Laboratoire de recherche en Imagerie et Orthopédie) de l'École de Technologie Supérieure. Je tiens à rendre hommage à la qualité du travail effectué dans le laboratoire, à l'ambiance et à l'environnement convivial et chaleureux.

Je tiens à remercier particulièrement mon directeur Jacques A. de Guise pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire et pour avoir eu le courage de lire les différentes versions (particulièrement longues) de mon mémoire avec une grande rigueur dans un laps de temps relativement court. Je remercie les associés de recherche Pierre Gravel, Benoit Godbout, Sylvain Deschênes et Alain Gravel pour leurs aides précieuses et leurs suggestions pertinentes.

Je remercie aussi les étudiants du LIO, plus particulièrement Ramnada Chav et Ali Meghoufel, pour leur aide et leur soutien dans ce périple sans fin que peut être le mémoire de maîtrise.

Finalement, je remercie ma famille, mes parents, mon frère et ma soeur sans qui tout cela n'aurait pas été possible. Je remercie aussi mes ami(e)s à Montréal et ceux qui n'y sont plus. Je tiens à remercier tout particulièrement mon amie Susanne pour m'avoir soutenu et aidé tout le long de ma maîtrise.

## TABLE DES MATIÈRES

	Page
SOMMAIRE .....	i
REMERCIEMENTS .....	iii
TABLE DES MATIÈRES .....	iv
LISTE DES TABLEAUX .....	vii
LISTE DES FIGURES .....	viii
LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SIGLES .....	xi
CHAPITRE 1 SCOLIOSE ET RECONSTRUCTION 3D .....	1
1.1 La colonne vertébrale .....	1
1.2 La scoliose .....	1
1.3 L'image radiographique .....	4
1.3.1 La formation de l'image radiographique .....	6
1.3.1.1 Les rayons X .....	6
1.3.1.2 Formation de l'image radiographique .....	8
1.3.1.3 L'atténuation des rayons X .....	9
1.4 Radiographie numérique basse-dose EOS (Biospace) .....	10
1.5 La tomographie axiale assistée par ordinateur .....	12
1.6 Reconstruction 3D .....	12
1.6.1 Principe de la reconstruction 3D bi-planaire .....	13
1.6.2 Le logiciel IdefX .....	14
1.6.3 Problématique et objectifs .....	14
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE : LES MÉTHODES DE PRÉTRAITE- MENT ET DE SEGMENTATION .....	17
2.1 Prétraitement des images .....	17
2.1.1 Rehaussement du contraste de l'image .....	17
2.1.2 Débruitage et rehaussement des arêtes .....	18
2.1.2.1 Filtres .....	18
2.1.2.1.1 Filtres morphologiques .....	20
2.1.2.1.2 Filtre bilatéral .....	21

2.1.2.2	Équation aux dérivées partielles . . . . .	23
2.1.2.2.1	Diffusion non-linéaire . . . . .	24
2.1.2.2.1.1	Description physique du processus . . . . .	25
2.1.2.2.1.2	La diffusion linéaire isotropique . . . . .	26
2.1.2.2.1.3	La diffusion non linéaire . . . . .	27
2.1.2.2.1.4	La diffusion non linéaire anisotropique . . . . .	28
2.1.2.2.2	Flux de Beltrami . . . . .	29
2.1.2.2.2.1	Formulation mathématique . . . . .	29
2.1.2.2.2.2	Application au débruitage et au rehaussement d'arêtes . . . . .	30
2.2	Les méthodes de segmentation . . . . .	31
2.2.1	Croissance de régions . . . . .	31
2.2.2	Filtre sélectif (Algorithme de Unser) . . . . .	32
2.2.2.1	Formulation . . . . .	32
2.2.2.2	Application . . . . .	33
2.2.3	Contour actif et segmentation . . . . .	34
2.2.3.1	Contours actifs explicites . . . . .	34
2.2.3.2	Contours actifs implicites (ou courbes de niveaux) . . . . .	35
2.2.3.2.1	Formulation mathématique . . . . .	36
2.2.3.2.2	Avantages et inconvénients de cette formulation . . . . .	38
2.2.3.3	Relation entre les contours actifs explicites et la formulation par courbes de niveaux . . . . .	39
2.2.3.4	Évolution des courbes de niveaux . . . . .	40
2.2.3.4.1	Cas particulier de propagation de fronts : l'équation Eikonal . . . . .	44
2.2.3.5	Contours actifs sans résolution d'EDP . . . . .	45
2.2.3.5.1	La méthode de Shi . . . . .	45
CHAPITRE 3	MÉTHODOLOGIE . . . . .	48
3.1	Segmentation de la vue AP0° . . . . .	49
3.1.1	Problèmes pour la segmentation . . . . .	50
3.1.2	Méthode proposée . . . . .	51
3.2	Segmentation de la vue latérale . . . . .	52
3.2.1	Problèmes pour la segmentation . . . . .	52
3.2.2	Méthode proposée . . . . .	53
3.2.3	La méthode de Chav-Troeung . . . . .	54
3.2.3.1	Image de vitesse . . . . .	56
3.2.3.1.1	Évolution du contour actif . . . . .	56
3.2.3.1.2	Contrôle de la courbure du contour actif . . . . .	57
3.2.3.1.3	Optimisation de la méthode . . . . .	57
3.2.3.2	Comparaison avec les courbes de niveaux . . . . .	58
3.3	Exemple d'application de la méthode : reconstruction 3D . . . . .	60
3.4	Protocole de validation . . . . .	60

CHAPITRE 4	RÉSULTATS .....	62
4.1	Détails d'implantation des algorithmes .....	62
4.2	Résultats de validation .....	63
4.3	Segmentation de la vue APO° .....	75
4.3.1	Présegmentation .....	75
4.3.2	Création de l'image de vitesse .....	75
4.4	Segmentation de la vue latérale .....	83
4.5	Comparaison de différentes méthodes de segmentation sur un cas réel .....	86
4.6	Exemple d'application de l'algorithme à la reconstruction 3D de la colonne vertébrale .....	92
CHAPITRE 5	DISCUSSION .....	100
5.1	Discussion de l'étape de validation .....	100
5.2	Segmentation de la vue de face .....	102
5.3	Segmentation de la vue latérale .....	104
5.3.1	Premier cas : toute l'instrumentation est visible .....	104
5.3.2	Deuxième cas : partie de l'instrumentation non visible .....	105
5.4	Discussion sur les méthodes utilisées .....	105
5.4.1	Rehaussement et débruitage .....	105
5.4.2	Segmentation .....	106
5.4.3	Exemple d'application : reconstruction 3D .....	109
5.5	Semi-automatisation .....	110
CONCLUSION	.....	111
RECOMMANDATIONS	.....	114
ANNEXES		
1	: Résultats de segmentation .....	116
2	: Schémas numériques .....	131
3	: La théorie multiéchelle .....	135
BIBLIOGRAPHIE	.....	140

## LISTE DES TABLEAUX

		Page
Tableau I	Quelques méthodes utilisées pour le rehaussement des images . . .	24
Tableau II	Exemples de forces pour l'évolution des courbes de niveaux . . . .	43
Tableau III	Algorithme générale rapide de Chav-Troeung . . . . .	55
Tableau IV	Erreur de segmentation sur le premier exemple synthétique . . . .	67
Tableau V	Erreur de segmentation sur le deuxième exemple synthétique . . .	67
Tableau VI	Erreur de segmentation (radiographie AP0°) . . . . .	74
Tableau VII	Erreur de segmentation (radiographie LAT) . . . . .	74
Tableau VIII	Temps de segmentation de l'instrumentation d'une radiographie . .	74

## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1 La colonne vertébrale. . . . .	2
Figure 2 Une vertèbre thoracique . . . . .	3
Figure 3 Radiographies de scoliose . . . . .	4
Figure 4 Exemple d'instrumentation . . . . .	5
Figure 5 Les 5 grandes catégories de structures discernables sur une radiographie	10
Figure 6 Exemple de système de radiographie numérique . . . . .	11
Figure 7 Comparaison entre des images radiographiques et tomographiques . . .	13
Figure 8 Interface du logiciel IdefX . . . . .	15
Figure 9 Exemples de rehaussement de contraste sur une tranche CT du thorax. .	19
Figure 10 Élimination de ligne avec filtre morphologie « Top Hat ». . . . .	21
Figure 11 Effet de la diffusion linéaire. . . . .	26
Figure 12 Influence des différents paramètres sur la fonction de diffusion. . . . .	28
Figure 13 Quelques résultats de filtrage par diffusion. . . . .	30
Figure 14 Exemple d'algorithme de croissance de régions . . . . .	32
Figure 15 Exemple d'interpolation avec l'algorithme de Unser. . . . .	33
Figure 16 Exemple de Snake . . . . .	35
Figure 17 La fonction courbe de niveaux . . . . .	36
Figure 18 Segmentation des os sur coupes CT du cerveau par courbes de niveaux	41
Figure 19 Exemple d'utilisation du "Fast Marching" . . . . .	44
Figure 20 Représentation du contour actif dans l'algorithme de Shi . . . . .	46
Figure 21 Exemple de segmentation 2D par l'algorithme de Shi . . . . .	47
Figure 22 Exemple d'instrumentation dans la vue AP0° et LAT . . . . .	49
Figure 23 Diagramme de segmentation de la vue AP0° . . . . .	50
Figure 24 Diagramme de segmentation de la vue LAT . . . . .	53

Figure 25	Image des zones . . . . .	59
Figure 26	Segmentation d'image synthétique . . . . .	65
Figure 27	Segmentation d'image synthétique . . . . .	66
Figure 28	Radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	68
Figure 29	Segmentation de radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	69
Figure 30	Segmentation de radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	70
Figure 31	Segmentation de radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	71
Figure 32	Segmentation de radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	72
Figure 33	Segmentation de radiographies avec instrumentation simulée . . . . .	73
Figure 34	Région d'intérêt de l'instrumentation . . . . .	77
Figure 35	Histogramme de la région d'intérêt . . . . .	78
Figure 36	Histogramme après égalisation d'histogramme adaptatif . . . . .	78
Figure 37	Présegmentation de l'instrumentation . . . . .	79
Figure 38	Présegmentation de l'instrumentation . . . . .	80
Figure 39	Filtrage des Images . . . . .	81
Figure 40	Segmentation finale . . . . .	82
Figure 41	Filtrage des Images . . . . .	84
Figure 42	Segmentation finale . . . . .	85
Figure 43	Segmentation par seuilage . . . . .	87
Figure 44	Segmentation par K-Means . . . . .	88
Figure 45	Segmentation par croissance de régions . . . . .	89
Figure 46	Segmentation par courbes de niveaux . . . . .	90
Figure 47	Segmentation par méthode de Chav-Troeung . . . . .	91
Figure 48	Images originales . . . . .	93
Figure 49	Interpolation de la vue AP0° . . . . .	94
Figure 50	Interpolation de la vue LAT . . . . .	95
Figure 51	Recalage des contours sur les deux vues préopératoires . . . . .	96
Figure 52	Reconstruction 3D préopératoire . . . . .	97

Figure 53	Recalage des contours sur les deux vues postopératoires . . . . .	98
Figure 54	Reconstruction 3D postopératoire . . . . .	99
Figure 55	Comparaison entre la croissance de régions et les contours actifs . . . . .	102
Figure 56	Profils d'intensité le long de différentes tiges . . . . .	103
Figure 57	Image de vitesse en niveaux de gris et image de vitesse binaire . . . . .	109
Figure 58	Paire 1 de radiographies de piètre qualité. . . . .	117
Figure 59	Segmentation de la paire 2 de radiographies. . . . .	118
Figure 60	Segmentation de la paire 3 de radiographies. . . . .	119
Figure 61	Segmentation de la paire 4 de radiographies. . . . .	120
Figure 62	Segmentation de la paire 5 de radiographies. . . . .	121
Figure 63	Segmentation de la paire 6 de radiographies. . . . .	122
Figure 64	Segmentation de la paire 7 de radiographies. . . . .	123
Figure 65	Segmentation de la paire 8 de radiographies. . . . .	124
Figure 66	Segmentation de la paire 9 de radiographies. . . . .	125
Figure 67	Segmentation de la paire 10 de radiographies. . . . .	126
Figure 68	Segmentation de la paire 11 de radiographies. . . . .	127
Figure 69	Segmentation de la paire 12 de radiographies. . . . .	128
Figure 70	Segmentation de la paire 13 de radiographies. . . . .	129
Figure 71	Illustration des méthodes multigrilles. . . . .	133
Figure 72	Représentation multiéchelle. . . . .	138

## LISTE DES ABRÉVIATIONS ET SIGLES

2D	:	bidimensionnel
3D	:	tridimensionnel
API	:	application programming interface - interface de programmation d'application
AP0°	:	radiographie antéro-postérieure à 0 degré d'inclinaison
AOS	:	additive operator splitting
AMOS	:	additive multiplicative operator splitting
CT	:	computerized tomography - tomographie assistée par ordinateur
EDP	:	équation aux dérivées partielles
ETS	:	école de technologie supérieure
IRM	:	imagerie par résonance magnétique
ITK	:	National Library of Medicine Insight Segmentation and Registration Toolkit
LAT	:	vue latérale gauche
LIO	:	laboratoire d'imagerie et d'orthopédie
px	:	pixel
S/B	:	rapport signal sur bruit
VTK	:	Visualization Toolkit
.	:	opérateur de multiplication
*	:	opérateur de convolution
·	:	norme euclidienne

## **CHAPITRE 1**

### **SCOLIOSE ET RECONSTRUCTION 3D**

Pour introduire le projet, une brève description de la scoliose est d'abord présentée. Ensuite, on trouve une description de quelques techniques d'imagerie utilisées pour l'examen de la scoliose et finalement une description de la méthode de reconstruction 3D de la colonne vertébrale à partir de deux radiographies antéro-postérieure (AP0°) et latérale (LAT).

#### **1.1 La colonne vertébrale**

La colonne vertébrale (voir Figure 1) ou rachis est l'une des structures les plus importantes du corps humain. Elle supporte l'ensemble du squelette humain. Elle permet de supporter le crâne, de protéger et de soutenir la moelle épinière. Elle est composée de 7 vertèbres cervicales formant le cou, de 12 vertèbres dorsales formant le haut du dos et de 5 vertèbres lombaires. Chaque vertèbre est reliée des vertèbres voisines par des disques intervertébraux qui protègent la colonne vertébrale de chocs et de traumatismes (Figure 2). Les vertèbres constituant la colonne vertébrale sont toutes différentes les unes des autres mais elles possèdent néanmoins des caractéristiques communes.

#### **1.2 La scoliose**

La scoliose est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale qui entraîne des modifications géométriques des vertèbres, du thorax, de l'abdomen et des zones proches de la colonne vertébrale. On ne connaît généralement pas les origines de la scoliose idiopathique mais des traitements (kinésithérapie, appareillage, chirurgie) imposant des contraintes et des mouvements limités de la colonne vertébrale existent. La scoliose de type idiopathique (sans cause trouvée), la plus fréquente, touche en général plus les filles que les

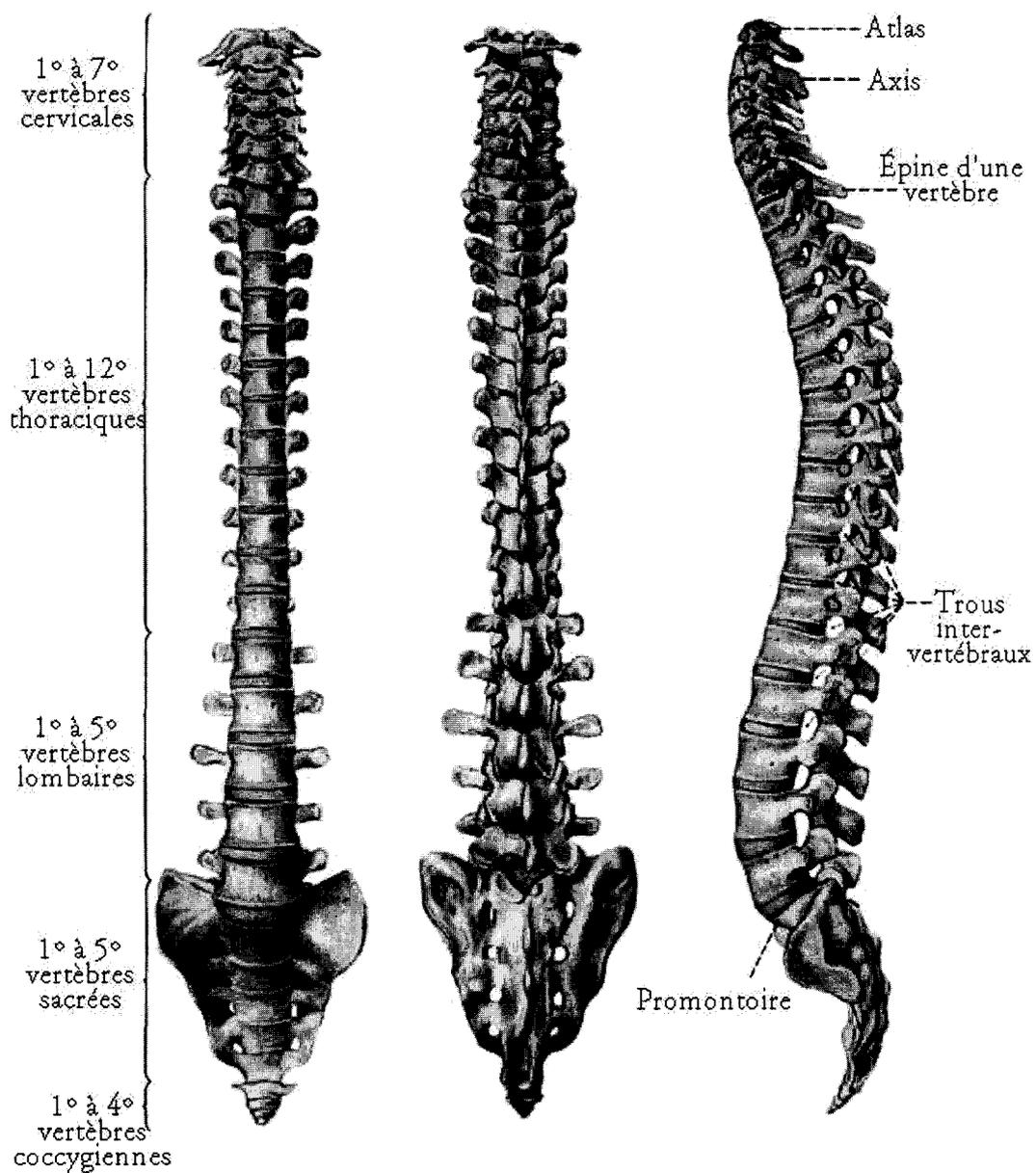


Figure 1 La colonne vertébrale (adapté de [http://www.cegep-baie-comeau.qc.ca/bio/-Anatomie corps humain cd/dos.htm](http://www.cegep-baie-comeau.qc.ca/bio/-Anatomie%20corps%20humain%20cd/dos.htm))

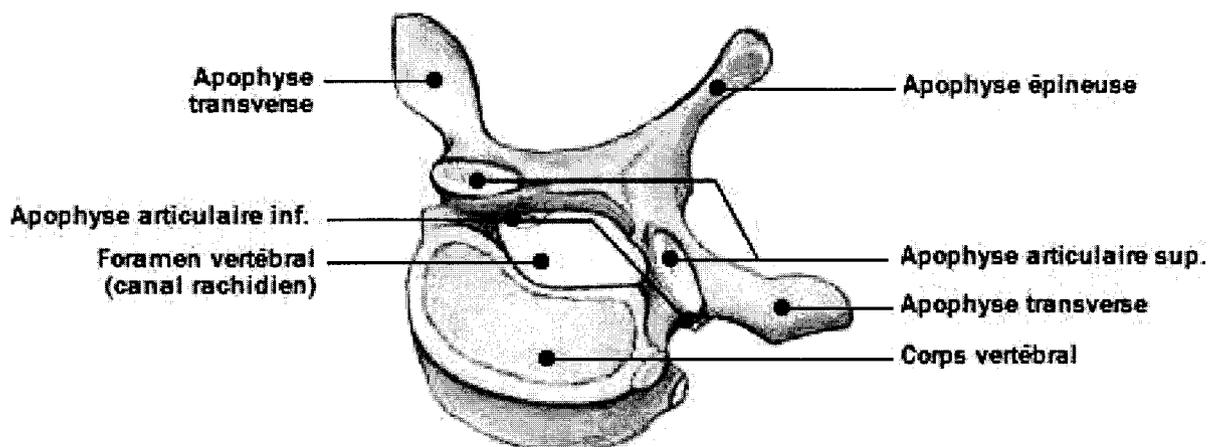


Figure 2 Une vertèbre thoracique

garçons (dans un rapport 5 à 1). Pour dépister la scoliose, le médecin examine l'équilibre de la colonne vertébrale du sujet lorsqu'il est penché vers l'avant en suivant la ligne vertébrale et observe si une bosse (gibbosité) est présente (signe de scoliose). Finalement, un examen radiologique permet de confirmer l'hypothèse de scoliose en mesurant l'angle de Cobb indiquant le degré de déformation de la colonne vertébrale dans les plans radiographiques. La scoliose peut apparaître très jeune de 0 à 3 ans et tout le long de la croissance jusqu'à la fin de la maturité osseuse. Elle peut être d'autant plus grave qu'elle est apparue tôt. Les traitements varient selon la nature de la scoliose. Mais dès le début de la confirmation de la déviation scoliootique, il faut envisager la kinesithérapie. Si l'angle de déviation est supérieur à 20 °, il faut en plus ajouter un traitement orthopédique par port d'un corset pour maintenir le haut du corps. Il en existe plusieurs types différents (Boston, Cheneau, 3D...). Dans le cas où la déviation scoliootique est très prononcée, un traitement chirurgical par instrumentation doit être envisagé (voir Figure 3). Il s'agit de pose de tiges, qui servent à redresser la colonne vertébrale, fixées à l'aide de crochets et de vis insérés (voir Figure 4) directement dans les vertèbres. La pose de l'instrumentation engendre des contraintes pour le patient mais permet néanmoins des mouvements limités de la colonne vertébral.

### 1.3 L'image radiographique

Les images médicales ont leurs propres particularités. On s'intéressera plus particulièrement au cas des images radiographiques : la manière de générer une image radiographique et ce qui est visible sur une image radiographique. Le cours de l'école vétérinaire

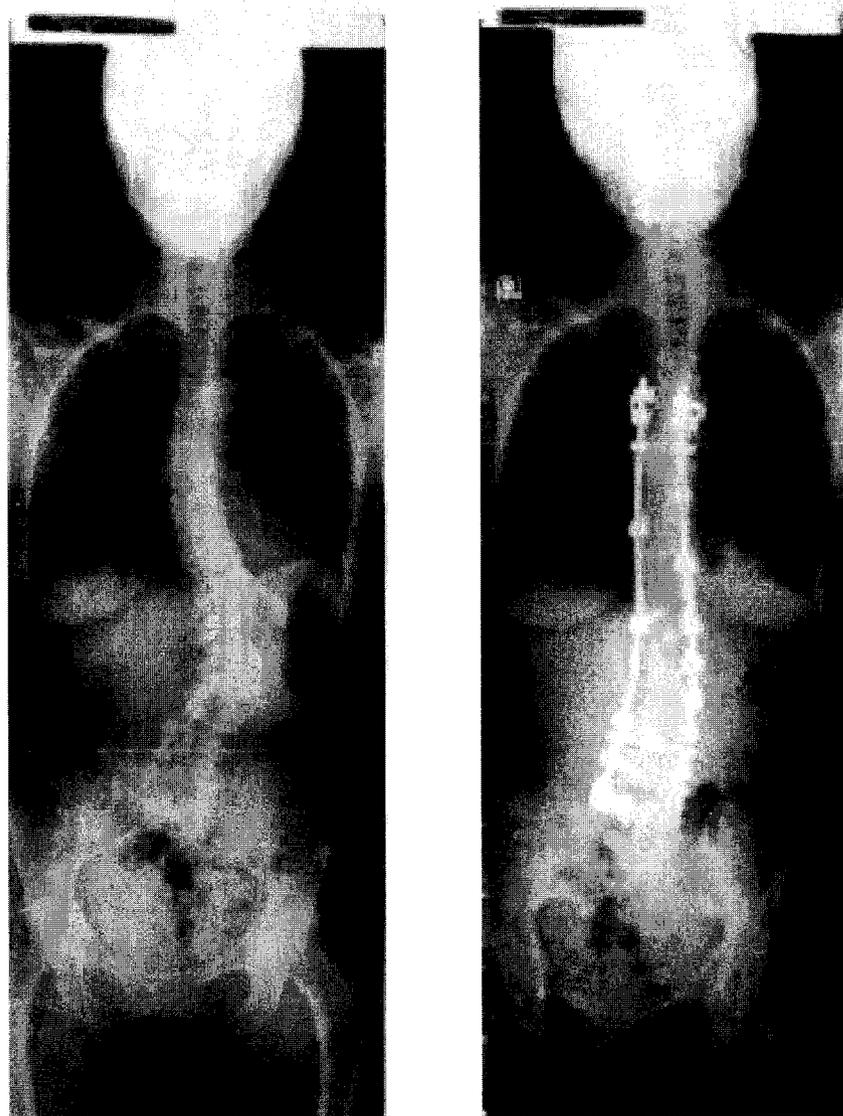


Figure 3 Radiographies de scoliose : à gauche scoliose avant opération, à droite scoliose après pose d'instrumentation par chirurgie

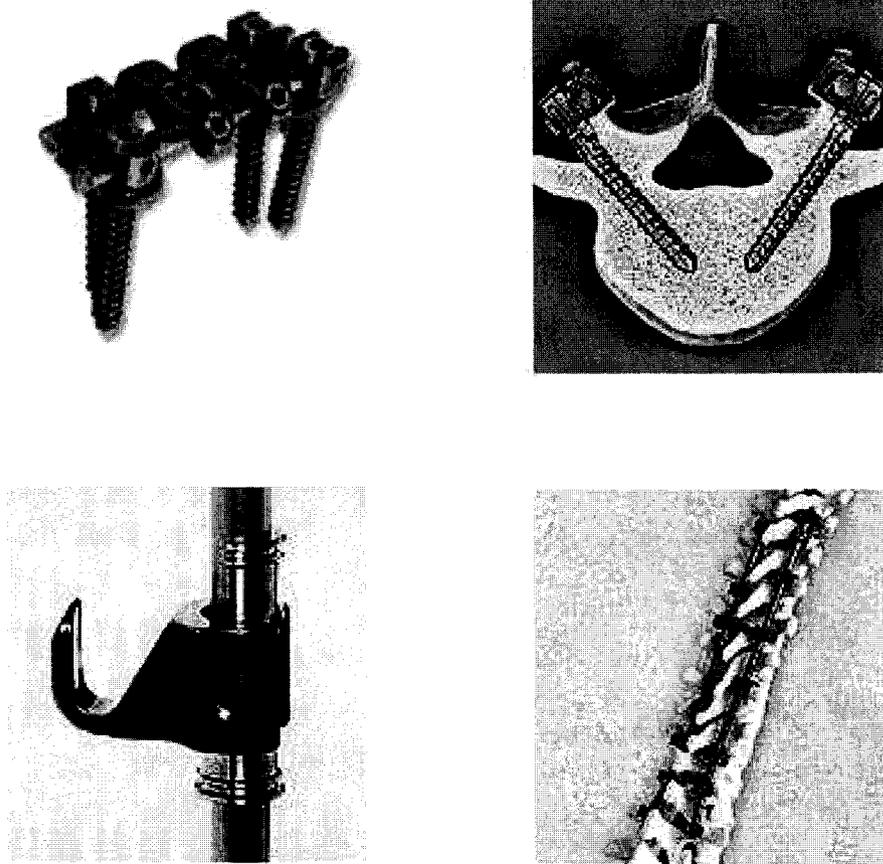


Figure 4 Exemple d'instrumentation, en haut à gauche : système de fixation ANTARES, en haut à droite : système TSRH, en bas à gauche : système de tige PARAGON, en bas à droite : système CD HORIZON. (adapté de [http://www.sofamordanek.co.jp/medical/goods/sp\\_ts1a.html](http://www.sofamordanek.co.jp/medical/goods/sp_ts1a.html))

de Lyon (France) (<http://www.vet-lyon.fr/>) explique de manière détaillée tous les aspects de l'image radiographique et échographique. Les sections suivantes synthétisent la partie concernant la formation de l'image radiographique et ses caractéristiques. Il existe d'autres techniques d'imagerie radiographique comme la radiographie numérique et la radiographie numérique basse-dose (EOS, Biospace Instrument).

### 1.3.1 La formation de l'image radiographique

Avant de traiter les éléments caractérisant l'image radiographique, la section suivante décrit les rayons X, l'élément essentiel pour la génération de radiographies.

#### 1.3.1.1 Les rayons X

La découverte des rayons X remonte à 1895. Ils ont été mis en évidence par Wilhelm Röntgen. La principale caractéristique de ce rayonnement est de pouvoir traverser des corps opaques à la lumière, ce qui a permis d'obtenir des images de l'intérieur du corps humain.

Les rayons X ont une énergie assez élevée pour pouvoir traverser des objets opaques à la lumière comme les organes composant les êtres vivants. L'atténuation des rayons X dans le corps humain n'est en général pas uniforme et dépend des propriétés physiques des différents constituants à l'intérieur du corps humain.

Les rayons X font partie de la famille des ondes électromagnétiques. Ce sont des quantités d'énergie, combinaison d'un champ électrique et d'un champ magnétique se propageant dans le vide ou dans la matière. Lorsqu'ils se propagent dans la matière, les rayons X entrent en interaction avec celle-ci. Il peut se produire une absorption, une diffusion, ou une réflexion de l'onde initiale.

Physiquement, on caractérise les rayons X par leur amplitude et leur longueur d'onde. La longueur d'onde dépend de la vitesse et de la fréquence de l'onde selon la relation

$$c = \lambda\nu \quad (1.1)$$

Où  $c$  est la vitesse,  $\lambda$  est la longueur d'onde et  $\nu$  la fréquence de l'onde.

La quantité d'énergie transportée par des rayonnements électromagnétiques est donnée par la relation  $E = h\nu$  où  $h$  est la constante de Planck ( $h = 6,62.10^{-34} J.s$ ) et  $\nu$  la fréquence de l'onde.  $E$  s'exprime en eV (électron volts). Les rayons X, étant des rayonnements hautes énergies, peuvent, lors de leur interaction avec la matière, éjecter un électron lors de la déviation ou de leur absorption. Ce processus d'ionisation peut avoir des conséquences néfastes sur la structure des tissus et leur viabilité. Les rayonnements de plus de 10 KeV sont ainsi considérés dangereux pour la santé et nécessitent des précautions particulières lors de leur manipulation et leur dosage.

Les rayons X sont générés par la projection d'un flux d'électrons à haute vitesse (émis par la cathode) sur une cible matérielle (l'anode). La génération de rayons X peut se caractériser par deux types de mécanismes : l'émission générale et l'émission caractéristique.

L'émission générale est le mode principal de génération des rayons X en radiologie. Lorsqu'un électron à haute vitesse passe très proche du noyau d'un atome, il est attiré par sa charge, il se trouve ainsi freiné et perd une partie de son énergie cinétique. La partie d'énergie perdue se retrouve sous la forme d'une émission d'un ou plusieurs rayons X.

L'émission caractéristique contribue très faiblement à la génération de rayons X. L'émission caractéristique se produit lorsqu'un électron incident vient heurter un électron (un électron d'une couche profonde K en général) de l'atome et parvient à l'éjecter. Ce trou est ensuite vite comblé par un électron d'une couche périphérique par exemple K ou L. Le déplacement provient de la différence d'énergie de liaison entre ces deux électrons. La différence d'énergie de liaison entre les deux couches se retrouve sous la forme d'émission de rayons X.

### 1.3.1.2 Formation de l'image radiographique

L'image radiographique est formée par les différences d'atténuations des milieux traversés. L'atténuation dépend de plusieurs paramètres dont l'épaisseur des objets traversés, la composition des objets traversés et l'intensité des rayons X. Par ailleurs, il existe un rayonnement secondaire qui diffuse dans toutes les directions lors de la traversée des rayons X. Celui-ci influence la qualité de l'image radiographique et exige des mesures de précautions à cause des effets néfastes possibles. Les principales interactions entre la matière organique et les rayons X utilisés en radiologie sont connues sous le nom d'effet photoélectrique et d'effet Compton.

L'effet photoélectrique se produit lorsqu'un rayon X arrive près d'un électron d'une couche profonde avec assez d'énergie pour pouvoir l'éjecter. L'énergie du rayon X se trouve absorbée par le choc et convertie en énergie cinétique pour l'électron éjecté. L'électron éjecté laisse sa place à un électron de plus faible énergie qui laisse échapper un rayon X de faible énergie en remplaçant l'électron éjecté. L'effet photoélectrique a comme conséquence d'arrêter les rayons X et a une probabilité d'apparition qui dépend du numéro atomique de la matière. Un élément comme le plomb arrête plus facilement les rayons X. Cet effet apparaît souvent pour des rayons X d'énergie faible (inférieure à 70 KeV).

L'effet Compton est prépondérant pour des rayons X d'énergie plus élevée (supérieure à 100 KeV). Il survient lorsqu'un rayon X rencontre un électron périphérique. L'électron est éjecté en convertissant une faible partie de l'énergie du rayon X en énergie cinétique et le rayon X est dévié avec une énergie plus faible. Néanmoins, ce rayonnement peut encore constituer un danger et a des effets sur l'image radiographique. L'effet Compton dépend de la densité du matériau et non du numéro atomique comme l'effet photoélectrique. Il est responsable de l'ajout d'un voile uniforme sur l'image, qui entraîne un noircissement de l'image, et ainsi une diminution de contraste globale.

### 1.3.1.3 L'atténuation des rayons X

Lors de la traversée dans la matière, le faisceau de rayons X est atténué progressivement.

Il peut se produire plusieurs phénomènes lors du passage de ces rayons X :

1. Les rayons X sont transmis en totalité : ces rayons forment les parties les plus sombres de l'image.
2. Certains rayons X sont atténués en partie lors de leur passage dans la matière par la matière : la proportion de rayons X transmis partiellement correspond à un niveau de gris déterminé sur l'image finale.
3. Les rayons X sont déviés et le rayonnement diffusé crée un voile uniforme sur toute l'image radiographique.

L'atténuation des rayons X dans la matière suit une loi exponentielle décroissante :

$$I_x = I_0 e^{-\mu x} \quad (1.2)$$

où  $I_0$  est l'intensité du faisceau initial,  $I_x$  est l'intensité du faisceau sur une épaisseur  $x$  et  $\mu$  est un paramètre dépendant de l'épaisseur des objets traversés, de la composition des objets en particulier de la densité (masse volumique), et des numéros atomiques des structures constituantes. Par ailleurs, l'atténuation dépend aussi de l'intensité des rayons X incidents. Plus l'intensité des rayons X est importante, plus l'atténuation est faible, plus les rayons X sont pénétrants.

Dans la pratique, on peut seulement différencier quelques catégories de structures (voir Figure 5) comme le métal, les os, l'eau (tissus mous), la graisse et l'air.

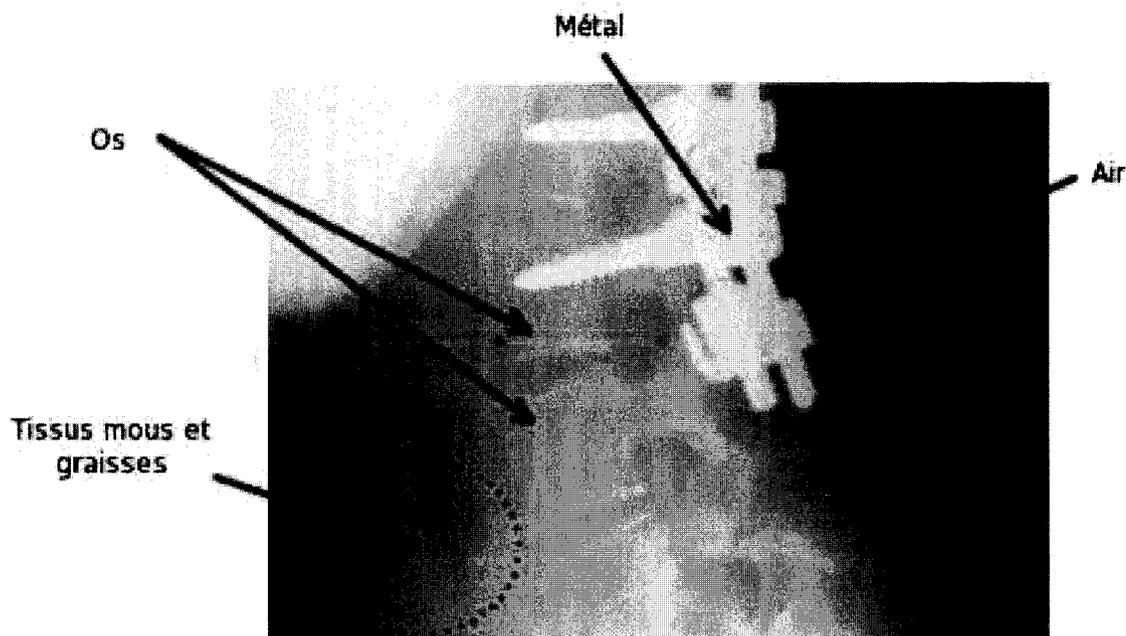


Figure 5 Les 5 grandes catégories de structures discernables sur une radiographie

#### 1.4 Radiographie numérique basse-dose EOS (Biospace)

La radiographie numérique (voir Figure 6) est arrivée avec l'avènement des micro-ordinateurs dans le domaine médical. La radiographie numérique est au niveau du principe identique à la radiographie conventionnelle. Le changement se situe au niveau du détecteur. Au lieu d'utiliser un film radiographique, un écran doté de cristaux phospho-luminescents est utilisé. Cet écran stocke l'information de manière temporaire sous l'effet de l'exposition des rayons X, puis celle-ci est enregistrée et numérisée. La qualité des images fournies par ce genre de système est supérieure à une radiographie conventionnelle et elle permet d'effectuer un traitement informatique des images après acquisition permettant de faciliter l'interprétation de l'image. Par ailleurs, les doses absorbées par le corps sont réduites et ce système est compatible avec le système de radiographie conventionnelle. Il suffit uniquement d'acquérir le système d'acquisition des images (écran + lecteur).

Le système EOS basse-dose est la combinaison d'un système de radiologie numérique et d'un système de détection de particules à l'aide d'un détecteur à chambre multi-fils mis au point par G. Charpak, prix nobel de physique en 1992. Le système EOS est un système de radiographie à basses doses d'irradiations (5 à 10 fois moins qu'une radiographie conventionnelle) qui permet de prendre deux vues simultanées de face et de profil, ce qui facilite la mise en correspondance les deux vues.

Ce système installé au LBM (CNRS - ENSAM, Paris), a été inauguré le 4 avril 2003. Sa mise en place et sa conception est le fruit d'une collaboration étroite entre le LBM, le LIO (Laboratoire de Recherches en Imagerie et Orthopédie, Montréal), les services de

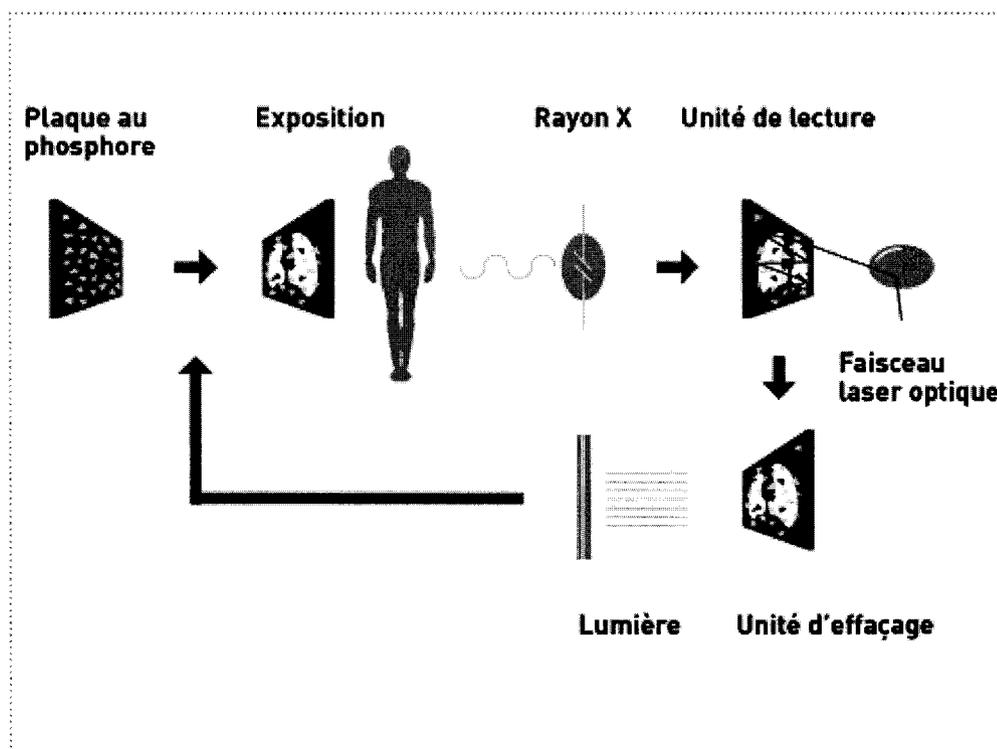


Figure 6 Exemple de système de radiographie numérique (adapté de Fujifilm [http://www.fujifilm.ch/fr/fujifilm\\_medical/389.asp](http://www.fujifilm.ch/fr/fujifilm_medical/389.asp))

radiologie et d'orthopédie du centre hospitalier Saint Vincent de Paul à Paris ainsi que la société Biospace Instruments).

### **1.5 La tomographie axiale assistée par ordinateur**

La tomographie assistée par ordinateur (CT : Computerized Tomography) est une technique d'imagerie basée aussi sur les rayons X mais elle permet d'obtenir une série d'images de coupes transversales du corps humain. Comme cette technique permet d'obtenir des vues plus détaillées des organes, elle est souvent utilisée pour obtenir des clichés du thorax et de l'abdomen.

Le principe de fonctionnement d'un système de tomographie par ordinateur est de projeter plusieurs faisceaux de rayons X à différents angles autour du corps et de mesurer l'atténuation de chaque faisceau. Ensuite une étape de reconstruction mathématique d'une tranche est effectuée, à partir de chaque mesure prise pour chaque angle.

Cependant, malgré la qualité et l'intérêt des images obtenues (voir Figure 7), cette technique n'est pas utilisable pour examiner des structures scoliotiques car la position couchée modifie la position naturelle de la scoliose et le niveau de radiations ne permet pas des examens fréquents et réguliers des patients car un examen de la colonne vertébrale en entier nécessite une grande quantité d'images (plus de 500).

### **1.6 Reconstruction 3D**

La reconstruction 3D de la colonne vertébrale peut s'effectuer de plusieurs manières différentes suivant les données que l'on possède sur le patient. Si l'on possède des images de tranches issues de CT-scan, on peut effectuer une reconstruction 3D à partir de la segmentation des contours des vertèbres sur chaque tranche. Il s'agit ensuite d'utiliser des

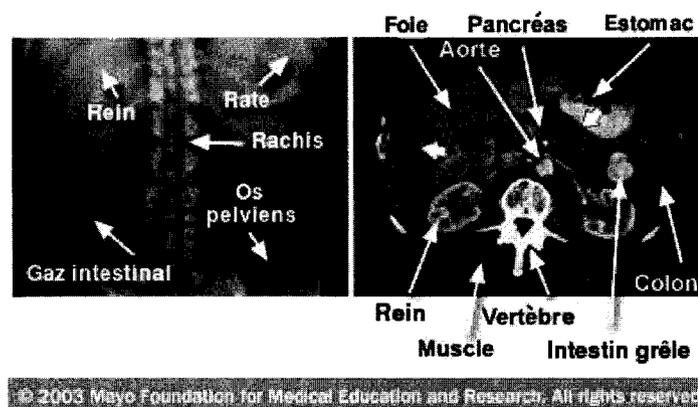


Figure 7 Comparaison entre des images radiographiques et tomographiques

fonctions de modélisation géométrique permettant de créer des modèles surfaciques à partir de ces contours. Même si cette méthode peut paraître une méthode efficace pour reconstruire la colonne vertébrale, il faut prendre en considération le fait que le patient ne peut être soumis à des examens répétés à cause de la dose d'irradiations absorbée à chaque examen effectué. Une autre solution au problème de reconstruction 3D est basée sur la prise de deux radiographies et de connaissances a priori sous forme géométrique et/ou statistiques.

### 1.6.1 Principe de la reconstruction 3D bi-planaire

Cette méthode de reconstruction 3D de la colonne vertébrale à partir de deux ou trois radiographies a été introduite par Dansereau (Dansereau and Stokes, 1988). Elle a été ensuite améliorée par le travail de (Mitton et al., 2000). Une autre amélioration a aussi été proposée plus tard par S. Benameur (Benameur et al., 2003). Cette méthode utilise une paire de radiographies et de l'information a priori statistique sur les vertèbres pour permettre la reconstruction 3D. La méthode repose sur un modèle déformable des vertèbres. Un ensemble de vertèbres réelles a été numérisé (Parent et al., 2002) avec un dispositif Fastrack © (POLHEMUS, A Rockwell Collins Company, <http://www.polhemus.com/>-

fastrak.htm) par l'intermédiaire d'un pointeur. Un ensemble de 200 points a été saisi sur chaque vertèbre afin de reconstruire un modèle 3D. À partir de ces modèles, un modèle générique moyen déformable a été construit. Le système ensuite utilise la projection des contours de ce modèle moyen sur l'image radiographique de face et l'image latérale.

Une mise en correspondance est ensuite effectuée entre les contours des vertèbres rétroprojetés et les contours des vertèbres sur chaque image par déformation des contours rétroprojetés. Les déformations des contours rétroprojetés déforment aussi le modèle 3D selon des formes statistiquement admissibles provenant de l'analyse en composantes principales de l'ensemble des vertèbres. Lorsque la mise en correspondance sur les deux vues a été effectuée, le modèle 3D personnalisé de la vertèbre se retrouve être le modèle 3D déformé obtenu. La reconstruction 3D d'une vertèbre est possible si on possède un modèle générique, et une connaissance des formes statistiquement admissibles que peuvent prendre la vertèbre.

### **1.6.2 Le logiciel IdefX**

Au L.I.O., le logiciel IdefX (voir Figure 8) permettant de reconstruire des colonnes vertébrales à partir de deux vues a été utilisé pour reconstruire des colonnes vertébrales en 3D. Ce logiciel propose différentes méthodes de reconstruction. La méthode de reconstruction 3D semi-automatisée avec sélection de points d'une spline et placement semi-automatisé des vertèbres puis suivi d'un recalage manuel a été utilisé pour la reconstruction 3D (Pomero et al., 2003). Cette méthode permet de réduire l'effort de l'utilisateur et de diminuer le temps nécessaire pour la reconstruction 3D.

### **1.6.3 Problématique et objectifs**

Actuellement, la reconstruction 3D de la colonne vertébrale à l'aide du logiciel IdefX n'est possible que sur des cas de scolioses de patients non instrumentés. La méthode se base sur

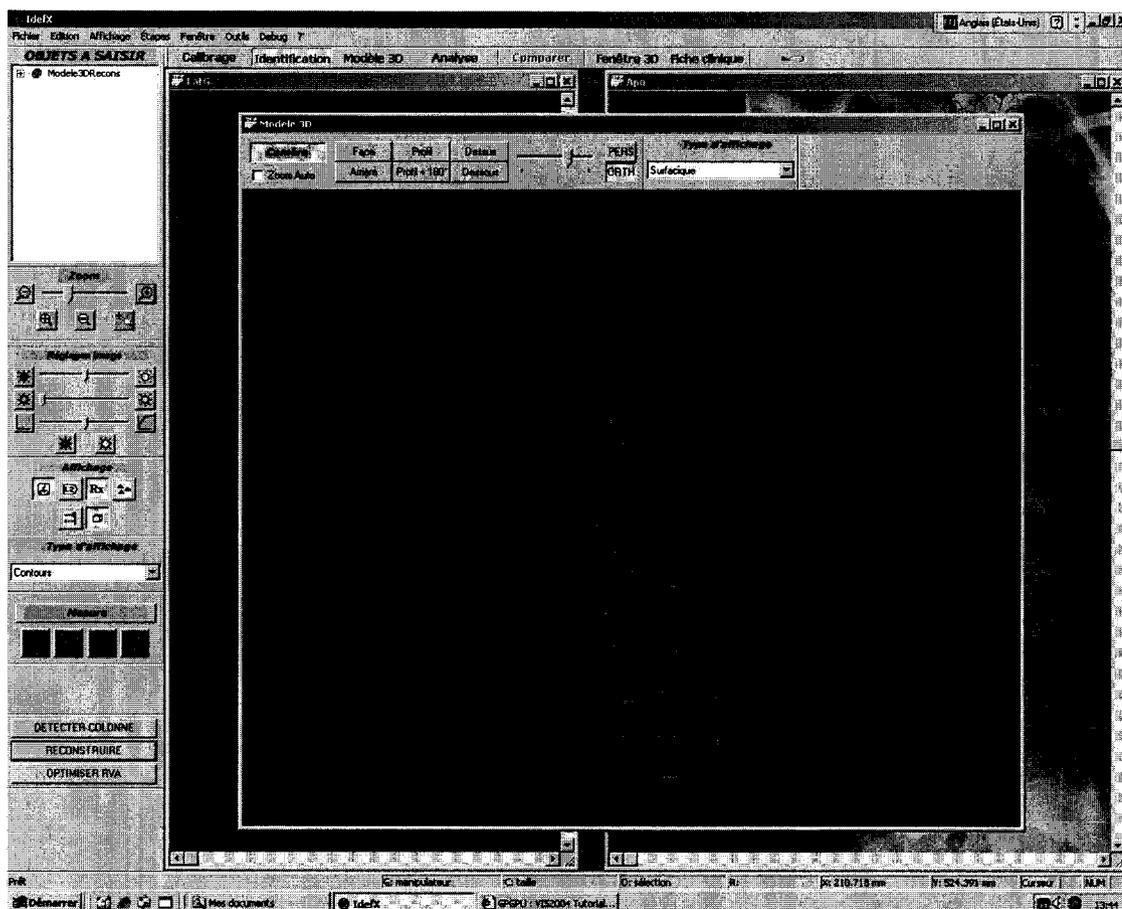


Figure 8 Interface du logiciel IdefX pour la reconstruction 3D de la colonne vertébrale

une détection des arêtes et dans le cas des radiographies où l'instrumentation est présente, un nombre important d'arêtes parasites empêche l'application de la méthode. Le but est ainsi d'étudier les possibilités pour reconstruire en 3D la colonne vertébrale dans ces cas. La méthode choisie est de prétraiter les images au préalable avant de pouvoir utiliser les méthodes de reconstruction 3D.

L'objectif est ainsi d'effacer l'instrumentation des images radiographiques pour permettre la reconstruction 3D. Cette partie s'effectue en deux étapes : un prétraitement des images radiographiques pour réduire le bruit et les artefacts, une segmentation de l'instrumentation dans les vues AP0° (face) et LAT (latérale) et une élimination de l'instrumentation dans les

radiographies.

Le projet s'articule ainsi autour de deux grandes étapes :

1. Un prétraitement et une segmentation de l'instrumentation;
2. Les applications possibles de la méthode pour la reconstruction 3D.

## CHAPITRE 2

### REVUE DE LITTÉRATURE : LES MÉTHODES DE PRÉTRAITEMENT ET DE SEGMENTATION

Ce chapitre présente un ensemble de techniques qui ont été étudiées pour prétraiter et segmenter des images. Les méthodes sont présentées en commençant par les plus simples. Ces méthodes seront utilisées dans le projet pour prétraiter et segmenter les images radiographiques. Afin de mieux comprendre le chapitre résultats et discussion, une description du fonctionnement de chaque méthode est détaillée dans les prochaines sections. Un séminaire à l'adresse URL suivante <http://www.navab.in.tum.de/Chair/TeachingSs04-ImageSeg> résume la plupart des techniques de rehaussement et de segmentation connues.

#### 2.1 Prétraitement des images

Le rehaussement d'une image est une étape particulièrement importante pour permettre une segmentation efficace. Le rehaussement des images peut se présenter sous plusieurs formes : on peut chercher à améliorer le contraste de l'image originale (par exemple : égalisation d'histogramme adaptatif) ou chercher à rehausser les caractéristiques des structures dans l'image (rehaussement des arêtes, débruitage).

##### 2.1.1 Rehaussement du contraste de l'image

Les méthodes de rehaussement de contraste basées sur l'égalisation d'histogramme visent à élargir la plage de niveaux de gris de l'image à la plage maximale disponible afin de maximiser les nuances dans l'image. On peut aussi chercher à rehausser le contraste de manière sélective, par exemple en favorisant les niveaux de gris de faible intensité en élargissant la plage des niveaux de gris de faible intensité et en diminuant la plage des niveaux de plus forte intensité (en modifiant la dynamique de l'image).

L'égalisation d'histogramme permet de rehausser le contraste de l'image de manière automatique. Cependant le calcul se fait sur toute l'image alors que bien souvent il faut rehausser le contraste de l'image de manière locale. Il est donc parfois préférable d'utiliser une égalisation d'histogramme adaptatif.

L'idée est d'égaliser l'histogramme localement sur différentes régions de l'image. La méthode Zuiderveld (1994) se base sur une division de l'image en un certain nombre de rectangles et applique sur chacun une égalisation d'historgramme en limitant le contraste pour éviter de rehausser de manière trop importante le bruit dans des zones uniformes. Ensuite les valeurs de l'intensité sont interpolées aux frontières de chaque rectangle pour éviter des sauts brusques d'intensité entre deux rectangles voisins. La Figure 9 présente une comparaison entre deux types d'égalisation d'histogramme.

## **2.1.2 Débruitage et rehaussement des arêtes**

Le débruitage est un processus important dans un système de traitement d'image car quelque soit la technique d'acquisition des images, il existe une partie plus ou moins importante d'informations sous forme de bruit. Avant de pouvoir traiter les images, par exemple en utilisant une méthode de segmentation, il est important d'avoir une méthode pouvant réduire le bruit du mieux possible.

### **2.1.2.1 Filtres**

Issus de la théorie du traitement de signal, les filtres sont des méthodes très utilisées en imagerie. Il existe de nombreux filtres classiques comme les filtres médian, moyeneur, de Canny (1986) que l'on trouve dans des logiciels comme Matlab ®. Ces filtres se basent sur un noyau de taille ajustable avec des coefficients choisis de manière adéquate qui est en-

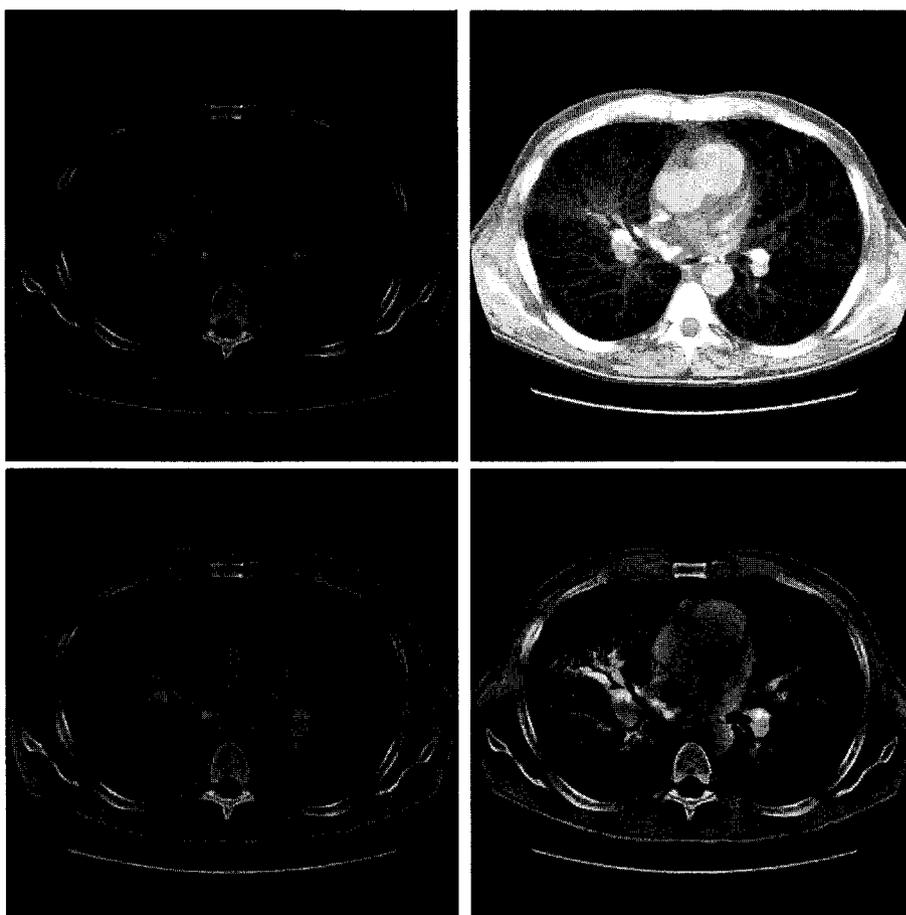


Figure 9 Exemples de rehaussement de contraste sur une tranche CT du thorax. (à gauche : image originale en haut et en bas, à droite : en haut, image avec égalisation d'histogramme globale, en bas égalisation d'histogramme avec limitation de contraste). L'égalisation adaptative permet d'éviter le rehaussement du bruit de manière trop importante dans les zones uniformes et permet de rehausser le contraste de manière plus fine.

suite déplacé et convolué sur chaque partie de l'image. Ces filtres agissent habituellement sur la composition fréquentielle du signal en filtrant des parties du signal. Par exemple, on peut trouver des filtres passe-bas qui lissent l'image (élimine le bruit) comme le filtre moyenneur ou des filtres passe-haut comme le filtre de Sobel qui permettent de détecter les arêtes dans l'image.

### 2.1.2.1.1 Filtres morphologiques

La morphologie mathématique a été inventée par les professeurs Jean Serra et Georges Matheron dans les laboratoires de l'École des Mines de Paris. Elle est devenue très connue à travers le monde et très utilisée dans différents types de domaines et notamment en imagerie. Les filtres morphologiques sont un ensemble d'opérateurs utiles en traitement d'image qui découlent de quelques concepts de la théorie des ensembles. Le champ d'application des opérateurs morphologiques en imagerie s'étend de la détection d'arêtes à la segmentation, en passant par le rehaussement des arêtes et le débruitage. Les deux opérateurs de base de la morphologie sont la dilatation et l'érosion.

La dilatation morphologique tend à lisser les petites régions sombres. Elle est définie comme le maximum de l'addition d'une région de l'image et d'un masque en niveaux de gris. La forme du masque (appelé élément structurant) est généralement choisie de telle manière à souligner ou réduire l'importance des éléments dans l'image. L'effet général de la dilatation est de rendre l'image plus brillante si toutes les valeurs de l'élément structurant sont positives. Les éléments sombres dans une image sont réduits ou éliminés dépendamment de la manière dont les formes sont reliées à l'élément structurant. Sur une image binaire, une dilatation tend à étendre les zones de valeur 1.

L'érosion morphologique est utilisée pour lisser des petites régions brillantes. Elle est définie comme la différence entre une région de l'image et un masque en niveau de gris. L'effet général de l'érosion morphologique est de rendre l'image plus sombre si toutes les valeurs de l'élément structurant sont positives. Les éléments brillants à l'intérieur de l'image sont réduits ou éliminés dépendamment de la relation entre les valeurs de l'élément structurant et les formes des éléments de l'image. Sur une image binaire, une érosion tend à réduire les zones de valeur 1 dans l'image.

À partir des opérations de dilatation et d'érosion, il est possible de créer d'autres opérateurs morphologiques comme l'ouverture et la fermeture.

L'ouverture est définie comme une érosion puis une dilatation de l'image. L'effet est de réduire les petites régions positives dans l'image. La fermeture morphologique est définie comme une dilatation suivie par une érosion de l'image. L'effet est de réduire les petites régions négatives à l'intérieur de l'image.

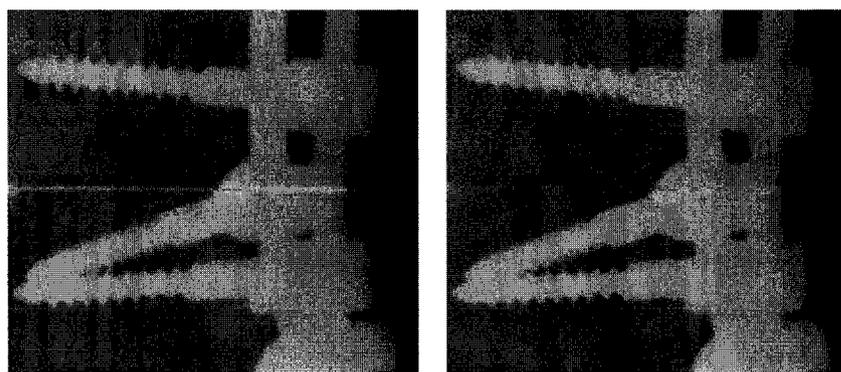


Figure 10 Élimination de ligne avec filtre morphologique « Top Hat ». (à gauche, image originale, à droite, différence entre l'image originale et l'image filtrée par « Top Hat »)

L'opérateur « top hat » est utilisé pour rehausser les images faiblement contrastées et les détails hautes fréquences dans l'image. Il est défini comme la différence entre l'image originale et l'ouverture morphologique de cette image. Un exemple d'utilisation de cet opérateur se trouve à la Figure 10.

#### **2.1.2.1.2 Filtre bilatéral**

Le filtre bilatéral fait partie d'une classe de filtres non-linéaires proposés par Tomasi et Manduchi (1998). Les effets du filtre bilatéral sont de lisser les zones uniformes tout en

préservant les arêtes. Une autre alternative populaire, présentée à la section suivante, est la diffusion non-linéaire qui a des effets similaires sur l'image, mais par résolution d'une équation différentielle partielle. Le filtre bilatéral peut fonctionner sur des images en niveaux de gris ou en couleur. Il lisse les zones uniformes et les conserve d'une manière qui est adaptée à la vision humaine. Le fonctionnement du filtre est de remplacer la valeur de chaque pixel par une moyenne pondérée d'un terme de similarité géométrique et d'un terme de similarité photométrique.

La formulation discrète de l'image peut se mettre sous l'équation suivante (Tomasi and Manduchi, 1998) :

$$\vec{I}^*(x) = \frac{1}{k(\vec{x})} \sum_{\vec{\xi} \in \mathcal{N}_{\vec{x}}} \vec{I}(\xi) \cdot c(\vec{\xi}, \vec{x}) \cdot s(\vec{I}(\vec{\xi}), \vec{I}(\vec{x})) \quad (2.1)$$

où  $\mathcal{N}_{\vec{x}}$  est le voisinage de  $\vec{x}$ ,  $c$  est le terme géométrique,  $s$  le terme photométrique,  $k$  une constante de normalisation,  $I$  l'ancienne valeur du pixel et  $I^*$  la nouvelle valeur du pixel.

Le fonctionnement du filtre bilatéral se base sur différentes considérations de perception visuelle humaine. La valeur d'un pixel à un endroit donné dépend de son voisinage et varie lentement dans l'espace. Les pixels proches dans l'espace ont une probabilité plus élevée d'avoir les mêmes valeurs d'intensité, ce qui justifie le fait de prendre la moyenne de ces pixels. Cette constatation se retrouve mathématiquement dans le terme géométrique (distance par rapport au pixel où est appliqué le filtre) et le terme photométrique (distance entre les valeurs en intensité des pixels). Par ailleurs, cette constatation est aussi exploitée dans un modèle appelé champ de Markov.

L'un des cas particulier de cette équation est le cas gaussien où les fonctions de similarités photométrique et géométrique sont des fonctions gaussiennes dépendant de la distance euclidienne entre les deux arguments.

Selon Barash (2002), le filtre bilatéral est une méthode non itérative uniquement dans le cas où la fenêtre a une taille d'au moins 15 pixels dans chaque direction. Cependant, une fenêtre de cette taille pourrait avoir un effet de lissage trop important sur les arêtes de l'image. Afin d'éviter un lissage trop important de l'image, une taille de fenêtre réduite doit être utilisée (par exemple 3 pixels dans chaque direction). Cela augmente le nombre d'itérations à effectuer pour le filtrage de l'image (3 à 6 itérations pour une fenêtre de 3 pixels selon les tests). Le filtre bilatéral est relativement sensible au bruit dans les images, ce qui a conduit à l'étude de solutions plus robustes au bruit. L'une de ces solutions est le filtre trilatéral (Wong et al., 2004) qui ajoute au filtre un terme de similarité des orientations des structures locales entre les pixels voisins et les zones non homogènes. Selon les auteurs, le filtre trilatéral aurait l'avantage d'être moins sensible au bruit que le filtre bilatéral.

### **2.1.2.2 Équation aux dérivées partielles**

Depuis un certain nombre d'années, le traitement d'images et la vision par ordinateur bénéficient de l'entrée massive de méthodes liées au domaine des mathématiques et des sciences physiques. Ainsi les méthodes de calculs de variation, les méthodes basées sur des équations aux dérivées partielles (EDP) ou sur les ondelettes, juste pour en mentionner quelques unes, ont fait leur apparition et sont de plus en plus utilisées en traitement d'images.

Malgré l'apparence différente de ces méthodes, certaines méthodes s'inscrivent dans une théorie plus générale qui vise à analyser l'image à différentes échelles. Ce concept introduit par Ijima (1962) vieux de plus de 40 ans a été rendu populaire par les travaux de Witkin et Koenderink (1984). Cette théorie appelée théorie multiéchelle (scale space theory) est le lien entre différentes visions du traitement d'images : les méthodes basées sur les filtres, l'approche par équations aux dérivées partielles et les méthodes de calculs de variations.

Les méthodes de débruitage, de rehaussement basées sur les équations aux dérivées partielles et le calcul des variations sont le fruit d'un travail important de recherches. Le Tableau I est un résumé non exhaustif des travaux effectués dans le domaine depuis un certain nombre d'années.

Dans la suite, on s'intéressera plus particulièrement aux deux dernières formulations, celle de Perona-Malik et celle de Kimmel-Malladi-Sochen.

Tableau I

Quelques méthodes utilisées pour le rehaussement des images

Nom	Formulation	Auteurs
Variation totale	$\inf_{\int_{\Omega} (u-f)^2 dx = \sigma^2} \int_{\Omega}  \nabla u $	(Rudin et al., 1992)
Diffusion linéaire	$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(\nabla u) = \Delta u$	
Flux de courbure moyenne	$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} \left( \frac{\nabla u}{ \nabla u } \right)  \nabla u $	(Malladi and Sethian, 1996)
Flux invariant equi-affine	$\frac{\partial u}{\partial t} = \left( \text{div} \left( \frac{\nabla u}{ \nabla u } \right) \right)^{\frac{1}{3}}  \nabla u $	Alvarez, Guichard, Lions, Morel
Diffusion non linéaire	$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g( \nabla u )\nabla u)$	(Perona and Malik, 1990)
Flux de Beltrami	$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} \left( \frac{g( \nabla u )}{2} \nabla u \right) + \frac{g( \nabla u )}{2} \nabla^2 u$	(Kimmel et al., 1998)

### 2.1.2.2.1 Diffusion non-linéaire

La diffusion non linéaire est l'adaptation d'un processus physique à l'imagerie. Le phénomène de diffusion en physique décrit la manière dont se répartit un gaz, par exemple, en fonction de sa concentration. Des zones de fortes concentration en gaz diffusent vers des zones de moins fortes concentrations. Dans le cas des images en niveaux de gris, la concentration est représentée par l'intensité de chaque pixel. Le bruit dans une image quel-

conque se présente comme des inhomogénéités locales qu'on peut réduire par application de la diffusion sur l'image.

#### 2.1.2.2.1.1 Description physique du processus

En physique, la diffusion s'exprime par la loi de Fick

$$j = -D \text{grad } U \quad (2.2)$$

Où  $j$  est le flux de diffusion,  $U$  est la concentration, et  $D$  un paramètre contrôlant la diffusion.

Cette équation exprime le fait qu'une différence de concentration crée un flux qui cherche à compenser le gradient de la concentration. Par ailleurs, la diffusion est un phénomène de transport de matière sans création ni destruction de matière. Il en découle l'équation de continuité :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\text{div } j \quad (2.3)$$

On en déduit l'équation de diffusion :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(D\nabla U) \quad (2.4)$$

Où  $u$  est la concentration (d'un gaz par exemple). On la trouve dans de nombreux phénomènes physiques impliquant le phénomène de diffusion. En imagerie, on peut identifier les concentrations avec la valeur de l'intensité des niveaux de gris.

Le choix du paramètre  $D$  influe sur le phénomène de diffusion et permet de distinguer plusieurs catégories de diffusion :

- Si  $D$  est constant sur l'ensemble de l'image, on appelle ce type de diffusion de la diffusion linéaire;
- Si  $D$  est une fonction qui dépend de la structure de l'image elle-même on a une diffusion non-linéaire;
- Si le flux  $j$  et le gradient sont parallèles, la diffusion est isotropique;
- Si le flux  $j$  et le gradient ne sont pas parallèles, la diffusion est anisotropique.

#### 2.1.2.2.1.2 La diffusion linéaire isotropique

La diffusion linéaire isotropique est équivalente à un filtre gaussien de largeur  $\sqrt{2t}$

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(D\nabla u) \quad (2.5)$$

Où  $D$  est une constante, la valeur de la constante ne fait varier que la vitesse de diffusion. Plus  $D$  est élevé, plus la vitesse de diffusion est grande. Les avantages de ce type de diffusion est de continuer à simplifier les caractéristiques de l'image et de réduire le bruit dans l'image. Cependant, les caractéristiques importantes comme les arêtes qui permettent de délimiter différentes régions sont aussi lissées (Figure 11).

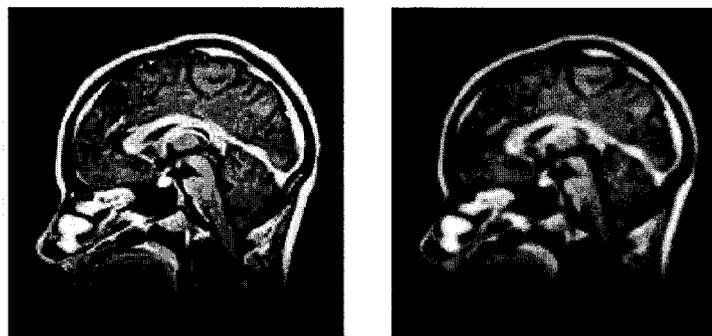


Figure 11 Effet de la diffusion linéaire. (image originale provenant de <http://www.billingmricenter.com>)

### 2.1.2.2.1.3 La diffusion non linéaire

Pour remédier aux problèmes de lissage des arêtes, Perona et Malik (Perona and Malik, 1990) ont proposé une équation de diffusion dont le paramètre de diffusion dépend du module du gradient de l'image.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla u\|)\nabla u) \quad (2.6)$$

avec

$$g(\|\nabla u\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla u\|}{\lambda}\right)^2} \quad (2.7)$$

Avec l'utilisation de cette fonction de diffusion (voir Figure 12), on freine la diffusion aux voisinages des arêtes et on lisse les zones uniformes, ce qui permet non seulement d'éliminer le bruit dans les images mais aussi de conserver les arêtes. Cependant la diffusion par-dessus les arêtes ne peut être complètement arrêtée. Pour remédier à ce problème il faudrait avoir une diffusion perpendiculaire à l'arête au voisinage de celle-ci. Cette fonction est celle proposée par Perona et Malik (1990), mais on peut aussi utiliser d'autres fonctions de diffusion qui ont les propriétés de tendre vers 0 lorsque le module du gradient devient relativement élevé et de prendre des valeurs proches de 1 ou supérieur à 1 lorsque le module du gradient est très faible. On peut par exemple utiliser la fonction de diffusion suivante :

$$g(\|\nabla u\|) = \exp\left(-\frac{\|\nabla u\|}{\lambda}\right)^2 \quad (2.8)$$

Le phénomène de diffusion dépend beaucoup de la fonction de diffusion utilisée. La résolution numérique traditionnelle de cette équation est facile à mettre en oeuvre numériquement (voir annexe pour de plus amples détails sur la résolution numérique de ces équations). La résolution numérique de cette équation de manière optimisée a été proposée par Weickert et Kuhne (2002). Elle inclue une méthode permettant d'accélérer le temps de calcul de l'équation en utilisant une méthode rapide de calcul de l'opérateur divergence. La méthode

se base sur une technique de résolution d'équations différentielle appelée AOS (Additive Operator Splitting). La méthode remplace la matrice représentant la divergence (opérateur long à évaluer) par une somme de matrices dont les inverses sont plus simples à calculer.

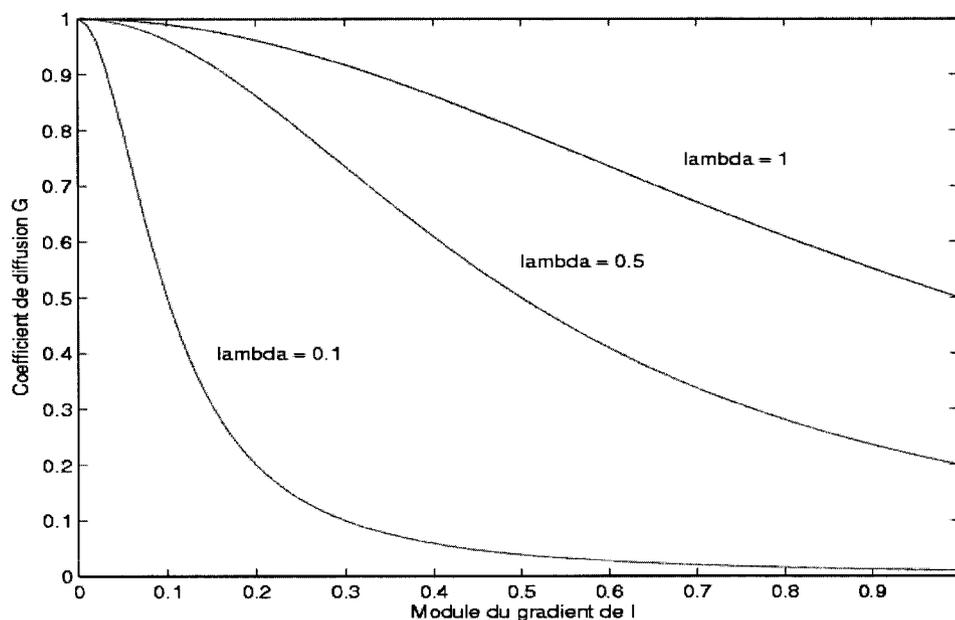


Figure 12 Influence des différents paramètres sur la fonction de diffusion. Plus le gradient est élevé, plus le coefficient de diffusion est faible et plus la diffusion est faible. Cette fonction de diffusion permet ainsi de limiter la diffusion au dessus de l'arête permettant de conserver les arêtes tout en lissant l'image.

#### 2.1.2.2.1.4 La diffusion non linéaire anisotropique

Jusqu'à maintenant, le coefficient de diffusion ne modifie pas la direction du flux de diffusion. Dans la diffusion non linéaire, on essaie d'annuler au maximum la diffusion par dessus une arête. Cependant on n'arrête jamais complètement le flux de diffusion par dessus l'arête à moins que le gradient au niveau de l'arête soit très élevé. L'idée est de changer la direction de la diffusion au voisinage des arêtes. On veut ainsi que le flux de diffusion soit parallèle à l'arête ce qui permettrait d'éliminer le flux de diffusion par dessus l'arête.

Une contribution importante dans ce domaine a été apporté par Weickert (1996) par son travail sur la diffusion non linéaire anisotropique.

#### 2.1.2.2.2 Flux de Beltrami

Le flux de Beltrami (Kimmel et al., 1998) est issu d'une théorie différente des flux de diffusions. Le but de Kimmel, Sochen et Malladi (1997) était d'étudier une représentation généralisée des images sous formes de surfaces contenues dans un espace de dimension supérieure et d'en évaluer les caractéristiques (Sochen et al., 1998). En étudiant les particularités de cette espace, ils sont parvenus à la formulation d'un nouveau flux appelé flux de Beltrami qui peut être vu comme une généralisation des flux de diffusion proposés dans la littérature et qui permet d'obtenir une formulation valable pour n'importe quel type d'image (niveau de gris, couleur, volumes, vidéos...). Par ailleurs, les auteurs ont aussi montré que beaucoup de flux proposés auparavant dans la littérature se trouvaient être des cas particuliers de leur formulation généralisée. Le schéma de Beltrami peut être ainsi considéré comme une méthode généralisée de rehaussement d'image avec préservation des contours.

##### 2.1.2.2.2.1 Formulation mathématique

Le flux peut se mettre sous forme d'une équation aux dérivées partielles similaire à celle de la diffusion non linéaire dans le cas des images en niveaux de gris. Le flux de Beltrami se présente ainsi comme l'équation aux dérivées partielles suivante pour une image en niveau de gris :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} \left( \frac{g(|\nabla u|)}{2} \nabla u \right) + \frac{g(|\nabla u|)}{2} \nabla^2 u \quad (2.9)$$

où  $g$  est le même que dans le cas de la diffusion non linéaire. On observe que l'équation peut se décomposer en deux parties : le terme de diffusion précédent plus un terme de

réaction qui a pour but d'inverser le flux aux voisinages des arêtes.

#### 2.1.2.2.2 Application au débruitage et au rehaussement d'arêtes

L'effet du flux de Beltrami sur des images en niveau de gris est de rehausser les arêtes tout en réduisant le bruit dans l'image. La forme de l'équation proposé par Malladi et Ravve (2002) permet de mettre en évidence les deux composantes diffusion-réaction, la première servant à diffuser les zones homogènes et la deuxième servant à inverser les flux aux abords des arêtes. La forme de l'équation permet de résoudre celle-ci d'une manière similaire à la diffusion non linéaire. Malladi et Ravve (2002) ont proposé un schéma rapide de résolution basé sur le schéma A.O.S. de Weickert (1998). Un exemple de l'application de ces filtres se trouve à la Figure 13.

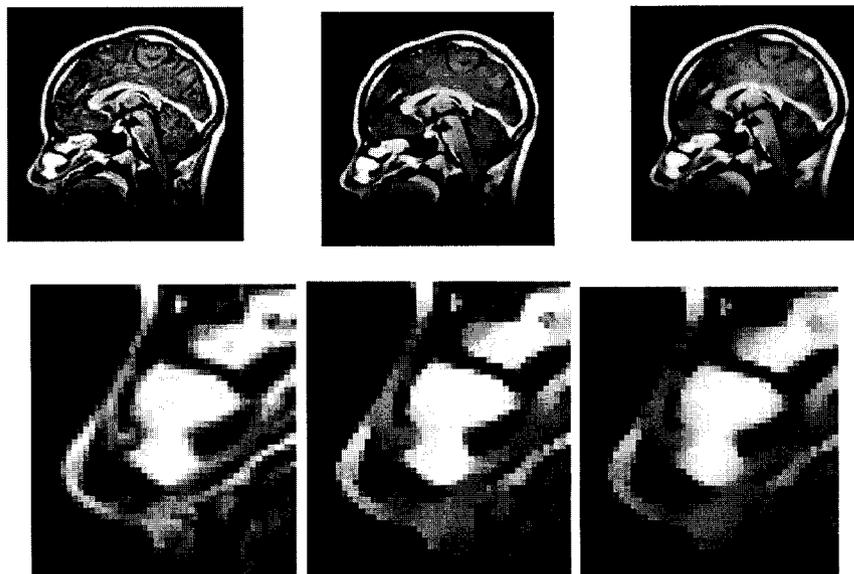


Figure 13 Quelques résultats de filtrage par diffusion. (Image originale provenant de <http://www.billingsmricenter.com>, diffusion non linéaire, flux de Beltrami)

## 2.2 Les méthodes de segmentation

La segmentation d'une image vise à délimiter une région d'intérêt dans une image (organe, os, objets...). Les algorithmes de segmentation doivent permettre de faciliter la tâche de l'utilisateur en limitant le nombre de manipulations de l'utilisateur (sélection de quelques points, présegmentation). Très peu se sont intéressés à la segmentation de matériel chirurgical dans les radiographies. Notons par ailleurs, un travail intéressant effectué par Ali Meghoufel (2003), dans son mémoire de maîtrise à l'École de Technologie Supérieure (Novembre 2003) qui s'est spécifiquement intéressé à la segmentation des vis (et non du matériel chirurgical au complet). Pour cette application, il a utilisé une variante du filtre de Beltrami : les filtres de choc de Remaki-Cheriet. Son travail se concentre essentiellement sur la restauration et le rehaussement des images.

Nous allons présenter dans les paragraphes suivants quelques unes des méthodes qui ont été testées pour la segmentation des radiographies.

### 2.2.1 Croissance de régions

La croissance de régions (Figure 14) est une méthode classique de segmentation qui se base sur la croissance de une ou plusieurs régions à partir de points de sélection et en se basant sur un critère de similarité. Un cas particulier de cette méthode est la croissance de régions par intervalle de confiance. On calcule au fur et à mesure que la région grandit la nouvelle moyenne de la région et on ajoute les nouveaux points à la région dans le cas où la valeur absolue de la différence entre la moyenne et le niveau de gris est contenue dans un intervalle centrée sur la moyenne. L'algorithme est le suivant :

1. Initialisation : on fixe un seuil  $\sigma$  et on sélectionne un ou plusieurs points.
2. On calcule la moyenne  $\mu$  de la région composée par les points d'initialisation.
3. On calcule la différence entre la valeur de chaque voisin de chaque point et la

moyenne si la valeur est inférieure à  $\sigma$  on ajoute le point à la région et on recalcule  $\mu$  sinon on continue avec un nouveau voisin non visité d'un point du contour de la région.

4. On itère tant que le critère d'arrêt n'est pas rempli.
5. Le critère d'arrêt est le suivant : soit on dépasse un nombre d'itération maximale soit la variation entre deux itérations est inférieure à un certain seuil.

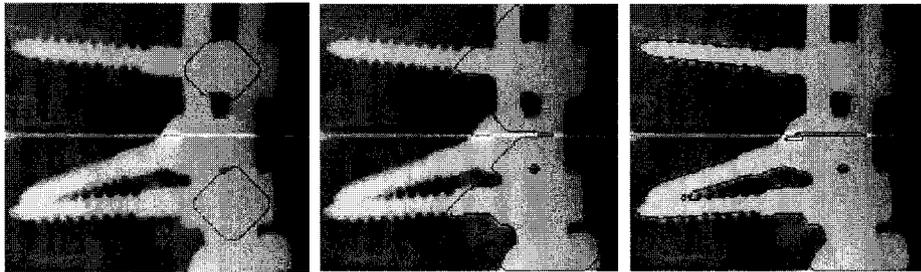


Figure 14 Exemple d'algorithme de croissance de régions

## 2.2.2 Filtre sélectif (Algorithme de Unser)

Unser (1995) a proposé une méthode de traitement d'image basée sur une minimisation d'une énergie au moindre carré dont les applications sont la réduction du bruit dans les images, l'interpolation de données manquantes dans l'image et la segmentation. La méthode peut agir de manière sélective grâce à un coefficient de pondération qui contrôle la contribution de chaque pixel de l'image.

### 2.2.2.1 Formulation

L'auteur a proposé la formulation mathématique suivante :

$$E = \sum_{(k,l)} w(k,l)(f(k,l) - u(k,l))^2 + \lambda \sum_{(k,l)} (d_x * u(k,l))^2 + (d_y * u(k,l))^2 \quad (2.10)$$

où  $w$  est un coefficient de pondération de chaque point de l'image.  $f$  est l'image d'entrée,  $u$  est l'image de sortie. La deuxième partie de l'équation est un terme de régulation. En minimisant  $E$  et en choisissant les poids  $w$  de façon adéquate, il est possible d'obtenir différentes méthodes intéressantes pour le traitement d'images. Par ailleurs, Unser propose aussi une manière très rapide de résoudre cette équation en utilisant une technique de résolution multigrille expliquée en annexe.

### 2.2.2.2 Application

Si on choisit de manière plus sélective par exemple  $w = 1$  dans certaines régions de l'image et  $w = 0$  pour d'autres régions de l'image, le problème de minimisation d'énergie se résume à une interpolation de l'image dans les régions où  $w = 0$  à partir des données des régions où  $w = 1$ . À partir des données qui se situent en dehors des zones blanches du masque on interpole les niveaux de gris à l'intérieur des zones blanches (voir Figure 15). Le masque est binaire dans le cas de la Figure 15 et il indique que les zones blanches sont les zones à interpoler.

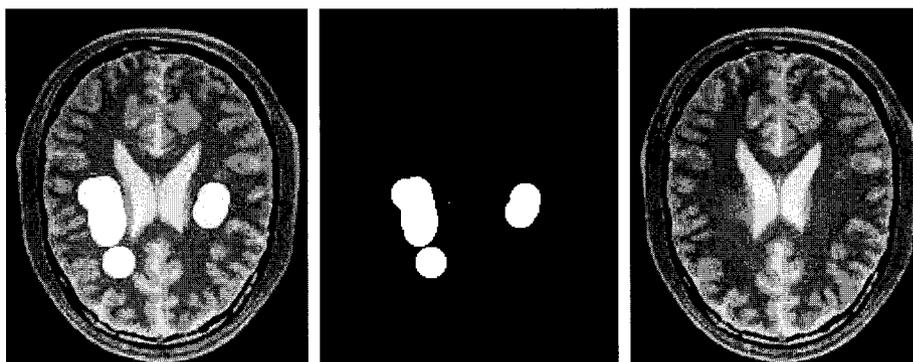


Figure 15 Exemple d'interpolation avec l'algorithme de Unser (à gauche : image originale, au milieu : image des poids  $w$  (masque), à droite : image interpolée ) (l'image provient de ITK (Insight Toolkit) <http://www.itk.org>)

### 2.2.3 Contour actif et segmentation

Les contours actifs ont été beaucoup utilisés pour la segmentation d'images médicales et ont fait l'objet de beaucoup de travaux. Ce sont des contours pouvant se déformer sous certaines contraintes et ainsi aller segmenter des objets ou des structures intéressantes dans une image. La théorie des contours actifs peut se subdiviser en deux parties : le modèle traditionnelle géométrique et le modèle implicite basé sur des équations de propagation de fronts. Ces modèles ne sont pas complètement indépendants, ce qui permet ainsi la généralisation de la théorie des contours actifs.

#### 2.2.3.1 Contours actifs explicites

L'idée d'utiliser un contour pour segmenter des structures dans une image n'est pas récente. Les contours actifs ou « snakes » ont été proposés pour la première fois en 1987 (Kass et al., 1987). Ce sont des modèles déformables qui sont basés sur la minimisation de l'énergie le long du contour. Le contour actif se déforme de telle manière à minimiser les énergies « externes » et « internes ». L'énergie interne permet de lisser le contour alors que l'énergie externe tend à pousser le contour vers les caractéristiques de l'image (par exemple, les arêtes de l'objet à segmenter). Les contours actifs sont des méthodes très efficaces de segmentation lorsque les paramètres ont été ajustés de manière très précise.

Dans le modèle classique explicite des contours actifs, le contour est représenté par une courbe paramétrique ( $C_0 = (x(s), y(s))$ ) incluse dans un schéma de minimisation d'énergie. Par ailleurs, le contour actif peut se mouvoir selon des équations de propagation issues de considérations géométriques.

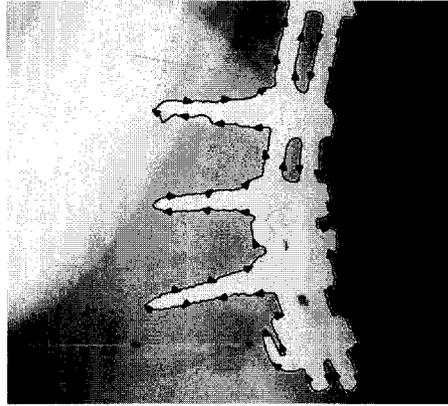


Figure 16 Exemple de snake (capture d'écran du logiciel SliceOmatic)

Cette approche associe à la courbe  $C_0$  une énergie définie par :

$$E(C_0) = \alpha \int_0^1 |C'_0(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |C''_0(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 |\nabla I(C_0(q))| dq \quad (2.11)$$

où  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$  sont des constantes réelles positives. Les deux premiers termes contrôlent l'élasticité du contour (énergie interne) alors que le troisième a pour but d'attirer le contour vers les arêtes de l'objet à segmenter dans l'image. Bien que représentant un outil pratique de segmentation (voir Figure 16), cette formulation pose quelques problèmes. Cette méthode est très dépendante de l'estimée initiale de la solution et mal adaptée à la segmentation 3D par exemple, les changements de topologie (fusion et séparation de contours actifs) ne se font pas de manière naturelle. Par la suite, ces contours actifs seront appelés contours actifs traditionnels, ou contours actifs explicites ou bien encore « snakes ».

### 2.2.3.2 Contours actifs implicites (ou courbes de niveaux)

Les contours actifs implicites (ou level set) sont issus d'une théorie semblable aux contours actifs explicites. Cependant, les contours actifs implicites reposent sur une représentation implicite du contour actif. Le contour actif est inclu dans une fonction de dimension supérieure (voir Figure 17) dont l'évolution est décrite par une équation aux dérivées par-

tielles. Les contours actifs implicites ont été développés par les travaux de Osher et Sethian (1999) sur la propagation de fronts dont la vitesse de propagation dépend de la courbure du front. Ces travaux s'inspirent des équations du mouvement d'Hamilton-Jacobi et utilisent les lois de conservation hyperboliques. Des schémas de résolution non oscillatoire sont proposés par les auteurs et permettent ainsi de modéliser de manière naturelle des fronts qui peuvent se déformer, se séparer, fusionner. Par ailleurs, ces équations proposées s'étendent facilement à des dimensions supérieures. Les courbes de niveaux ont été utilisées dans beaucoup de domaines comme la simulation de phénomènes physiques (Osher and Fedkiw, 2002).

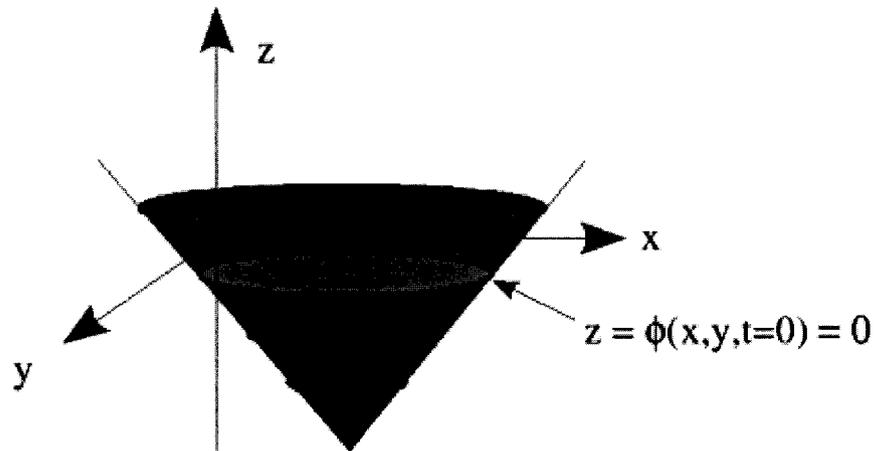


Figure 17 Le contour initial  $z = \phi(x, y, t = 0) = 0$  est contenu dans une fonction de dimension supérieur, *la fonction de courbe de niveau*. L'évolution s'effectue sur cette fonction et non directement sur le contour d'où la formulation dite *implicite*

### 2.2.3.2.1 Formulation mathématique

La formulation originale de Osher et Sethian (1999) est expliquée par la suite. Soit  $\Omega$  un ouvert de  $\mathbb{R}^2$  possédant une frontière et notons  $\partial\Omega$  sa frontière, une image en deux

dimensions peut être représenté par  $\phi_0 : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ . Dans notre cas,  $\Omega$  est uniquement une grille rectangulaire fixe. Considérons un contour  $\mathcal{C}$  pouvant se propager comme la frontière d'un sous-ensemble ouvert  $\omega$  de  $\Omega$ . Classiquement, la courbe initiale  $\mathcal{C}_0$  est représentée par le niveau zéro d'une fonction  $\phi_0$  dite fonction de distance signée :

$$\phi_0(x) = \begin{cases} d(x, \mathcal{C}_0) & \text{si } x \text{ est à l'intérieur de } \mathcal{C}_0 \\ 0 & \text{si } x \text{ est sur le contour } \mathcal{C}_0 \\ -d(x, \mathcal{C}_0) & \text{si } x \text{ est à l'extérieur de } \mathcal{C}_0 \end{cases} \quad (2.12)$$

où  $d(x, \mathcal{C}_0)$  représente la distance du point  $x$  à la courbe.

Le but est maintenant de produire une équation permettant de faire évoluer la courbe selon sa normale. L'équation d'évolution de la courbe selon la normale revient à résoudre l'EDP (équation aux dérivées partielles) suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \begin{cases} F|\nabla \phi| \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (2.13)$$

où l'ensemble  $\{(x, y), \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y)\}$  désigne le contour initial et  $F$  est la vitesse de propagation.

Les contours actifs *explicites* et les contours actifs *implicites* semblent être deux visages d'un même concept. Ils modélisent le même aspect par le biais de deux théories différentes. Tandis que les contours actifs géométriques se basent sur la minimisation de fonctionnelles, la formulation par courbes de niveaux se base sur des équations de propagation de contour selon leur normale. Les théories sont donc différentes mais par la suite on verra que les deux types de contours peuvent se mettre sous une formulation généralisée par courbes de niveau et que, même si les théories sont différentes, certaines des énergies mises en jeu dans les contours actifs explicites pourront être transférées sous une formulation par courbe de niveaux.

### 2.2.3.2.2 Avantages et inconvénients de cette formulation

Cette formulation a de nombreux avantages.  $\phi(x)$  par exemple, reste une fonction au sens mathématique du terme tant que  $F$  est régulière. Par ailleurs, pendant l'évolution de la surface  $\phi$ , le contour  $\mathcal{C}$  peut se séparer en plusieurs contours, peut fusionner avec d'autres contours et peut ainsi changer de topologie de façon naturelle. Un autre avantage de cette formulation est de pouvoir déterminer des caractéristiques du contour à partir d'une courbe de niveau particulière de  $\phi$ . Par exemple, le vecteur normal pour n'importe quel point du contour s'obtient par :  $\vec{n} = \nabla\phi$  et la courbure moyenne est obtenue par la divergence du gradient du vecteur normale au front :

$$K = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right)$$

Enfin, l'un des avantages les plus importants est de pouvoir étendre l'équation pour l'évolution de contours dans des espaces de dimensions supérieures à 2. Cet avantage peut être utilisé pour segmenter par exemple des volumes en trois dimensions. Cependant le désavantage de cette formulation est d'augmenter la complexité numérique de l'algorithme. C'est pour cela que des schémas optimisés de résolution ont été proposés pour diminuer les temps de calculs de propagation du front. Ces méthodes d'optimisation sont décrites en annexe. Parmi ces méthodes de résolution, on trouve l'A.O.S. (Additive Operator Splitting) proposé par Weickert (2002) et le calcul sur bande étroite (« Narrow banding ») (Adalsteinsson and Sethian, 1995).

L'introduction des courbes de niveaux en imagerie a été effectuée quelques années après la première formulation de Osher et Sethian, par Caselles (1993) puis par Malladi (1995).

### 2.2.3.3 Relation entre les contours actifs explicites et la formulation par courbes de niveaux

Les avantages des contours actifs implicites sur ceux explicites permettent de donner une vision plus naturelle de l'évolution des contours actifs. Malgré tout, le lien entre contours actifs implicites et explicites semble assez étroit, il serait donc assez naturel de chercher à formuler les équations des contours actifs géométriques sous la formulation implicite des courbes de niveaux. Le lien entre les deux types de contours a ainsi été établi par Caselles (1995) et Kichenassamy (1996) grâce au rapprochement entre les contours actifs et le calcul de géodésiques (ou courbes de distance minimale). Ces travaux permettent ainsi de mettre en relation les deux types de contours actifs et de proposer un nouveau modèle de contour actifs pour la segmentation.

Pour segmenter les images, un modèle classique de contour actif implicite a été proposé par Malladi (1995). Ce contour actif implicite est composé d'un terme de régulation du contour et d'un terme d'inflation constant, le tout pondéré par une fonction de vitesse dépendant des contours de l'objet à segmenter. Soit  $\Omega = (0, a_x) \times (0, a_y)$  notre image définie sur  $d$ . La formulation Level Set des contours actifs se résume sous la forme mathématique suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \begin{cases} g(x)|\nabla \phi| \left( \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + k \right) & \text{sur } \Omega \times (0, \infty) \\ \phi(x, 0) = \phi_0(x) & \text{sur } \Omega \end{cases} \quad (2.14)$$

où  $k$  désigne une force d'inflation constante comparable à la force « ballon » du modèle explicite qui permet d'étendre le contour et  $g$  une fonction de vitesse (image de vitesse) qui ralentit le contour actif lorsque celui-ci s'approche des caractéristiques de l'image c'est à dire des arêtes. Cette fonction de vitesse est semblable au coefficient de diffusion dans la formulation de la diffusion par Perona et Malik. Le terme de courbure normal  $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$  est un terme permettant de contrôler la courbure du front se propageant.

La nouvelle formulation des contours actifs appelée contours géodésiques actifs issue du

modèle explicite des contours actifs se formule par l'équation de courbe de niveau suivante :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \begin{cases} |\nabla \phi| \left( \operatorname{div} \left( g(x) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + kg(x) \right) & \text{sur } \Omega \times (0, \infty) \\ \phi(x, 0) = \phi_0(x) & \text{sur } \Omega \end{cases} \quad (2.15)$$

Les contours actifs implicites sont donc des contours se déformant sous l'effet de différentes forces et pouvant s'arrêter au niveau de caractéristiques de l'image. On peut ainsi choisir les paramètres de telle manière que le contour actif se fixe sur les arêtes de l'objet à segmenter (c'est le rôle de la fonction  $g$ ) (voir Figure 18 pour un exemple de segmentation par Level Set).

#### 2.2.3.4 Évolution des courbes de niveaux

L'évolution des contours actifs implicites définis par une formulation par courbes de niveaux a fait l'objet de nombreuses études et applications dans différents types de domaines. Pour la segmentation d'images médicales, un certain nombre de termes de vitesse ont été utilisés dans les équations de courbes de niveaux. La suite a pour but de décrire la plupart des termes de vitesse utilisés en segmentation d'images médicales et d'expliquer leur impact sur l'évolution des équations de courbes de niveaux. Des démonstrations précises de l'obtention des formulations des contours actifs se trouvent dans un article de Kimmel (2003). Finalement, tous les termes seront résumés dans un tableau regroupant les différentes formulations (voir Tableau II).

L'image de vitesse est un paramètre essentiel dans les contours actifs car elle représente une carte de vitesse de l'image en tout point de l'image. L'expression de l'image de vitesse est similaire à l'image obtenue après application de la fonction de diffusion non linéaire.

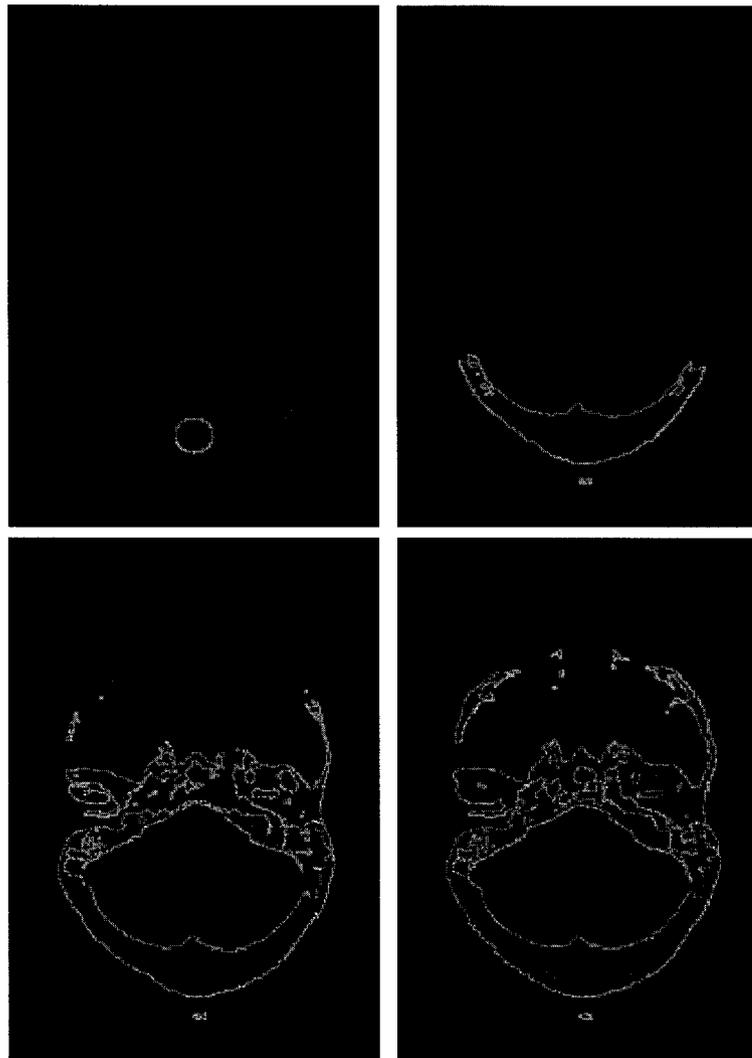


Figure 18 Segmentation des os sur coupes CT du cerveau par courbes de niveaux avec minimisation d'énergie (adapté de Michael Wasilewski)

Différentes expressions sont utilisables comme :

$$g(\|\nabla u\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla\phi\|}{\lambda}\right)^2} \quad (2.16)$$

ou bien encore :

$$g(\|\nabla u\|) = \exp\left(-\frac{\|\nabla\phi\|}{\lambda}\right)^2 \quad (2.17)$$

Le but est d'obtenir des valeurs très faibles aux voisinages des arêtes de l'image et des valeurs plus élevées dans les zones uniformes favorisant la propagation du contour actif dans les zones uniformes et freinant le contour actif à son arrivée vers les arêtes. En effet, la carte de vitesse indique dans les zones de niveaux de gris assez élevées que le contour actif peut se propager avec des vitesses plus importantes que dans des zones plus sombres. L'image de vitesse est l'un des paramètres le plus important pour la segmentation puisqu'elle dicte le déplacement du contour actif dans l'image. En rajoutant le terme d'advection simple (expliqué dans la suite) ou le terme géodésique, il est ainsi possible d'arrêter le contour actif sur les arêtes de l'image.

Les courbes de niveaux ont été étudiées par de très nombreux chercheurs. Les améliorations apportées aux courbes de niveaux ont été en général de deux natures différentes. La première approche est de diminuer le temps de calcul très important des courbes de niveaux (voir annexe sur les schémas numériques), la deuxième est d'améliorer les différents termes de force pouvant intervenir dans l'évolution des courbes de niveaux. Les termes que l'on retrouve le plus souvent dans la littérature sont résumés ici :

- Force de propagation constante : cette force permet de faire évoluer le contour actif selon la normale. En général, la propagation constante est pondérée par l'image de vitesse pour augmenter la vitesse de propagation dans les zones uniformes et freiner le contour actif en présence d'arêtes.
- Terme de contour géodésique : dans le modèle géodésique, ce terme agit comme un terme de régulation du contour qui agit sur l'élasticité du contour. Dans le modèle classique de courbes de niveaux, c'est le terme de courbure moyenne qui contrôle l'élasticité du contour actif.
- Terme d'alignement : c'est le produit scalaire du gradient de l'image avec la normale en chaque point du contour. L'effet de ce terme est donc d'aligner le contour sur les arêtes de l'image.

- Minimisation de la variance : Ce terme est basé sur le travail de Chan et Vese (2001) qui approxime la fonctionnelle de Mumford Shah par une fonction continue par morceau. Le but est de calculer le contour qui sépare au mieux l'intérieur de l'extérieur en se basant sur les valeurs moyennes de la région interne et de la région externe. Le modèle de Chan et Vese (contour actif sans arêtes) permet de segmenter des objets définis par des contours flous, bruités ou peu visibles.
- Terme d'advection : Le terme d'advection permet de « coller » le contour aux arêtes de l'image car il fait intervenir le produit scalaire entre le laplacien et le gradient de la fonction level set. Son action reste très localisée aux abords des arêtes et n'a aucun effet sur les contours se trouvant éloignés des arêtes. De nombreuses variantes de ce flux ont été proposées dans la littérature afin de pouvoir étendre l'action des arêtes à une plus grande distance de celles-ci ; parmi ceux-là le flux de champ de vecteur gradient (G.V.F. : Gradient Vector Flow) (Xu and Prince, 1997) et le flux d'arêtes (Edge Flow) (Ma and Manjunath, 1997). À ma connaissance, aucune méthode n'a été proposée pour résoudre le GVF avec l'AOS (voir annexe). Pourtant la forme de l'équation permet d'utiliser l'approximation par AOS. D'après les tests effectués, cette approche permet de gagner des facteurs 2 à 5 sur une approche standard.

Tableau II

Exemples de forces pour l'évolution des courbes de niveaux

Mesures	E(C)	Formulation par courbe de niveaux
Aire pondérée	$\int \int_{\Omega_c} f(x, y) dx dy$	$u_t = -f(x, y)  \nabla u $
Alignement	$\int_0^L  \langle \nabla I(x(s), y(s)), \vec{n}(s) \rangle  ds$	$u_t = \text{sign}(\langle \nabla I, \nabla u \rangle) \Delta I  \nabla u $
Variance minimale	$\int \int_{\Omega_C} (I - c_1)^2 dx dy + \int \int_{\Omega - \Omega_C} (I - c_2)^2 dx dy$	$(c_2 - c_1)(I - (c_1 + c_2)/2)  \nabla \phi $
Advection GVF	$\int \int \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + \frac{\ \nabla f\ ^2}{\ \nabla f\ ^2} \ v - \nabla f\ ^2 dx dy$	$\langle \nabla R, \nabla u \rangle$

### 2.2.3.4.1 Cas particulier de propagation de fronts : l'équation Eikonal

Un cas particulier de l'équation de mouvement est l'équation Eikonal qui décrit le mouvement d'un front monotone (se propageant dans un seul sens par exemple vers l'extérieur). Cette équation est souvent reliée à une méthode de résolution appelée Fast Marching. En effet, le Fast Marching (Sethian, 1996) est une méthode rapide permettant de résoudre l'équation Eikonal dans le cas discrétisé. Le résultat est une fonction de distance par rapport aux points d'initialisation.

La méthode Fast Marching introduite par Tsikilis et popularisée par Sethian est comparable

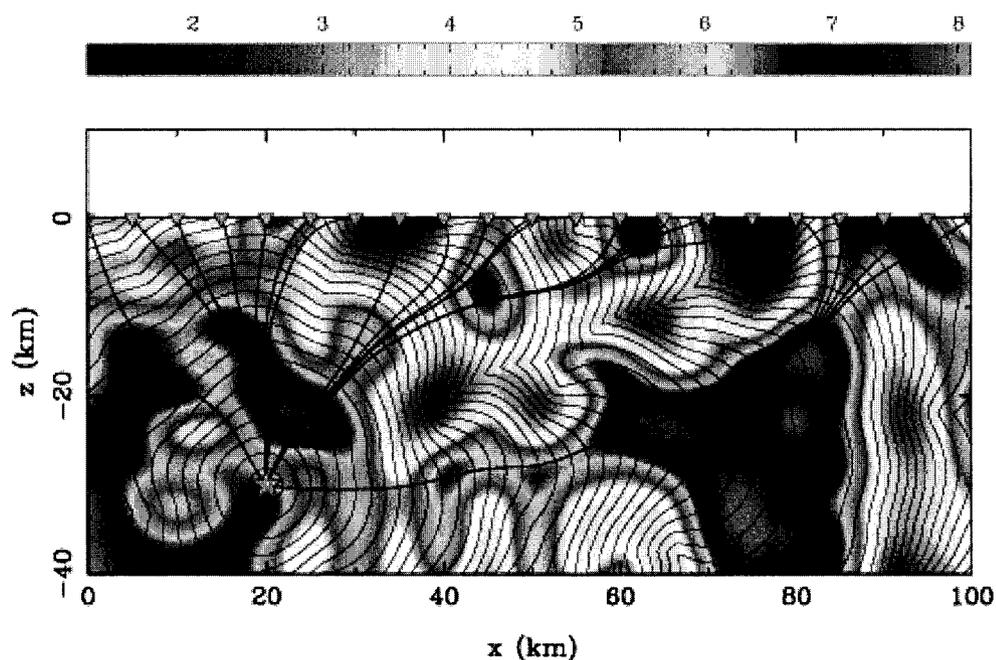


Figure 19 Exemple d'utilisation du "Fast Marching" (adapté de Nick Rawlinson et Malcolm Sambridge <http://www.rses.anu.edu.au/~nick/waves.html>). L'étoile indique le point de départ de l'onde. Les lignes circulaires représentent des iso-contours de temps de passage de l'onde. Les lignes partant de l'étoile jusqu'à la surface représentent le chemin le plus court parcouru par l'onde du début jusqu'au point de la surface.

à l'algorithme de Dijkstra pour trouver les chemins les plus courts dans un graphe. La méthode Fast Marching tire sa rapidité de l'utilisation d'une structure d'arbre binaire et d'un algorithme de tri. La complexité de l'algorithme est en  $O(n \log n)$  où  $n$  est le nombre de points de la grille. Le Fast Marching est très utilisé comme méthode de présegmentation avant d'appliquer une segmentation par courbes de niveaux car l'utilisation des courbes de niveaux seule est prohibitive en temps de calcul. Le Fast Marching a été utilisé dans beaucoup de domaines car il permet d'extraire de manière rapide des chemins minimaux sur une grille régulière, de calculer des temps de passage. Il a été utilisé en sismologie pour calculer les temps d'arrivées d'ondes sismiques (voir Figure 19).

### **2.2.3.5 Contours actifs sans résolution d'EDP**

L'idée de Osher et Sethian est donc d'adapter des équations différentielles provenant de la mécanique des fluides pour décrire la propagation d'un front selon la normale en augmentant la complexité algorithmique du problème. La résolution de l'équation différentielle de manière discrète nécessite quelques précautions car il faut faire attention aux problèmes de stabilité (ajustement du pas de calcul) et à la réinitialisation de la fonction de distance signée (voir annexe) pour éviter des divergences de la solution. Conscient de cette contrainte, de nouvelles approches aux contours actifs ont été proposées visant à conserver les propriétés de ces contours.

#### **2.2.3.5.1 La méthode de Shi**

Shi, dans un article de 2005 (Shi and Karl, 2005), propose d'entourer le contour actif par deux listes de points (voir Figure 20) qu'il peut faire évoluer de un pixel vers l'extérieur ou vers l'intérieur et d'approximer la courbure par un filtre gaussien. Le résultat est un contour actif possédant des propriétés similaires aux courbes de niveaux mais avec un algorithme beaucoup plus rapide car il n'y a aucune équation différentielle à résoudre. La

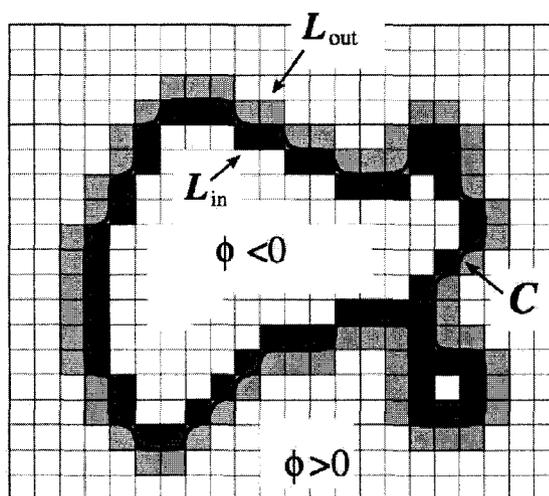


Figure 20 Représentation du contour actif dans l'algorithme de Shi (adapté de Shi (Shi and Karl, 2005)). Deux listes de points  $L_{in}$  et  $L_{out}$  entourent la courbe de niveau 0

représentation utilisée par Shi est de considérer une bande étroite centrée sur le contour de largeur 1 pixel de part et d'autre du front à évoluer. La bande étroite est constituée d'une liste interne de point ( $L_{in}$ ) et d'une liste externe de points ( $L_{out}$ ) (voir Figure 20). L'évolution du contour se fait en déplaçant les listes de points de 1 pixel. Comme pour les courbes de niveaux, l'algorithme de Shi utilise une image de vitesse, cependant l'algorithme de Shi n'utilise que des images de vitesse  $F$  qui prennent les valeurs -1, 0, 1. Il définit de plus deux opérations :

- le transfert d'un point de  $L_{in}$  à  $L_{out}$  que l'on appellera switch-in.
- le transfert d'un point de  $L_{out}$  à  $L_{in}$  que l'on appellera switch-out.

Appliquer une opération de transfert switch-in revient à effectuer un mouvement du front vers l'intérieur. L'opération de switch-in effectue une suppression du point de  $L_{in}$  et l'ajoute à  $L_{out}$  et reconstruit la fonction de distance signée dans le voisinage de ce point en mettant les points du voisinage à -1 si leur valeur est -3. L'opération de transfert switch-out est



Figure 21 Exemple de segmentation 2D par l'algorithme de Shi (adapté de Shi (Shi and Karl, 2005))

l'inverse de switch-in; cela revient à effectuer un mouvement du front vers l'extérieur. L'opération de switch-out effectue une suppression du point de Lout et l'ajoute à Lin et reconstruit la fonction de distance signée dans le voisinage de ce point en mettant les points du voisinage à 1 si leur valeur est 3. Le résultat de l'algorithme est un contour actif qui se comporte comme le modèle géodésique des courbes de niveaux (courbure + propagation). Les applications de l'algorithme de Shi sont la segmentation d'images (voir Figure 21) et le suivi vidéo temps réel.

Maintenant que les méthodes de segmentation ont été présentées, nous pouvons proposer la méthodologie pour segmenter les radiographies. L'objectif principal est de trouver une méthode de segmentation robuste pour détecter l'instrumentation dans les radiographies AP0° et LAT. Un exemple d'application de la méthode à la reconstruction 3D de la colonne vertébrale est aussi proposé.

## CHAPITRE 3

### MÉTHODOLOGIE

Le but principal est de segmenter les instrumentations présentes sur des paires de radiographies conventionnelles numérisées (AP0° et LAT) utilisées dans le système de reconstruction 3D de la colonne vertébrale. On dispose au total de 26 paires de radiographies conventionnelles numérisées (provenant d'un hôpital à Strasbourg, France) de 13 patients différents. Deux paires de radiographies sont associées à chaque patient ; une paire contient les vues AP0° et LAT préopératoires et l'autre paire les vues AP0° et LAT postopératoires (Figure 22).

Ensuite, on présente un exemple d'application de la méthode pour reconstruire la colonne en 3D à l'aide des images traitées par notre méthode. Après segmentation, on peut effacer (par interpolation) l'instrumentation des images radiographiques et procéder à une reconstruction 3D de la colonne vertébrale.

La méthode proposée pour segmenter les images AP0° et LAT se décompose en quelques étapes classiques : une étape de rehaussement pour améliorer la qualité de l'image et rehausser les caractéristiques importantes de l'image (arêtes par exemple), une étape de segmentation et parfois une méthode de post-traitement. Les méthodes de rehaussement utilisées sont expliquées dans la revue de littérature : égalisation d'histogramme adaptatif avec limitation de contraste et méthodes basées sur l'équation de diffusion. La méthode de segmentation utilisée se base sur les contours actifs (en particulier la formulation par courbes de niveaux). La méthode de contour actif nommée courbes de niveaux a été au départ utilisée pour la segmentation mais elle a un gros désavantage qui se situe au niveau du temps de calcul requis pour obtenir une segmentation. Pour remédier à ce problème, Ramnada Chav, étudiant en maîtrise à l'E.T.S. et au L.I.O. et moi avons développé une

méthode de segmentation par contour actif beaucoup plus rapide que les courbes de niveaux. C'est cette méthode que nous appelons Chav-Troeung. Cette méthode qui fait l'objet d'une déclaration d'invention pour l'obtention éventuelle d'un brevet sera explicitée plus loin.

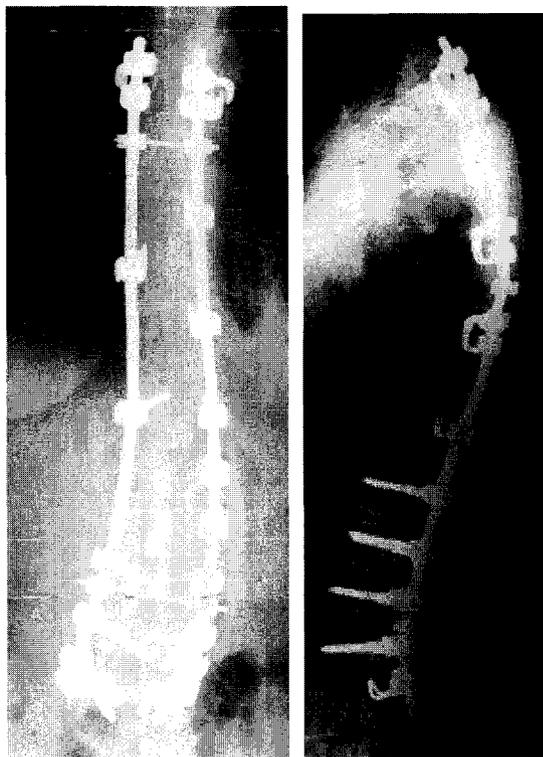


Figure 22 Exemple d'instrumentation dans la vue AP0° et LAT

### 3.1 Segmentation de la vue AP0°

La segmentation de la vue AP0° pose beaucoup moins de problèmes que celle de la vue latérale. La méthode proposée pour la segmentation (Figure 23) utilise l'algorithme de Chav-Troeung pour fournir la segmentation finale.

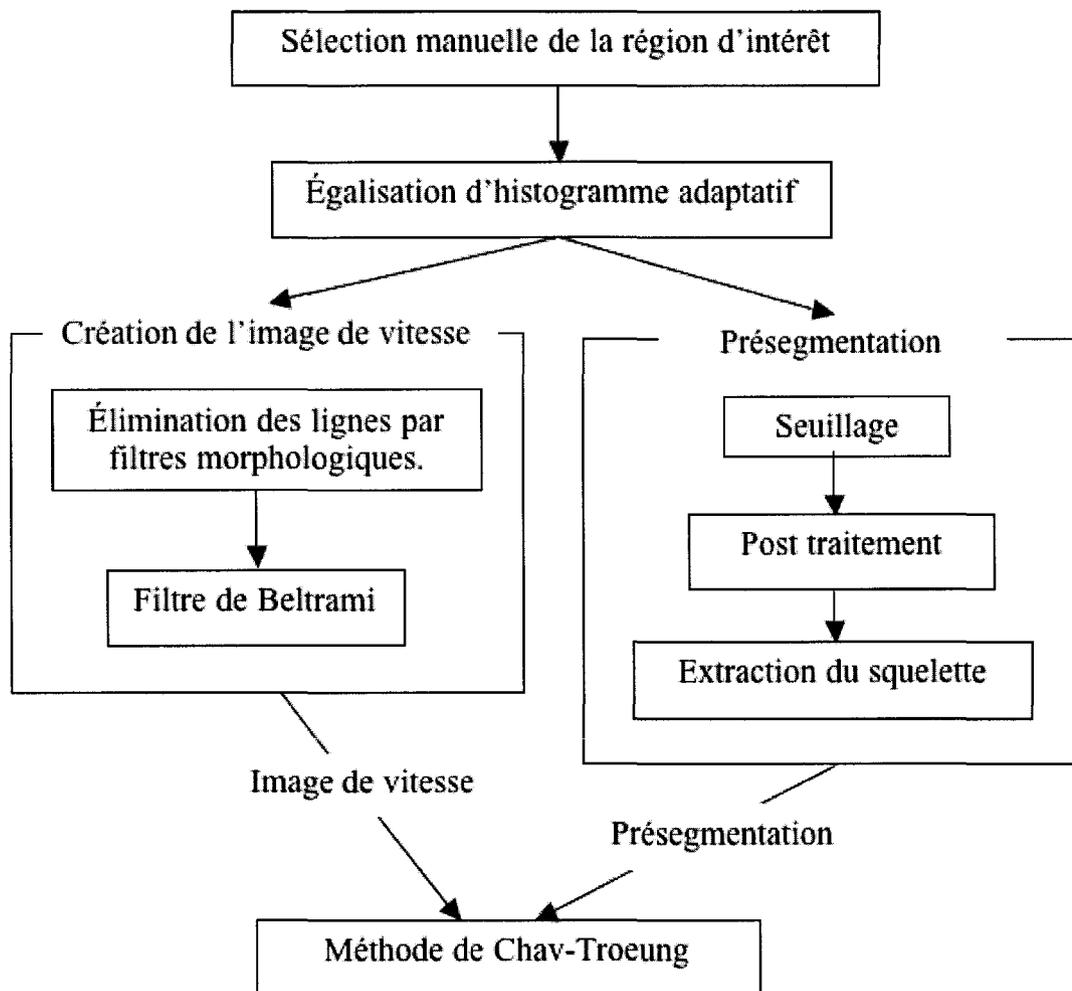


Figure 23 Diagramme de segmentation de la vue AP0°

### 3.1.1 Problèmes pour la segmentation

Les caractéristiques de l'instrumentation suggèrent deux approches possibles pour la segmenter. Dans le premier cas, l'instrumentation est bien définie par ses arêtes dans l'image et par les valeurs de niveaux de gris élevées. On peut donc soit se baser sur les arêtes en utilisant un contour actif ou se baser sur l'intensité de la région. Dans le premier cas, pour éviter que le contour actif ne fuit dans des régions autres que l'instrumentation, il faut utiliser des

contours actifs de types courbes de niveaux ou bien encore la méthode de Chav-Troeung qui inclue un terme de courbure donnant une certaine rigidité au contour actif et empêchant les fuites dans la segmentation. Dans le deuxième cas, il y a une différence d'intensité sur l'ensemble de l'instrumentation, d'où une variation de l'intensité sur l'ensemble de l'instrumentation. Il faudrait ainsi chercher à réajuster les niveaux de gris dans l'image pour pouvoir faciliter la segmentation de l'instrumentation.

### **3.1.2 Méthode proposée**

La méthode proposée se décompose en 3 grandes étapes, une étape de rehaussement et de filtrage de l'image, une présegmentation et une segmentation finale. L'interaction demandée de la part de l'utilisateur est la sélection d'une région d'intérêt. La sélection peut se faire de différentes façons. Une manière simple et rapide est de tracer un rectangle autour de l'instrumentation à segmenter. La sélection ne nécessite pas une grande précision, elle sert uniquement à délimiter une région d'intérêt englobant l'instrumentation.

Le rehaussement de contraste se fait par égalisation d'histogramme adaptatif avec limitation de contraste. Le but du rehaussement de contraste est de réajuster les niveaux d'intensité dans l'image. En effet, due à la nature de l'image radiographique, les zones où de nombreuses structures sont traversées par les rayons X apparaissent avec des niveaux d'intensités plus élevées que des zones où moins de structures sont traversées. Grâce à l'adaptation de l'histogramme, on peut déterminer un seuil pouvant séparer l'instrumentation du reste de l'image car l'instrumentation correspond à des zones de plus fortes intensités. Le seuil désiré correspond au dernier minimum dans l'histogramme en ne tenant pas compte des extrémités de celui-ci.

Le seuillage de l'histogramme nous permet de partitionner l'image en deux parties. On récupère ainsi l'instrumentation segmentée avec quelques autres zones ne faisant pas par-

tie de la segmentation. Une étape de post-traitement est ensuite nécessaire pour éliminer ces petites zones. On choisit d'éliminer les zones inférieures à une certaine taille en nombre de pixels grâce à un filtre morphologique. On obtient ainsi une présegmentation de l'instrumentation. On détermine une image de vitesse à partir de filtrages successifs de l'image (élimination des lignes par filtre morphologique et filtre de Beltrami) et on affine la segmentation précédente par contour actif (courbes de niveaux ou méthode Chav-Troeung décrite dans la suite).

### **3.2 Segmentation de la vue latérale**

La segmentation de la vue latérale se fait aussi par contour actif (Figure 24). Cependant, on ne dispose pas de présegmentation comme dans le cas de la vue AP0°. Par ailleurs, la segmentation est souvent plus compliquée sur la vue latérale à cause d'une variance plus élevée des niveaux de gris de l'instrumentation et des arêtes parasites plus nombreuses.

#### **3.2.1 Problèmes pour la segmentation**

La segmentation de la vue latérale pose plus de problèmes que celle de la vue AP0° car au niveau de l'épaule, de nombreuses structures se superposent, résultant en des niveaux de gris d'intensités plus élevés. Par ailleurs, la variation du niveaux de gris sur l'ensemble de l'instrumentation est assez élevée, ce qui rend la segmentation encore plus compliquée. Certaines radiographies ne peuvent être segmentées sans information a priori car les arêtes de l'instrumentation sont absentes et il est impossible de distinguer l'instrumentation du reste de l'image.

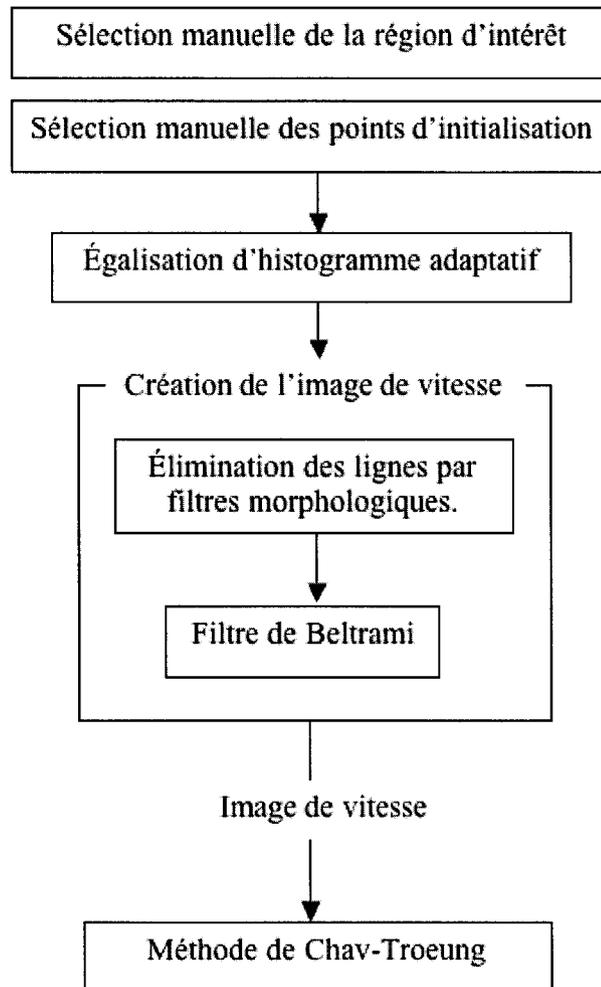


Figure 24 Diagramme de segmentation de la vue LAT

### 3.2.2 Méthode proposée

La méthode proposée se décompose en une étape de prétraitement et une étape de segmentation par contour actif. Une sélection manuelle des points d'initialisation se fait en cliquant quelques points au niveau de la tige de métal à différents endroits fournissant les points d'initialisation à l'algorithme de contour actif.

Plusieurs étapes de filtrages sont nécessaires afin d'éliminer le bruit et les arêtes parasites. L'utilisation d'un filtre médian et/ou d'un filtre morphologique bottom-hat permet d'éliminer certaines arêtes parasites dans l'image. De la même manière que pour la vue de face, on utilise une méthode de rehaussement de contraste afin d'augmenter le contraste entre l'instrumentation et le reste de l'image. Une étape de réduction du bruit avec préservation des arêtes par flux de Beltrami permet de réduire encore le bruit en préservant les arêtes importantes de l'image. Finalement, la segmentation se fait par contour actif en utilisant les points d'initialisation saisis par l'utilisateur au départ.

### **3.2.3 La méthode de Chav-Troeung**

Les contours actifs implicites (courbes de niveaux) expliqués dans la revue de littérature sont une forme complexe d'EDP et sont limités par le temps de calcul nécessaire pour une segmentation.

Malgré les schémas de calculs rapides (voir première annexe) proposés par de nombreux auteurs, les courbes de niveaux restent quand même une méthode lente pour la segmentation d'images. Après une longue étude de ces méthodes et de leur optimisation possible, et étant donné leur intérêt important pour la segmentation, la méthode que l'on propose cherche à remédier à ce problème tout en gardant les mêmes propriétés que les courbes de niveaux. Notre méthode (Tableau III) est un algorithme de contour actif basé sur le modèle de Shi (Shi and Karl, 2005) et incluant des éléments de la croissance de régions, des courbes de niveaux et plus généralement de la propagation de front en imagerie. La méthode développée ne se restreint pas à un cas d'image particulier et peut être considérée comme une méthode générique utilisable dans beaucoup de problèmes de segmentation.

Rappelons que Shi et Karl (2005) ont décrit une méthode de contour actif inspirée des courbes de niveaux sans résolution d'équation différentielle. La méthode est itérative et

Tableau III

## Algorithme générale rapide de Chav-Troeung

1. Initialisation de  $\phi$ , de l'image de vitesse  $g$ ,  $\phi_{Temp}$ , et de l'image des zones active  $f$ .
  2. Cycle d'évolution : pour chaque zone active de la grille, évolution du contour actif de 1 pixel. Pour chaque pixel (voxel) de la zone, si le pixel est à 1 on met le voisinage à 1. (Sauvegarde du résultat dans  $\phi_{Temp}$ )
  3. Mise à jour de  $f$  : pour chaque zone : si la segmentation n'a pas évoluée par rapport à l'itération précédente, on gèle la zone (mise à -1 de la zone).
  4. Mise à jour de la segmentation : copie des nouvelles valeurs de  $\phi_{Temp}$  vers  $\phi$ .
  5. Cycle de contrôle de la courbure du contour actif : approximation de la courbure par filtre gaussien.
- Si le nombre d'itération maximale est atteint ou le critère d'arrêt est rempli, on arrête l'algorithme sinon on continue à l'étape 1.

se décompose en deux étapes à chaque itération : une étape de propagation constante du contour actif par déplacement de celui-ci de un pixel (ou voxel en 3D) et une étape de lissage du contour par un filtre gaussien. Notre algorithme reprend le même concept au niveau de la propagation et du lissage par filtre gaussien; la différence se situe aux niveaux des détails de l'implantation de l'algorithme ainsi que des applications et extensions possibles de notre algorithme.

Shi utilise deux listes de points pour représenter le contour actif, son approche est donc du type *explicite*, c'est à dire qu'à chaque itération, la position de chacun des points du contour est connue. Dans notre cas, nous utilisons une boîte englobante contenant notre contour dans lequel on effectue tous les calculs; notre approche est donc du type *implicite*, puisqu'à chaque itération on ne connaît pas la position des points du contour. Quel est donc l'avantage de notre formulation sur celle de Shi ? Notre formulation permet de simplifier la gestion du contour actif et de fournir une méthode plus simple que celle de Shi. Par ailleurs,

elle permet aussi le développement d'extensions de manière beaucoup plus simple. Notre méthode est très rapide avec des temps de segmentation divisés par deux ou trois selon les cas. De plus, l'algorithme que nous proposons peut tirer parti de l'architecture parallèle de certains ordinateurs permettant la segmentation de données de taille gigantesque en très peu de temps sans avoir recours à des stations de travail hors de prix.

### **3.2.3.1 Image de vitesse**

Rappelons que l'image de vitesse est utilisée pour indiquer comment le contour actif va se propager dans l'image (voir section 2.2.3.4). Dans le cas présent, l'image de vitesse ne peut prendre que 2 valeurs, 0 ou 1, qui indiquent que le contour doit reculer ou avancer. L'image de vitesse peut être créée de différentes manières. On peut utiliser une image de vitesse obtenue par seuillage lorsque la zone à segmenter a une caractéristique en intensité particulière (forte intensité par exemple) ou bien utiliser des images de vitesse obtenues par détection d'arêtes (Canny, Prewitt, Sobel) lorsque les arêtes de la zone à segmenter sont bien définies. L'image de vitesse peut aussi être créée à chaque itération en calculant la moyenne de la région à chaque itération. On se rapproche donc avec cette technique des méthodes de croissance de régions avec contrôle de courbure. Cette deuxième méthode est parfois souhaitable lorsque les arêtes ne sont pas bien définies dans l'image.

#### **3.2.3.1.1 Évolution du contour actif**

Une première version de notre algorithme utilise une image de vitesse binaire pour la propagation du front. Cette image de vitesse binaire peut être obtenue par différentes techniques. Les plus simples sont le seuillage ou le détecteur d'arêtes de Canny. Dans notre cas, l'image de vitesse ne contient que des 1 ou des 0. Les 1 représentent les régions où le contour actif se propage par expansion de 1 pixel à chaque itération et les 0 indiquent des régions où le contour actif se propage par contraction de 1 pixel à chaque itération.

On obtient ainsi un contour actif dont certaines parties peuvent se propager vers l'intérieur (contraction) et d'autres vers l'extérieur (expansion).

### **3.2.3.1.2 Contrôle de la courbure du contour actif**

Comme il a été dit précédemment, l'évolution du contour actif se fait en deux étapes, une propagation du contour actif de 1 pixel et une approximation de la courbure de 1 pixel. Pratiquement, on lisse la segmentation par un filtre gaussien qu'on applique sur toute l'image dans la version non optimisée. Le filtre gaussien utilise une taille de noyau de taille impaire et sa taille approxime une courbure plus ou moins élevée du contour actif. Un noyau de grande taille, signifiant une courbure élevée, empêche ainsi le contour actif de fuir dans d'autres structures de l'image. Pour de petits trous de 1 ou 2 pixels, on peut par exemple utiliser une taille de noyau de 3, ce qui est suffisant pour empêcher le contour actif de sortir par ces trous.

### **3.2.3.1.3 Optimisation de la méthode**

La première version de notre algorithme utilisait une boîte englobante dans laquelle toute l'évolution se faisait pour diminuer le temps nécessaire pour la segmentation. En effet, en utilisant à chaque itération une boîte englobant le contour actif, on n'effectue les opérations que sur une zone restreinte de l'image et non sur l'image au complet, ce qui permet de diminuer le nombre d'opérations à effectuer. Une autre remarque nous permet de diminuer encore le temps de calcul de manière importante. Des parties du contour actif, lors de l'évolution, peuvent atteindre la segmentation finale plus rapidement que d'autres. Les opérations effectuées sur ces parties du contour actif ne sont donc pas nécessaires après qu'elles aient atteint la segmentation finale. On peut donc ainsi ne plus effectuer les opérations sur ces parties du contour actif, ce qui aura pour effet d'augmenter la vitesse de segmentation au fur et à mesure que le contour s'approche de la segmentation finale. Cette

approche ressemble à celle utilisée par Deschamps dans le cas de la segmentation de l'aorte (Deschamps, 2001). Cette gelée de propagation est utilisée, dans son cas, en combinaison avec la technique du Fast Marching. Cette méthode permet non seulement d'accélérer la segmentation mais permet d'empêcher les fuites de la segmentation dans d'autres zones car le Fast Marching n'inclut pas de terme de courbure permettant d'empêcher les fuites et se propage avec une vitesse toujours positive. À chaque itération, une liste de points du contour actif est gérée et la gelée des points se fait de manière très simple. Dans notre cas, cette approche n'est pas possible car on a adopté une approche implicite et on ne connaît pas la position des points. La solution proposée repose sur une subdivision de l'image en zones expliquée dans le prochain paragraphe. De manière pratique, on vérifie à chaque itération que pour chaque zone, la segmentation n'a pas évolué; si elle n'évolue pas, on « gèle » la zone pour indiquer que cette zone a atteint la segmentation finale.

Par ailleurs, la multirésolution est souvent utilisée pour diminuer le temps de calcul. Comment l'intégrer dans notre méthode ? Au lieu de chercher les points ou les calculs ne doivent plus être effectués, on découpe l'image en zones (Figure 25) et on « gèle » les zones au fur et à mesure que le contour actif atteint la segmentation finale. L'intérêt de cette approche est que la recherche de zones à geler est beaucoup plus rapide que la recherche de points à geler (puisque dans notre approche on ne connaît pas la position des points). Si la subdivision en zones se fait de manière régulière, on peut considérer l'image des zones comme une version sous échantillonnée de l'image originale (d'où l'approche multirésolution).

### **3.2.3.2 Comparaison avec les courbes de niveaux**

L'une des méthodes très populaire en segmentation sont les courbes de niveaux et leurs avantages sont très importants au niveau de la segmentation. La similitude de notre algorithme et de celui de Shi avec les courbes de niveaux nous conduit de manière naturelle à les comparer tous les deux. Le modèle de Shi et le nôtre sont très similaires au modèle

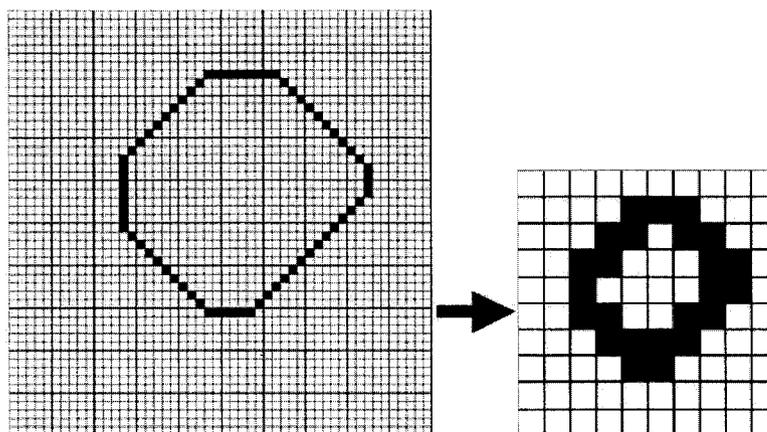


Figure 25 L'image des zones à droite est une version sous-échantillonnée de l'image du contour actif à gauche. L'image des zones indique les zones actives (en noire sur l'image) où les calculs sont effectuées

de contour actif géodésique décrit lors de la revue de littérature. Ce modèle de courbes de niveaux inclut deux termes : un terme de propagation constante et un terme de courbure.

Le modèle de Shi et le nôtre utilisent aussi une image de vitesse (voir la section sur les courbes de niveaux), mais binaire, alors que dans le cas des courbes de niveaux, une image en niveaux de gris est utilisée. L'utilisation d'une image de vitesse binaire ne permet qu'une précision au pixel alors que dans le cas des courbes de niveaux, la précision est au sous-pixel. Le calcul de la courbure du contour actif et de la réinitialisation de la fonction de distance signée sont les deux opérations qui prennent le plus de temps à calculer dans la méthode par courbes de niveaux. L'approche utilisée par Shi est de simplifier le problème en approximant la courbure par un filtre gaussien et en déplaçant le contour de un pixel (ou un voxel en 3D) sans utilisation d'équations différentielles partielles réduisant le nombre d'opérations pour le calcul de la courbure et éliminant le besoin de réinitialisation de la fonction de distance signée. Le gain en temps important obtenu provient de différentes simplifications. L'évolution du contour actif s'effectue sans résolution d'équation différentielle, ce qui réduit les contraintes liées à la stabilité de la solution (choix du pas de calcul pour

une équation différentielle discrétisée). La réinitialisation de la fonction de distance signée n'est plus nécessaire. L'approximation de la courbure par un filtre gaussien permet de simplifier le calcul de la courbure (notons qu'il est aussi possible d'utiliser une ouverture morphologique à la place d'un filtre gaussien).

Les méthodes de Shi et la nôtre conservent malgré tout les avantages des courbes de niveaux : contrôle de la courbure du front, changements topologiques possibles (fusion de fronts, séparation de fronts) et extensibilité facile en 3D.

### **3.3 Exemple d'application de la méthode : reconstruction 3D**

Comme on dispose des radiographies préopératoires, il est possible de reconstruire en 3D la colonne vertébrale à partir de ces radiographies. À partir des images segmentées précédemment, on interpole les parties segmentées avec la méthode de Unser (1995) pour éliminer l'instrumentation des radiographies. Ensuite on peut recalibrer les contours de ce modèle 3D sur les radiographies postopératoires en effectuant que des opérations de recalage rigide sur chaque vertèbre (rotation, translation, mise à l'échelle). On peut ainsi obtenir une reconstruction 3D personnalisée de la colonne vertébrale du patient après opération. La reconstruction postopératoire n'est pas aisée car l'interpolation ne suffit pas à remplacer complètement l'information cachée par l'instrumentation. La reconstruction 3D se fait donc en essayant de faire correspondre du mieux possible les contours des modèles rétrojetés avec l'information des vertèbres dans les radiographies.

### **3.4 Protocole de validation**

La validation de l'algorithme de segmentation se décompose en deux étapes. D'abord, nous générons des images synthétiques avec différents niveaux de bruit suivant une distribution de poisson (bruit présent dans les radiographies). Nous segmentons ces images avec l'algo-

rithme et comparons les résultats obtenus avec la segmentation de référence. La deuxième étape de validation s'effectue à partir de la simulation de radiographies de patients instrumentés. Pour effectuer cette simulation, nous utilisons une paire de radiographies de patients peu scoliotiques sans instrumentation et on simule l'instrumentation dans la radiographie. Nous obtenons une radiographie qui ressemble beaucoup à une radiographie de patients instrumentés. Une étape de régénération du bruit au niveau de l'instrumentation et de retouche manuelle de l'image est aussi nécessaire afin d'obtenir une radiographie simulée proche d'une radiographie de patient instrumenté réelle. Pour calculer l'erreur après segmentation, une comparaison entre la segmentation idéale et la segmentation obtenue par l'algorithme est effectuée. Pour chaque point du contour de la segmentation obtenue par la méthode, nous calculons la distance entre ce point et chaque point du contour de la segmentation de référence. La distance pour ce point est le minimum des distances calculées précédemment. La distance obtenue est calculée en pixels. Les radiographies utilisées pour la simulation de l'instrumentation ont été prises avec le système EOS, et sur ce système, nous pouvons obtenir une estimation de l'erreur en millimètre en prenant en compte que la distance estimée entre deux pixels est de 0,186 mm.

Une comparaison des algorithmes sur quelques cas permet aussi de justifier le choix de l'algorithme par rapport à d'autres méthodes classiques de segmentation en imagerie. Les algorithmes comparés sont de nature diverses : classification, contour actif, seuillage, croissance de régions. Pour la comparaison, cinq types d'algorithmes de segmentation ont été retenus : seuillage, croissance de régions, classification par kmeans, courbes de niveaux et méthode de Chav-Troeung.

## CHAPITRE 4

### RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats des segmentations et l'exemple d'application de la méthode à la reconstruction 3D de la colonne vertébrale. Afin de ne pas alourdir le chapitre et comme la présentation de tous les résultats dans ce chapitre n'est pas possible, seuls les résultats importants seront inclus dans la suite. Tous les autres résultats de segmentation sont regroupés en annexe.

#### 4.1 Détails d'implantation des algorithmes

Tous les algorithmes présentés dans la revue de littérature ont été développés sous Matlab ® sauf la méthode de Chav-Troeung présentée dans la méthodologie qui a été en plus développée en C++ standard avec une visualisation programmée avec l'API VTK (Visualization Toolkit <http://www.vtk.org>). Les performances de l'algorithme sont discutées dans le chapitre suivant. Mentionnons que certains des algorithmes utilisés sont aussi implantés de manière différente dans l'API ITK (Insight Toolkit <http://www.itk.org>) et dans d'autres logiciels comme ImageJ. La version Matlab utilisée est la dernière version en date 7.04 SP2. Les algorithmes ont été testés sous Matlab 7.04 SP2 version Linux / Unix / MacOSX et Windows. Sauf mention contraire, les temps d'exécution de chaque algorithme sont fournis pour une machine PowerPC G4 1,2 Ghz avec 768 Mo de RAM tournant sous MacOSX. La méthode de Chav-Troeung a été développée en collaboration avec un autre étudiant du LIO, Ramnada Chav. Il a développé la partie Matlab de l'algorithme (fichier script Matlab et Matlab avec langage C ) pour la segmentation 2D/3D alors que j'ai plutôt développé les parties Matlab script, C++, VTK de l'algorithme et l'optimisation par « gelée de zones » pour la segmentation 2D/3D.

## 4.2 Résultats de validation

Les premiers résultats de validation sont obtenus pour une image synthétique d'un rectangle blanc avec un fond noir. On génère différents niveaux de bruit suivant une distribution de poisson et on segmente le rectangle blanc avec différents algorithmes. Les algorithmes utilisés sont un seuillage simple, une méthode de croissance de région, une méthode de classification des pixels par k-means, une méthode de courbes de niveaux et la méthode appelée Chav-Troeung. Rappelons que la méthode par k-means donne comme résultat une image en niveaux de gris. Chaque niveau de gris correspond à une classe et chaque pixel est regroupée dans l'une de ces classes. La mesure de l'erreur se fait de la manière expliquée dans la méthodologie en calculant les erreurs moyennes et les erreurs maximales. Cependant dans certains cas, on ne peut pas calculer ces erreurs car les formes obtenues pour la segmentation ne sont pas identiques. C'est le cas sur le deuxième exemple synthétique où la méthode de seuillage par exemple donne une segmentation très bruitée avec des trous. On n'obtient pas un contour unique. Dans ce cas, on ne peut pas calculer la distance par rapport au contour de référence.

Dans le Tableau V, les cas où on ne peut pas calculer la distance par rapport aux contours de référence sont marqués par un X . Pour cela, on calcule la similarité entre les deux formes en calculant une distance basée sur la distance de Hamming. Cette distance calcule le nombre de pixels qui diffèrent entre les deux segmentations. On peut par ailleurs calculer le pourcentage de similarité entre les deux segmentations en calculant le nombre de pixels ajoutés ou enlevés entre deux segmentations (segmentation obtenue par la méthode et segmentation de référence) et en calculant le rapport entre le nombre de pixels ayant changé et le nombre de pixels de la segmentation de référence. Le rapport calculé précédemment donne la différence entre les deux segmentations. Plus le nombre de pixels ayant changé est important, plus ce rapport est élevé, moins la similarité est élevée. Pour obtenir la similarité entre les deux segmentations, on prend le complémentaire de ce rapport. Par exemple, une

similarité de 60 % indique que 40 % des pixels ont été ajoutés ou enlevés par rapport à la segmentation de référence par la méthode de segmentation. Ce calcul ne donne qu'une idée de la qualité de la segmentation mais, dans certains cas, c'est la seule donnée qui nous permet de comparer les segmentations .

Le premier test sur un exemple synthétique simple (Figure 26) avec un rapport signal sur bruit (S/B) de 8,7 dB montre que tous les algorithmes donnent quasiment les mêmes résultats (Tableau IV). L'erreur maximale obtenue par toutes les méthodes est de 1 pixel. Le deuxième exemple synthétique (Figure 27) avec plus de bruit (S/B = 7,1 dB) montre que seuls les algorithmes de courbes de niveaux et Chav-Troeung donnent de bons résultats (Tableau V). Les autres algorithmes sont beaucoup plus sensibles au bruit. Notons que la croissance de régions donne un résultat meilleur que des méthodes globales comme le seuillage et le k-means. Les différentes méthodes ont été aussi comparées sur une paire de radiographies avec instrumentation simulée (Figure 28) pour se rapprocher du cas réel. Les méthodes comparées sont toujours le seuillage (Figure 29), le k-means (Figure 30), la croissance de régions (Figure 31), les courbes de niveaux (Figure 32) et la méthode de Chav-Troeung (Figure 33). Les erreurs obtenues (Tableau VI et Tableau VII) permettent de juger de la précision des différentes méthodes. Les temps de segmentation pour chaque algorithme sont regroupés dans le Tableau VIII.

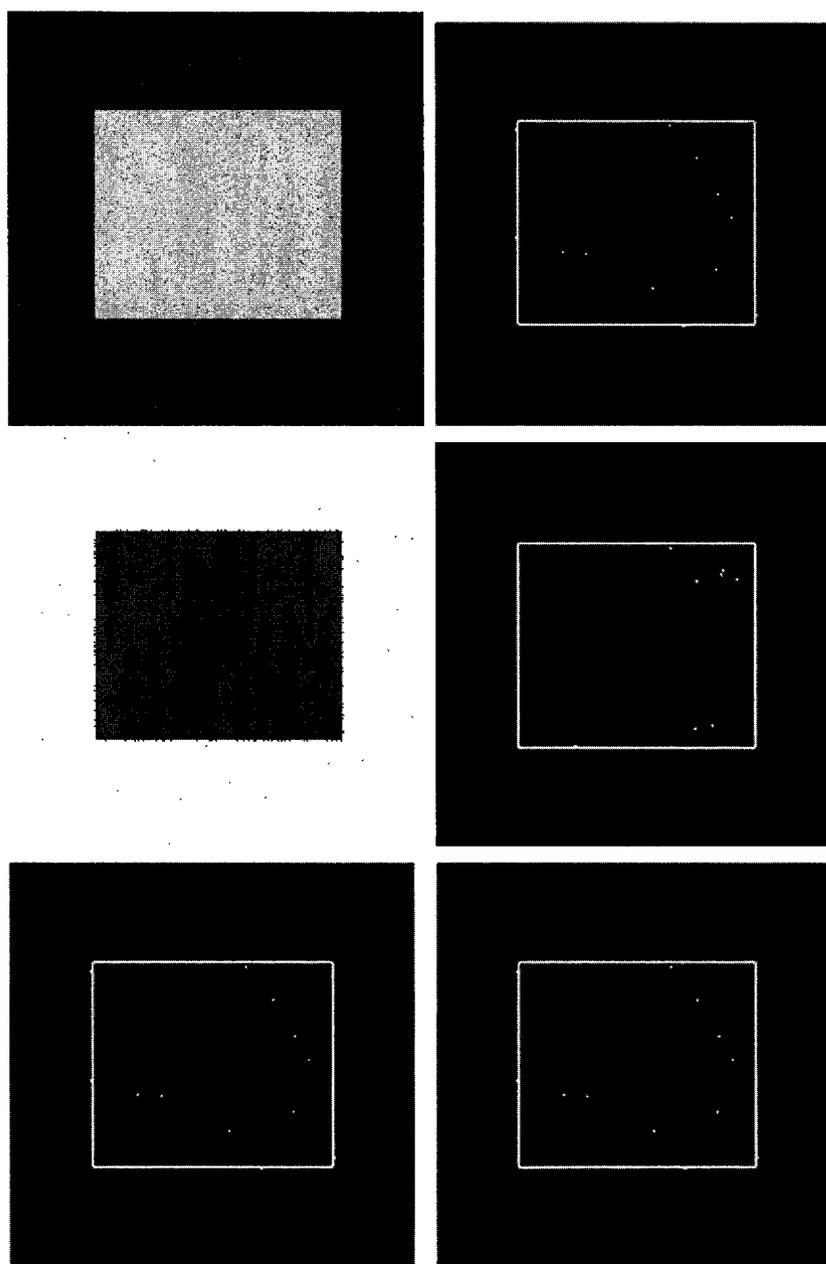


Figure 26 Segmentation d'image synthétique. (de haut en bas et de gauche à droite : image originale, image seuillée, image segmentée par K-Means, image segmentée par croissance de régions, image segmentée par courbe de niveaux, image segmentée par méthode de Chav-Troeung). Le rapport S/B est de 8,7 dB

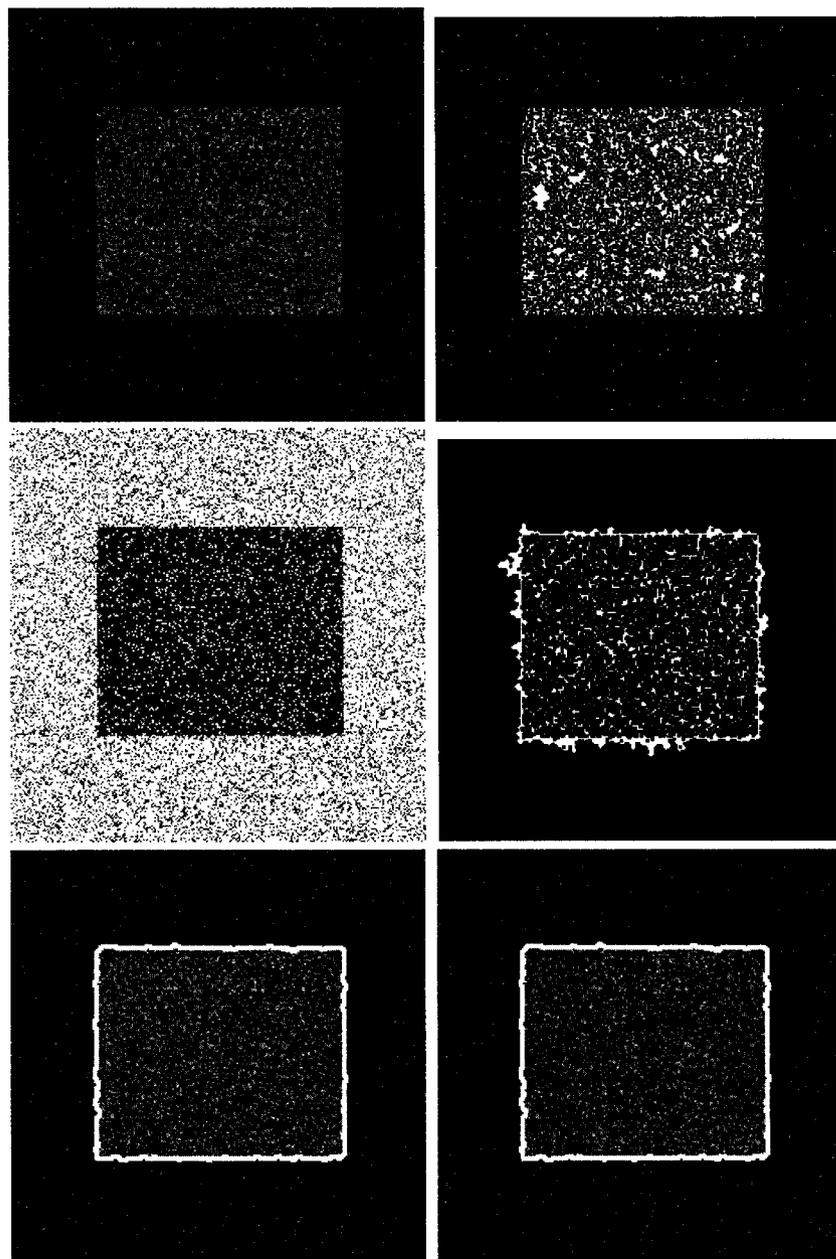


Figure 27 Segmentation d'image synthétique. (de haut en bas et de gauche à droite : image originale, image seuillée, image segmentée par K-Means, image segmentée par croissance de régions, image segmentée par courbe de niveaux, image segmentée par méthode de Chav-Troeung). Le rapport S/B est de 7,1 dB

Tableau IV

Erreur de segmentation sur le premier exemple synthétique

Méthodes	Erreur moyenne calculée (pixels)	Erreur maximale calculée (pixels)	Similarité
seuillage	0,89 px	1 px	97,5 %
k-means	0,93 px	1 px	97,4 %
croissance de régions	0,91 px	1 px	97,5 %
courbes de niveaux	0,88 px	1 px	97,6 %
méthode de Chav-Troeung	0,86 px	1 px	97,6 %

Tableau V

Erreur de segmentation sur le deuxième exemple synthétique

Méthodes	Erreur moyenne calculée (pixels)	Erreur maximale calculée (pixels)	Similarité
seuillage	X	X	51 %
k-means	X	X	48 %
croissance de régions	X	X	57 %
courbes de niveaux	1,98 px	3 px	94,5 %
méthode de Chav-Troeung	1,96 px	3 px	94,5 %

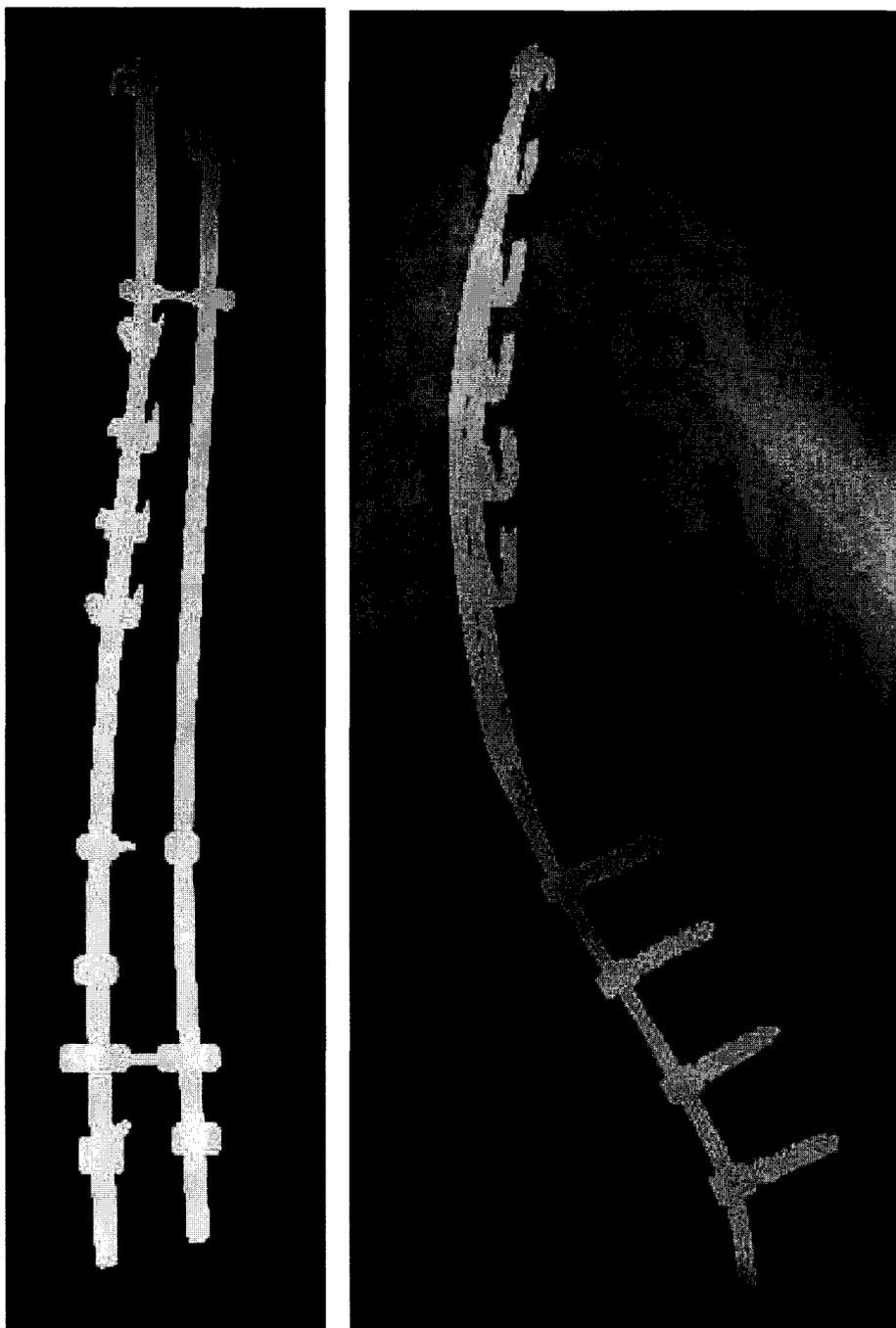


Figure 28 Radiographies avec instrumentation simulée

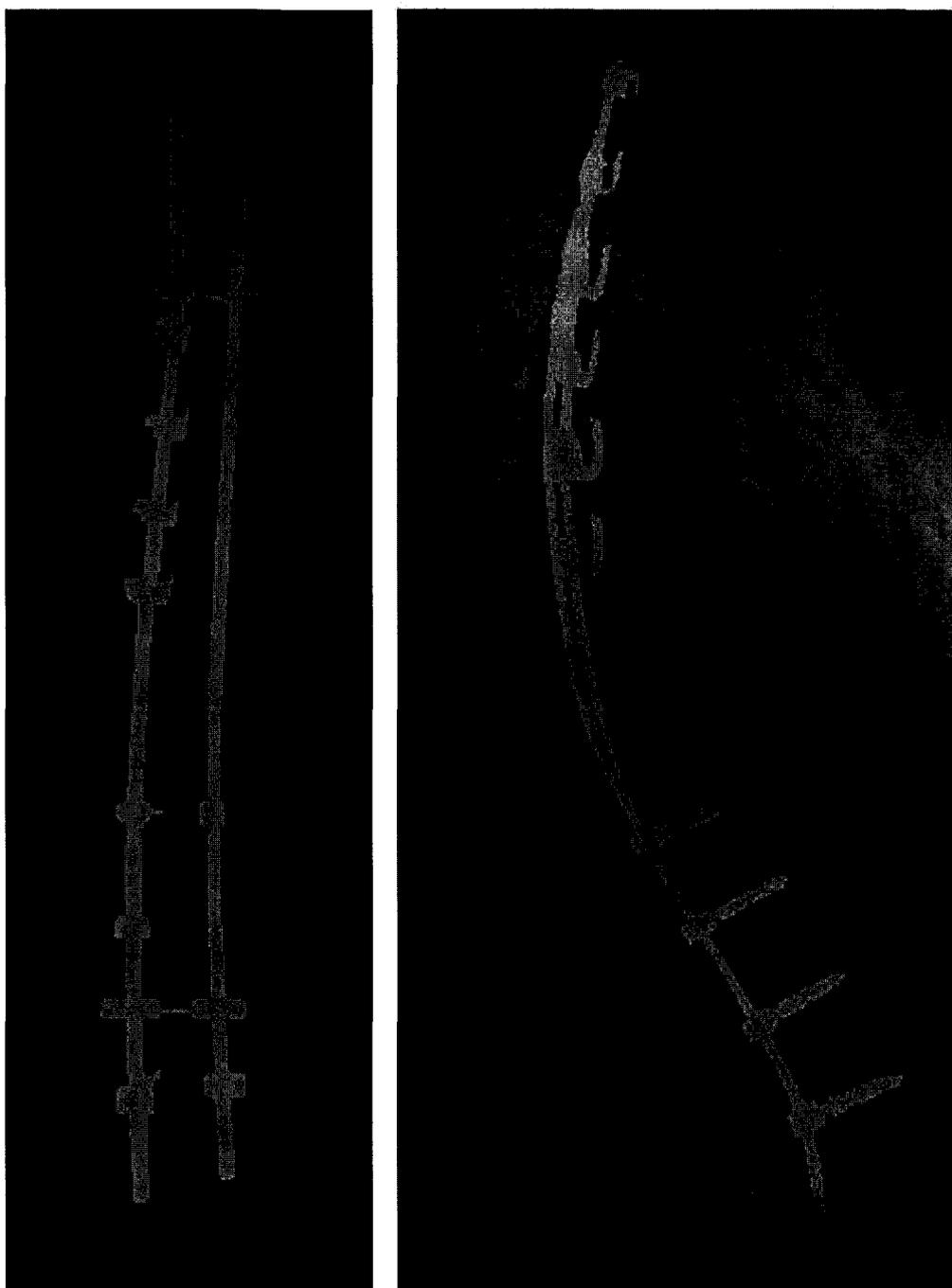


Figure 29 Segmentation des radiographies AP0° et LAT avec instrumentation simulée par seuillage



Figure 30 Segmentation des radiographies AP0° et LAT avec instrumentation simulée par k-means

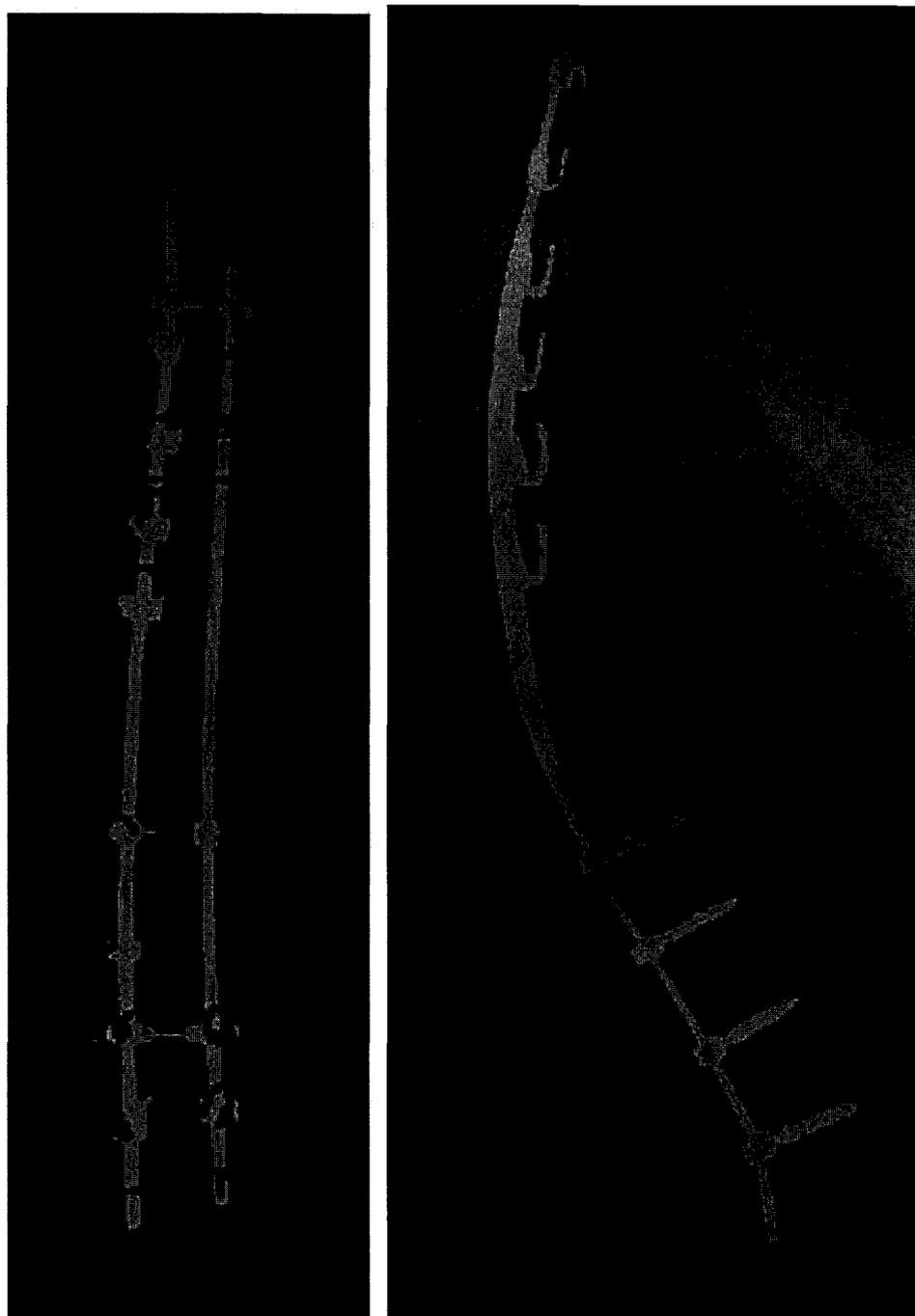


Figure 31 Segmentation des radiographies AP0° et LAT avec instrumentation simulée par croissance de régions

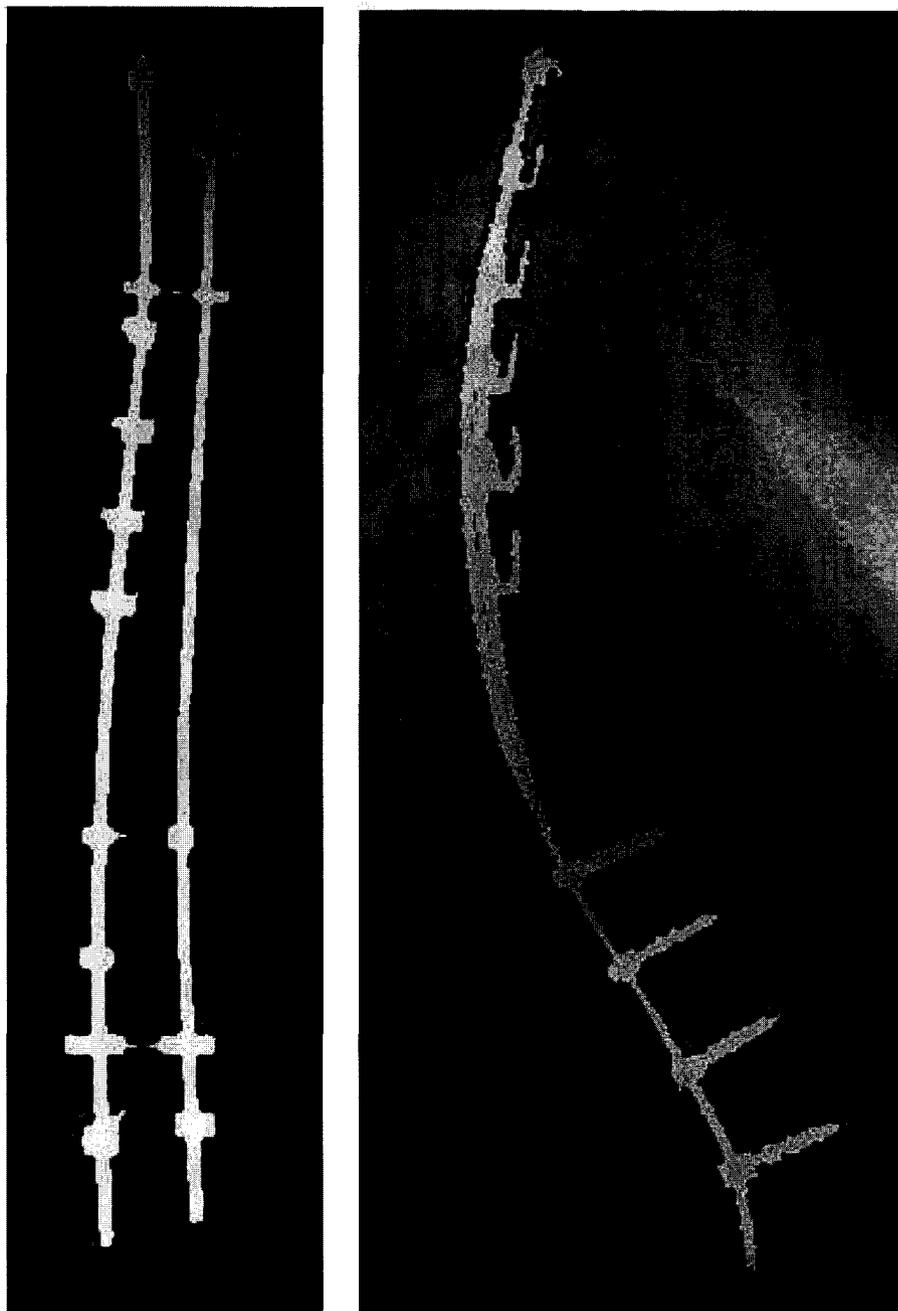


Figure 32 Segmentation des radiographies AP0° et LAT avec instrumentation simulée par courbe de niveaux

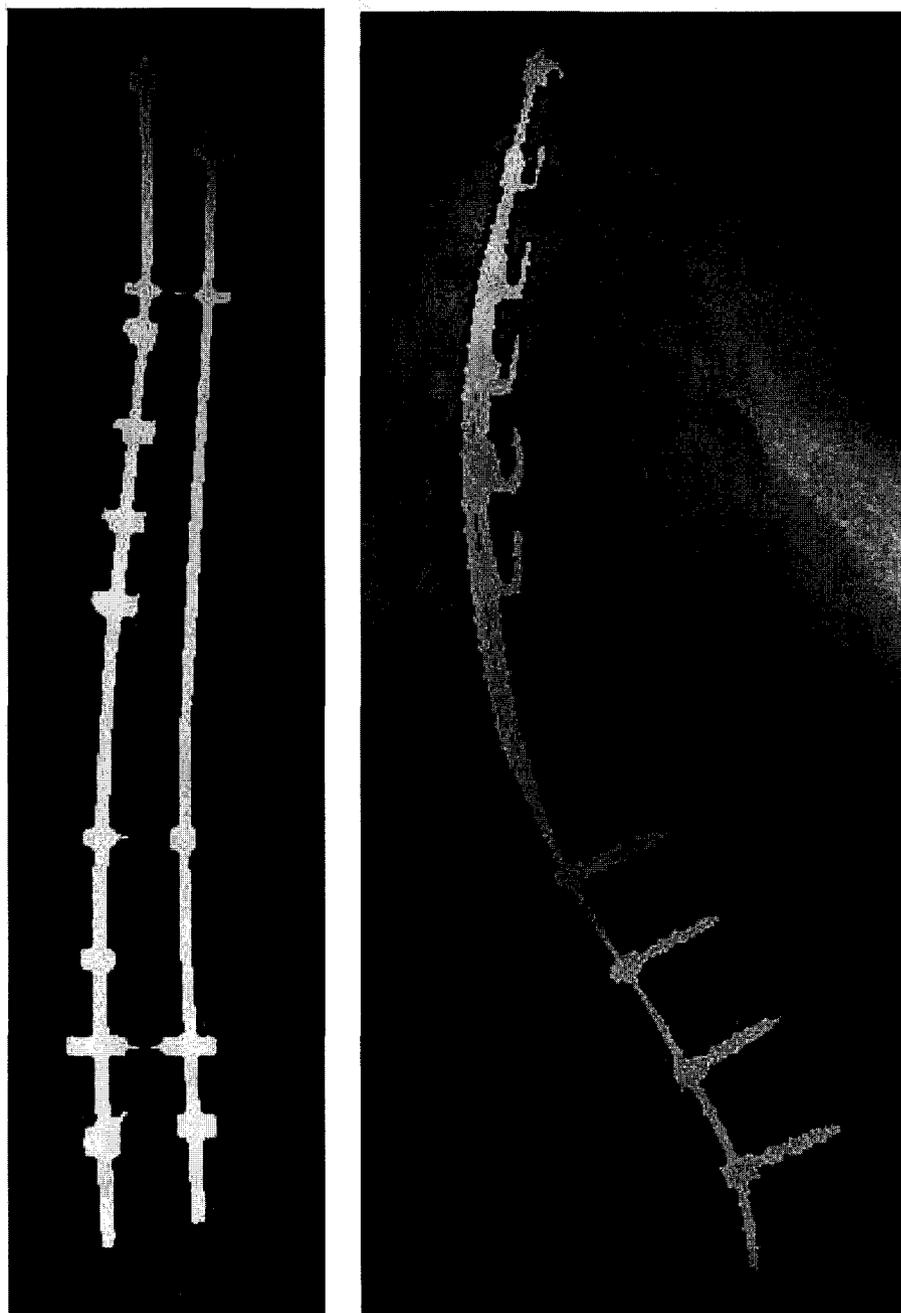


Figure 33 Segmentation des radiographies AP0° et LAT avec instrumentation simulée par méthode de Chav-Troeung

Tableau VI

Erreur de segmentation (radiographie AP0°)

Méthode	Erreur moyenne calculée (pixels) et estimée (mm)	Erreur maximale calculée (pixels) et estimée (mm)	Similarité
seuillage	0,53 px (0,10 mm)	12 px (2,23 mm)	96 %
k-means	0,61px (0,11 mm)	14 px (2,60 mm)	94 %
croissance de régions	3,59 px (0,67 mm)	25 px (4,65 mm)	84 %
courbes de niveaux	1,9 px (0,35 mm)	12 px (2,23 mm)	90 %
méthode de Chav-Troeung	1,9 px (0,35 mm)	14 px (2,60 mm)	89 %

Tableau VII

Erreur de segmentation (radiographie LAT)

Méthode	Erreur moyenne calculée (pixels) et estimée (mm)	Erreur maximale calculée (pixels) et estimée (mm)	Similarité
seuillage	20,49 px (3,81 mm)	93,1 px (17,31 mm)	54 %
k-means	8,35 px (1,55 mm)	74,2 px (13,8 mm)	64 %
croissance de régions	1,6 px (0,30 mm)	8,1 px (1,51 mm)	87 %
courbes de niveaux	1,4 px (0,26 mm)	8 px (1,49 mm)	90 %
méthode de Chav-Troeung	1,5 px (0,28 mm)	8,1 px (1,51 mm)	87 %

Tableau VIII

Temps de segmentation de l'instrumentation d'une radiographie

Méthodes	Matlab ®	C++ (estimation)
Seuillage	0.001 s.	< 0.001 s.
k-means	1 min 30 s.	40 s.
Croissance de régions	40 s.	< 2 s.
Courbes de niveaux	1 min. 40 s.	< 50 s.
Méthode de Chav-Troeung	55 s.	< 3 s.
Segmentation manuelle (SliceOmatic)	5 à 10 min	5 à 10 min

### 4.3 Segmentation de la vue AP0°

Le prétraitement de la vue AP0° se fait par égalisation d'histogramme adaptatif (Figure 34). Rappelons que la méthode effectue une égalisation d'histogramme sur chaque subdivision rectangulaire avant interpolation afin d'éviter l'apparition d'artefacts aux frontières des subdivisions. Le nombre de subdivisions donnant un résultat satisfaisant pour la suite est de 6 à 8 pour les lignes et 2 à 3 pour les colonnes dans la région d'intérêt. La distribution visée pour l'égalisation d'histogramme est une distribution uniforme.

#### 4.3.1 Présegmentation

L'histogramme de l'image originale a d'abord été égalisé de manière adaptative (Figure 35) et ensuite seuillé (Figure 36). On obtient une présegmentation de l'image (Figure 37) qui va servir comme initialisation de l'algorithme de Chav-Troeung. On peut utiliser uniquement le squelette extrait (Figure 38) par filtre morphologique ou une version érodée de la segmentation. Le but est de garder une présegmentation qui soit incluse dans la segmentation finale car si il y a sur-segmentation de la présegmentation, la segmentation finale sera aussi sursegmentée.

#### 4.3.2 Création de l'image de vitesse

Avant de créer l'image de vitesse, une étape d'élimination des lignes est appliquée (Figure 39). L'élimination des lignes se fait par filtres morphologiques. On effectue l'opération suivante : image originale + image originale filtrée par « bottom hat » - image originale filtrée par « top hat ». L'élément structurant est un cercle de rayon 2. Selon les tests effectués, plus l'élément structurant est grand, plus l'élimination des lignes est importante, plus le flou apporté est important aussi. Une taille de 2 semble être un bon compromis entre les deux. Une étape de filtrage par flux de Beltrami (Figure 39) est appliquée sur l'image.

Les paramètres sont un pas de calcul de 6, 3 itérations et un  $\lambda$  de 0.0001 avec fonction de diffusion exponentielle ( $g(\|\nabla u\|) = \exp\left(-\frac{\|\nabla u\|}{\lambda}\right)^2$ ). Les paramètres ont été trouvés par essai-erreur. Finalement, on crée l'image de vitesse (Figure 40) en appliquant l'algorithme de Canny pour détecter les arêtes sur les images filtrées et en inversant l'image obtenue afin d'obtenir des 0 pour les arêtes et des 1 partout ailleurs. Par ailleurs, les arêtes peuvent être dilatées car des arêtes de un pixel ne sont parfois pas suffisantes pour la segmentation. À l'aide de l'image de vitesse et de la présegmentation, on peut ensuite appliquer la méthode de Chav-Troeung pour obtenir la segmentation finale (Figure 40).

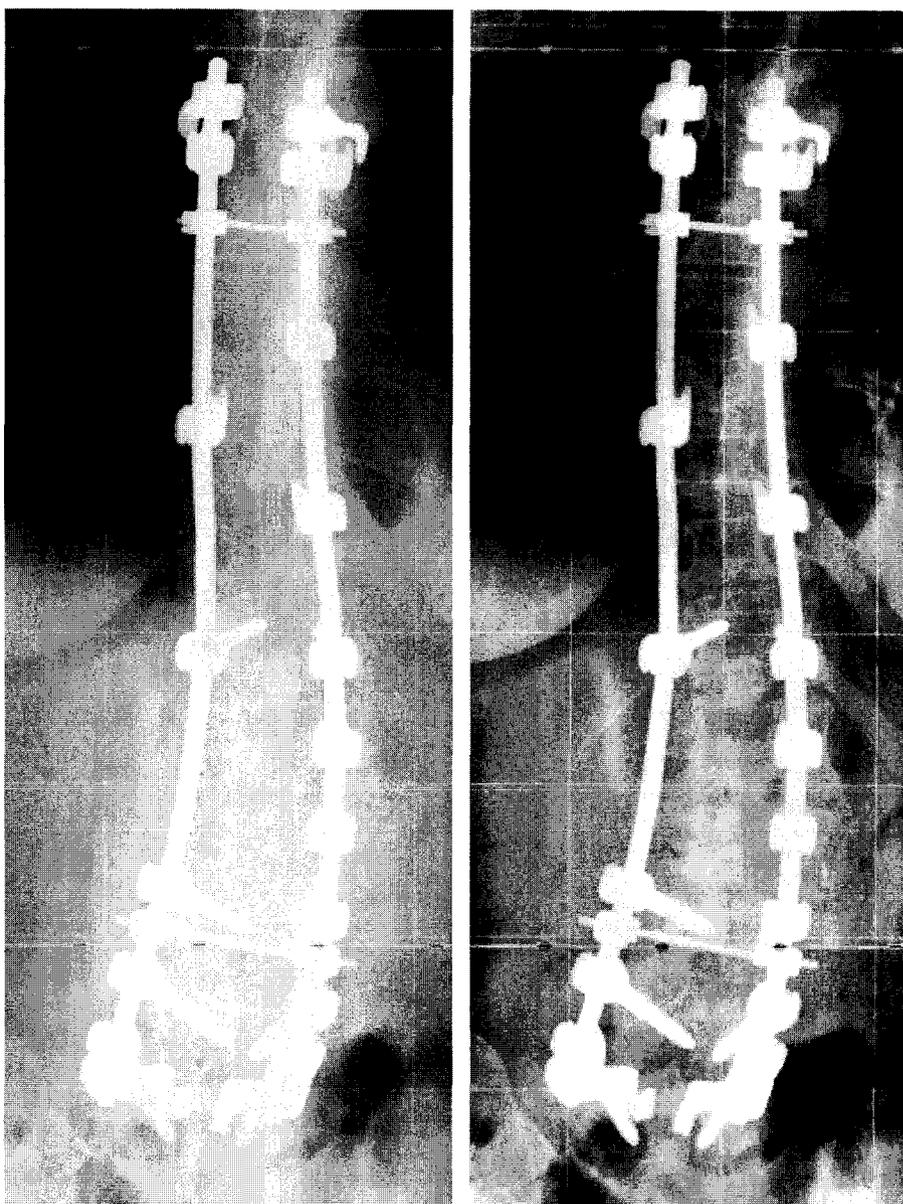


Figure 34 Région d'intérêt de l'instrumentation (à gauche : originale, à droite : égalisation d'histogramme adaptatif avec limitation de contraste)

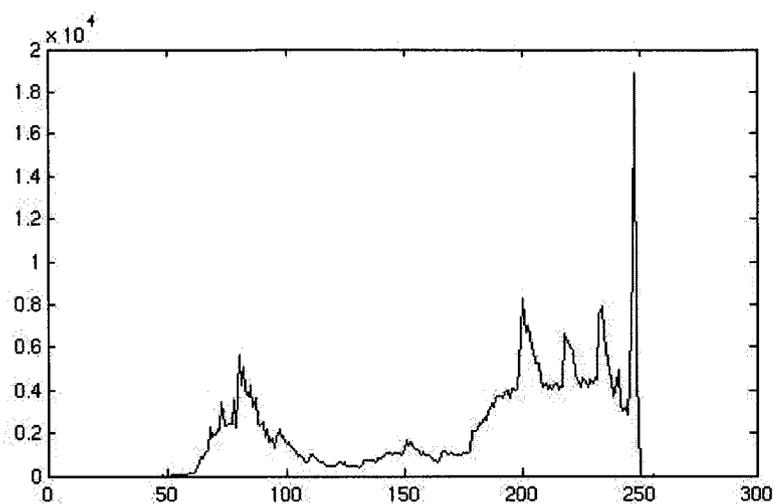


Figure 35 Histogramme de la région d'intérêt

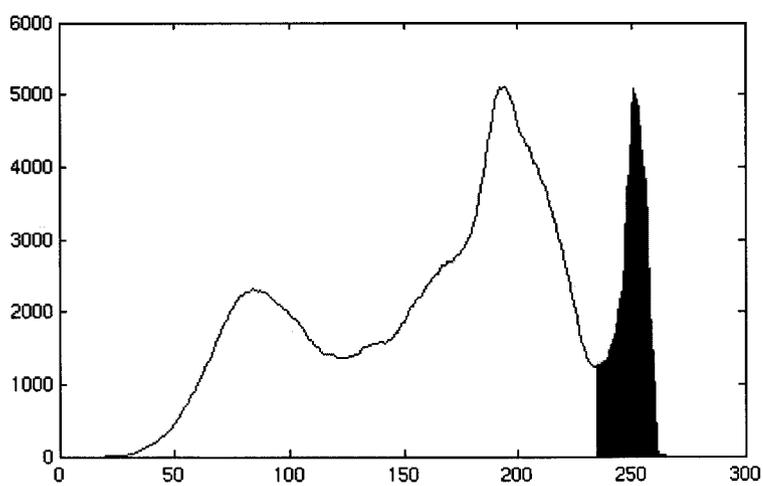


Figure 36 Histogramme de la région d'intérêt après égalisation d'histogramme adaptatif. La zone colorée représente les valeurs en niveaux de gris de l'instrumentation

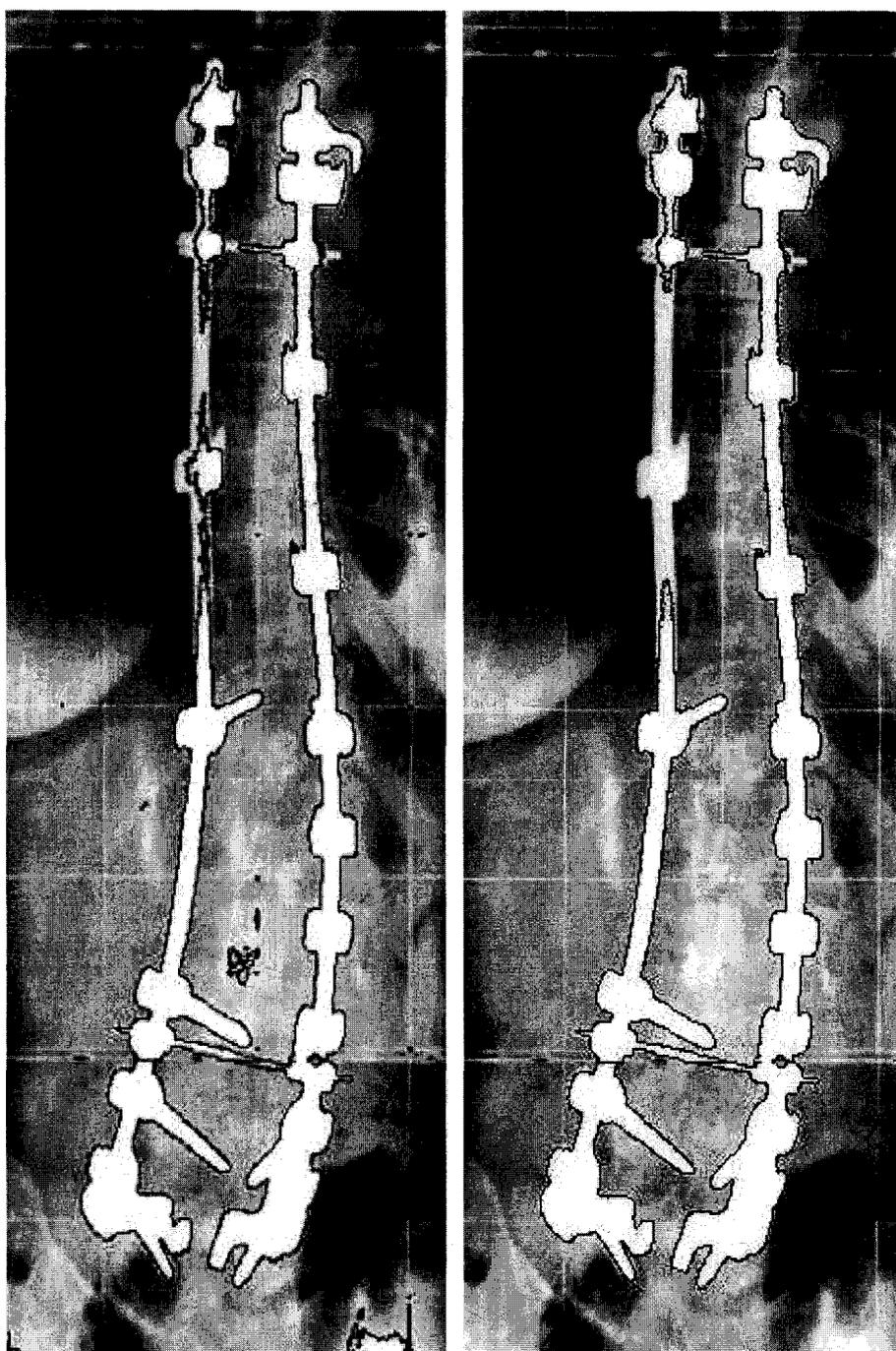


Figure 37 Présegmentation de l'instrumentation par seuillage. (à gauche : image seuillée, à droite : image seuillée post-traitée)

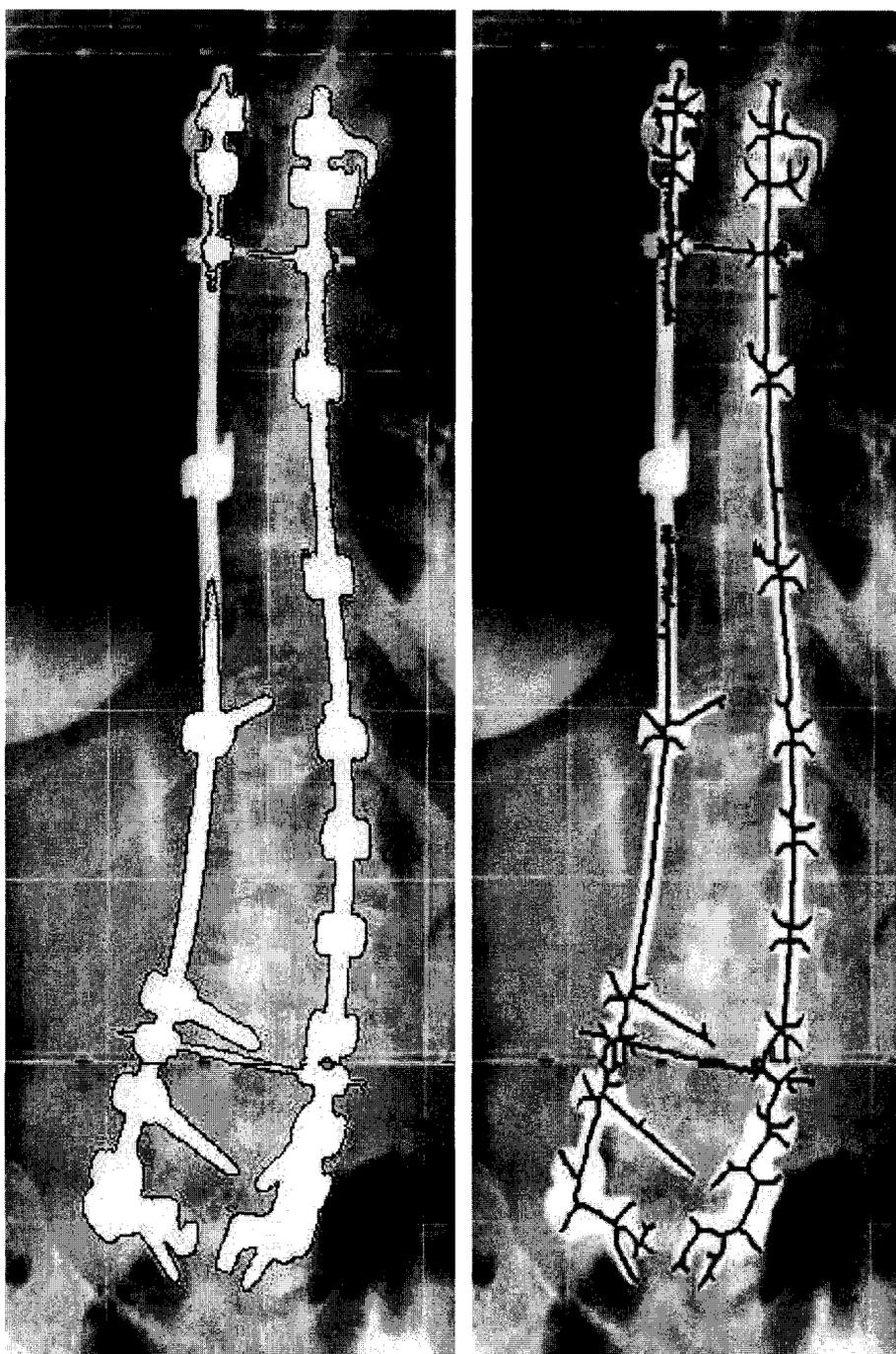


Figure 38 Présegmentation de l'instrumentation. (à gauche : image seuillé post-traitée, à droite : extraction de squelette de la présegmentation)

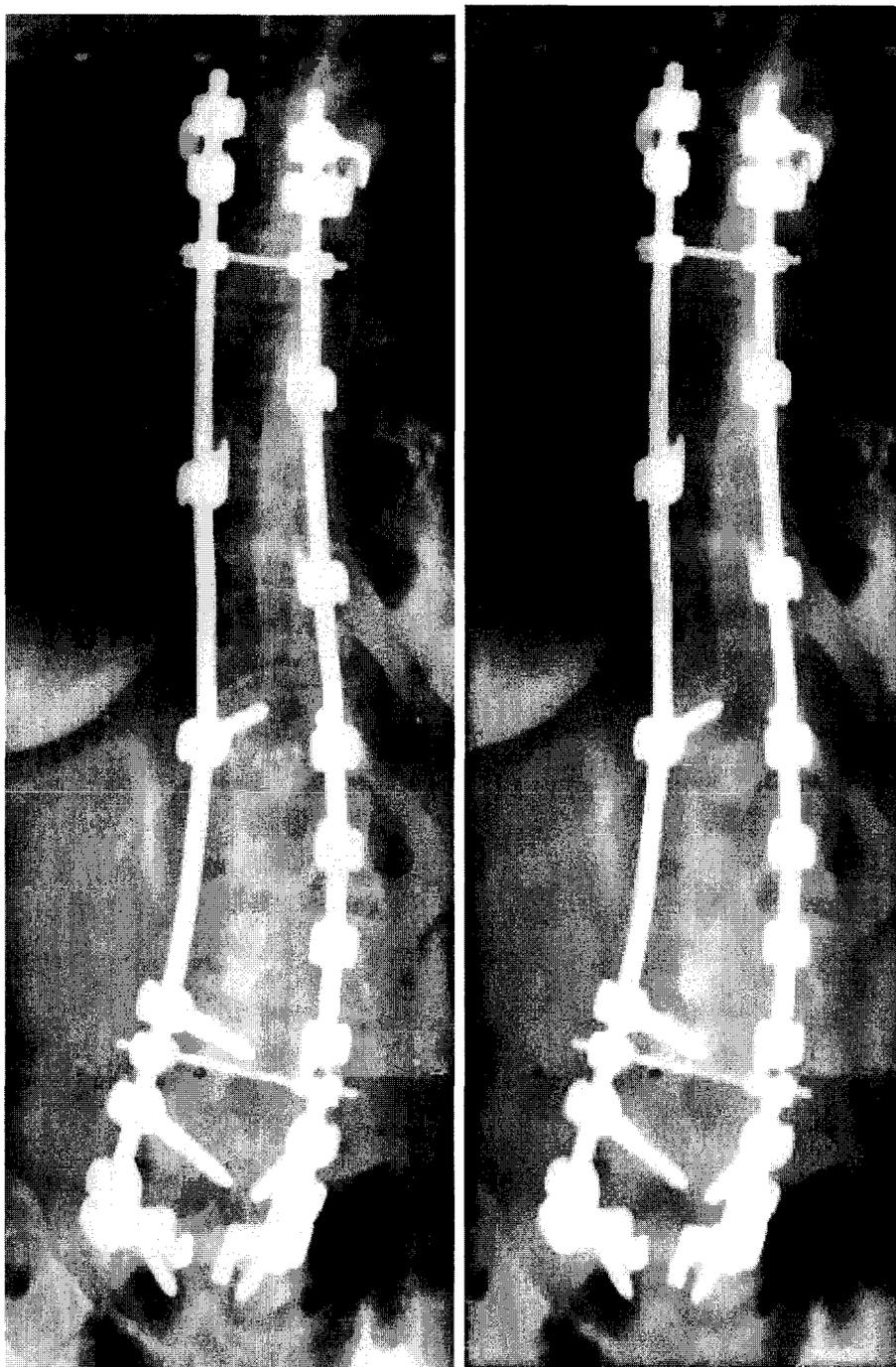


Figure 39 Filtrage des Images. (à gauche : élimination des lignes de l'image, à droite : application du filtre de Beltrami)

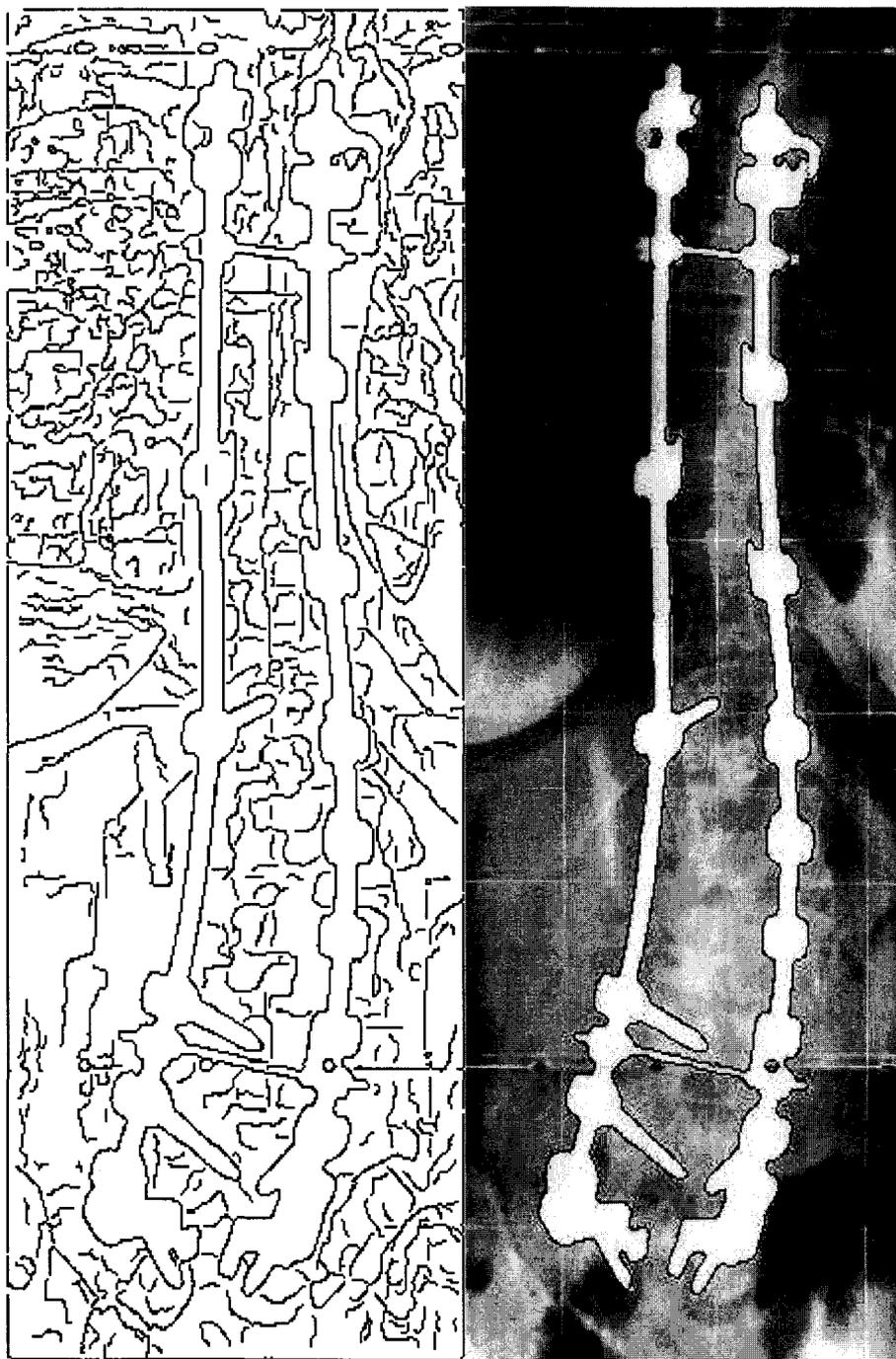


Figure 40 Segmentation finale. (à gauche : image de vitesse, à droite : image segmentée par méthode de Chav-Troeung)

#### **4.4 Segmentation de la vue latérale**

La segmentation de la vue latérale s'effectue de la même manière que la vue de face à l'exception qu'une présegmentation par seuillage n'est pas possible à cause de niveaux de gris élevés de l'épaule. Cependant, certains cas peuvent fournir une présegmentation surtout quand il n'y a pas d'instrumentation au niveau de l'épaule. Une intervention supplémentaire est demandée à l'utilisateur par l'intermédiaire de points d'initialisation à cliquer pour l'initialisation du contour actif. Une étape d'élimination des lignes et de filtrage est toujours nécessaire (Figure 41) et la segmentation finale s'obtient, à l'aide de l'image de vitesse, en appliquant la méthode de Chav-Troeung (Figure 42).

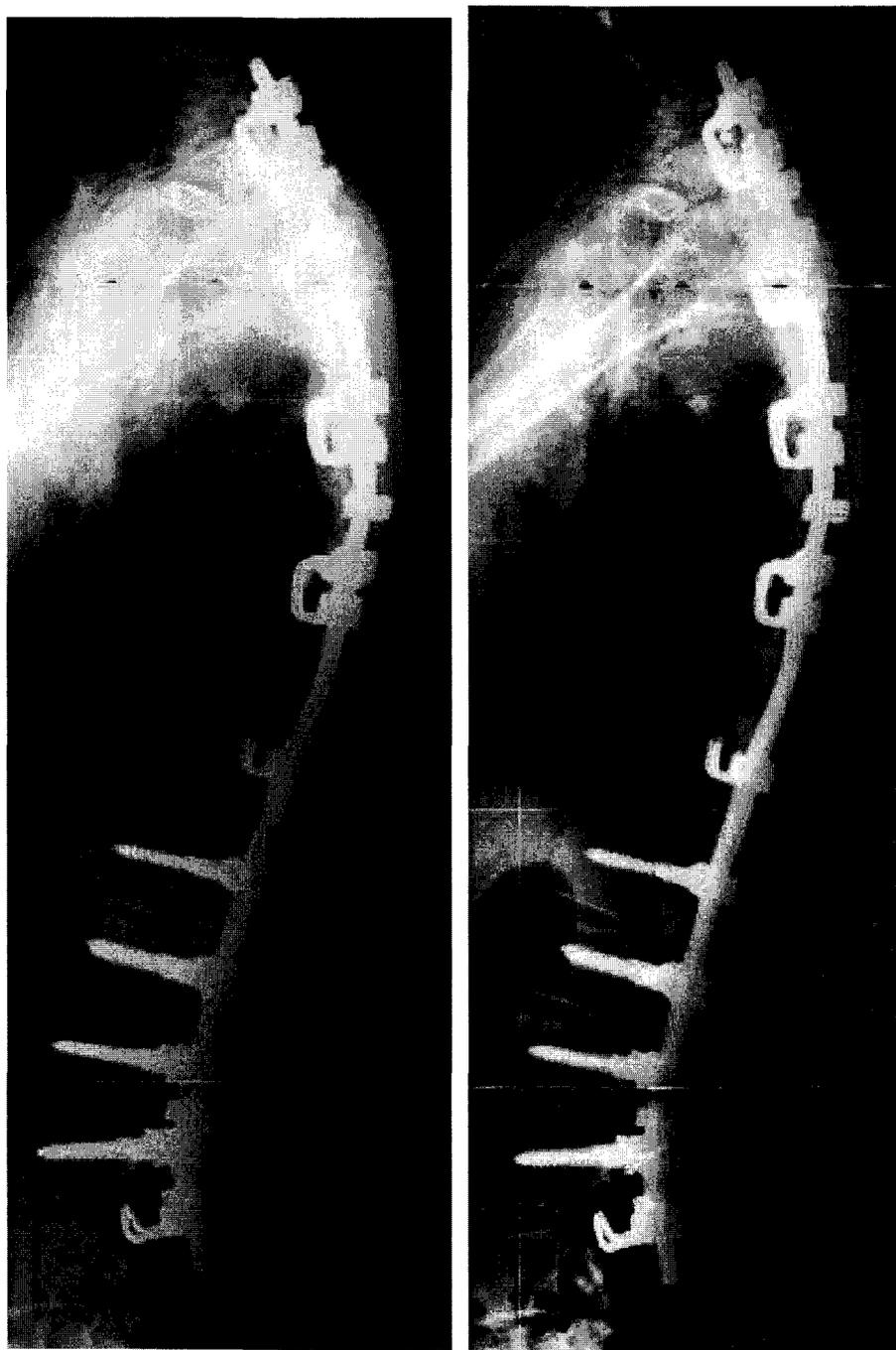


Figure 41 Filtrage des Images. (à gauche : élimination des lignes de l'image, à droite : application du filtre de Beltrami)

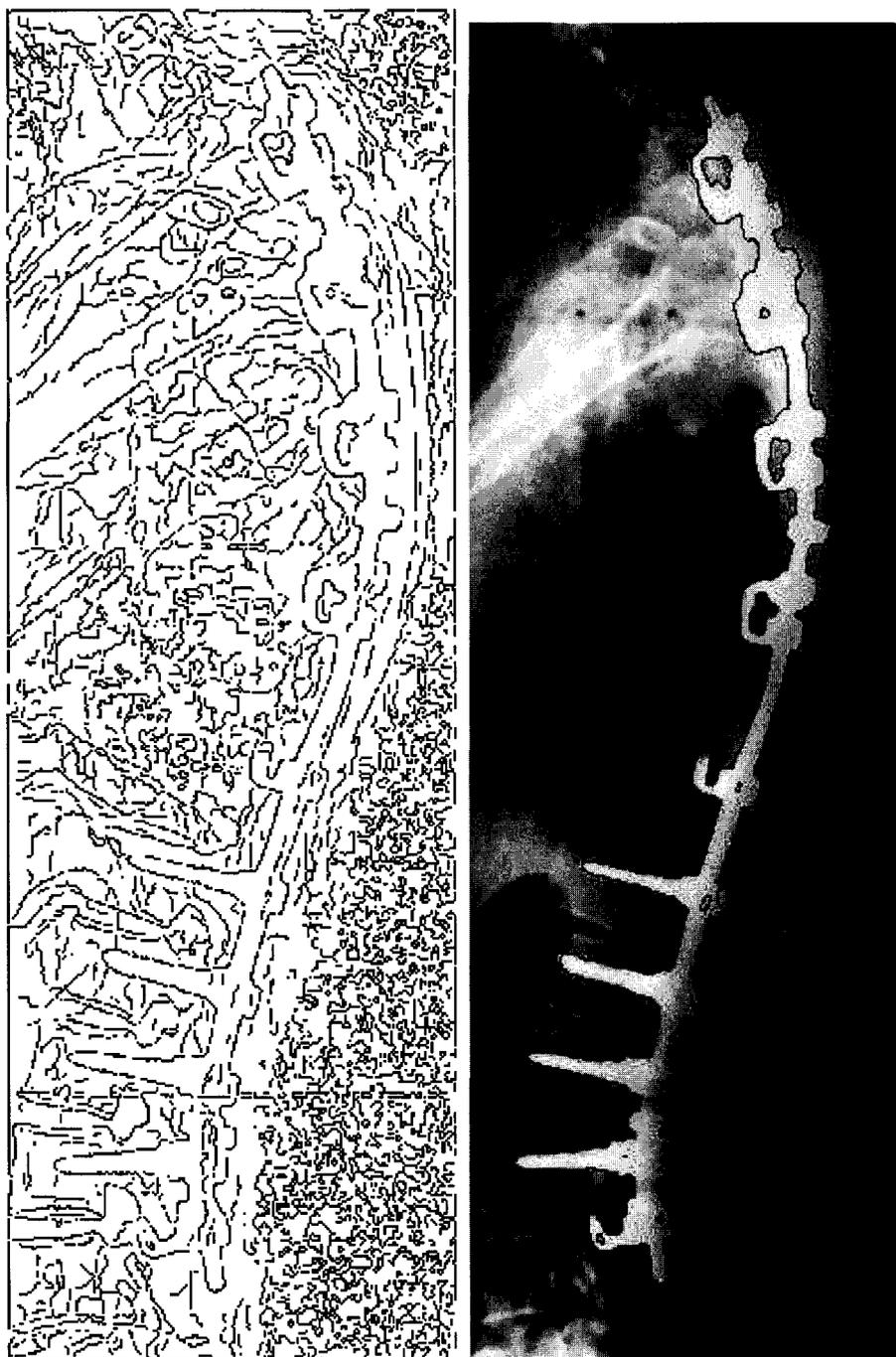


Figure 42 Segmentation finale. (à gauche : image de vitesse, à droite : image segmentée par méthode de Chav-Troeung)

#### **4.5 Comparaison de différentes méthodes de segmentation sur un cas réel**

La validation de l'algorithme a été effectuée sur un cas simulé proche d'un cas idéal. Pour pouvoir comparer les méthodes sur un cas réel, différents algorithmes de segmentation sont comparés sur un cas réel. Les algorithmes comparés sont toujours le seuillage (Figure 43), l'approche par k-means (Figure 44), une méthode de croissance de région (Figure 45), les courbes de niveaux (Figure 46), et la méthode de Chav-Troeung (Figure 47).

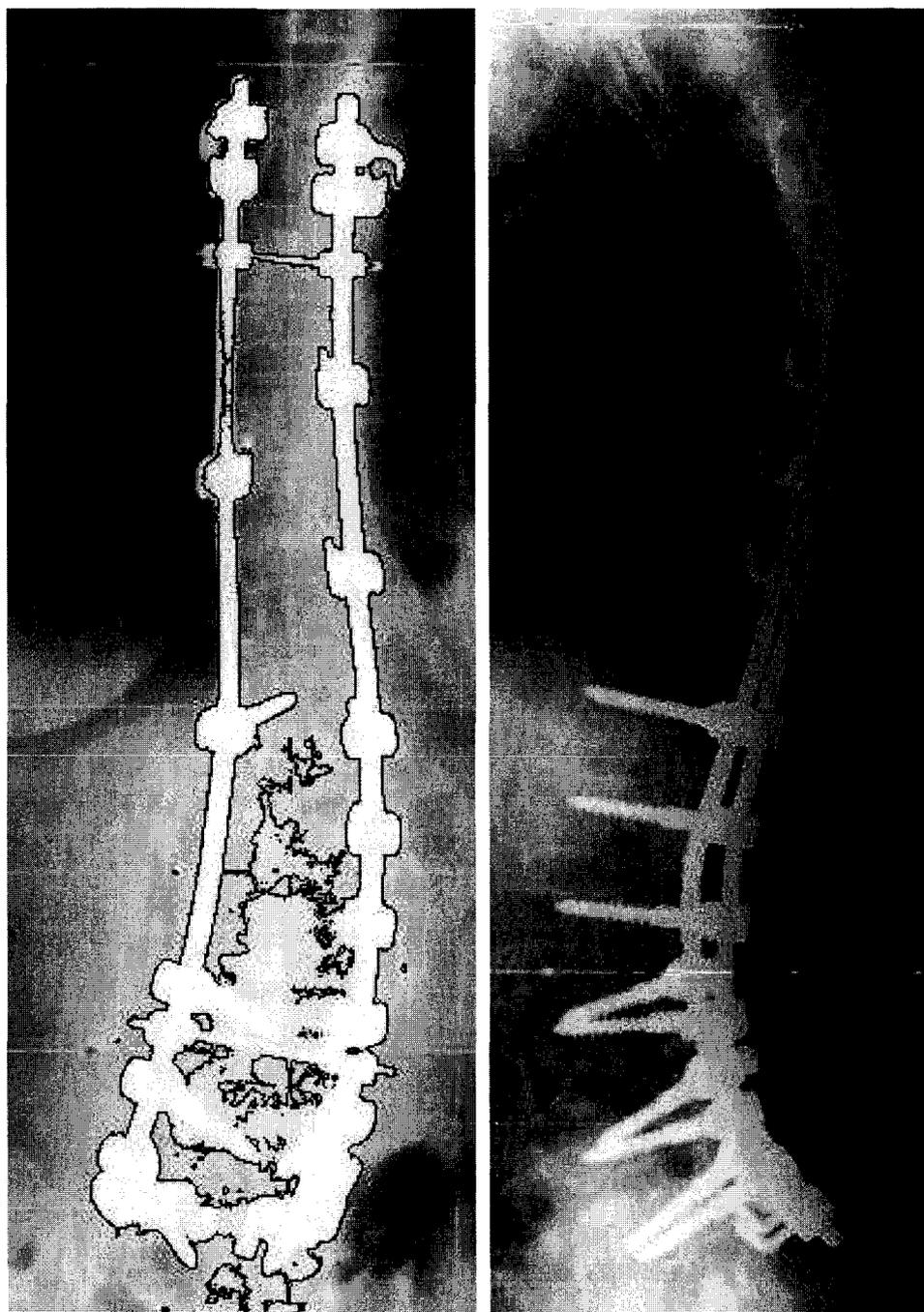


Figure 43 Segmentation par seuillage. Cette approche globale ne permet pas de séparer l'instrumentation du reste de l'image



Figure 44 Segmentation par k-means. L'instrumentation se trouve séparée en différentes classes de pixels

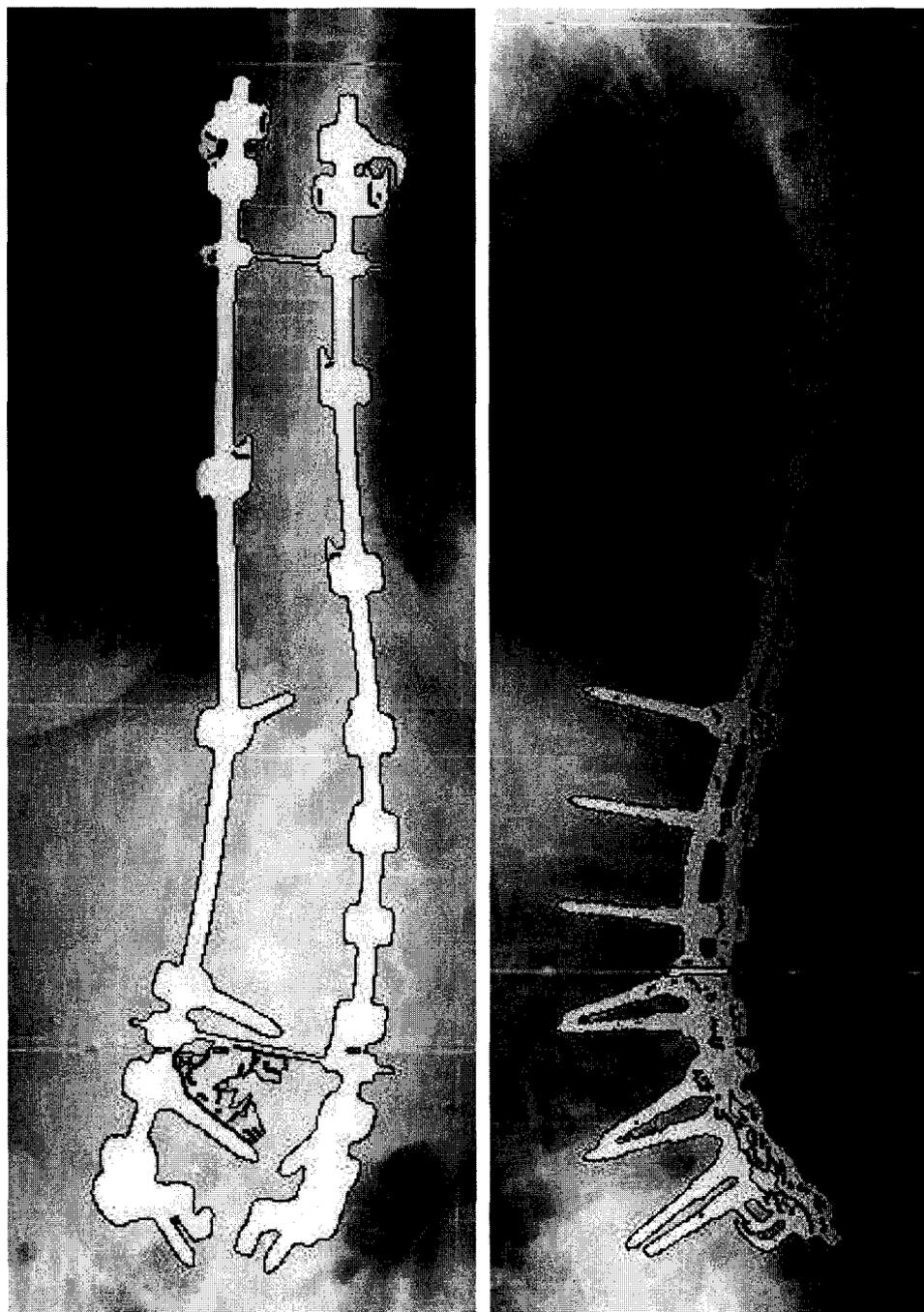


Figure 45 Segmentation par croissance de régions. La croissance de régions est très sensible au bruit présent dans l'image. Une « fuite » se produit au niveau de la petite tige reliant les deux grandes tiges en bas

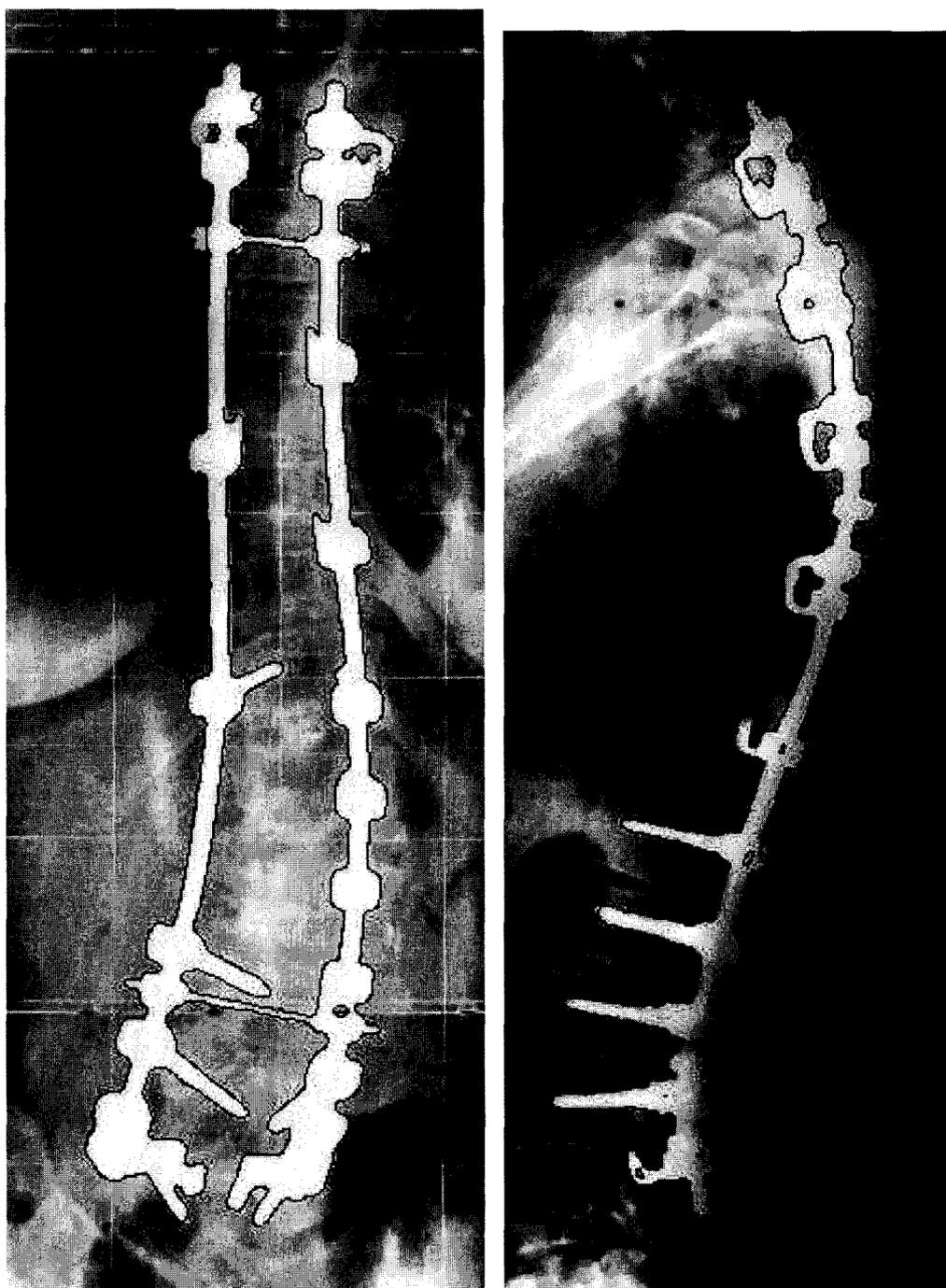


Figure 46 Segmentation par courbes de niveaux

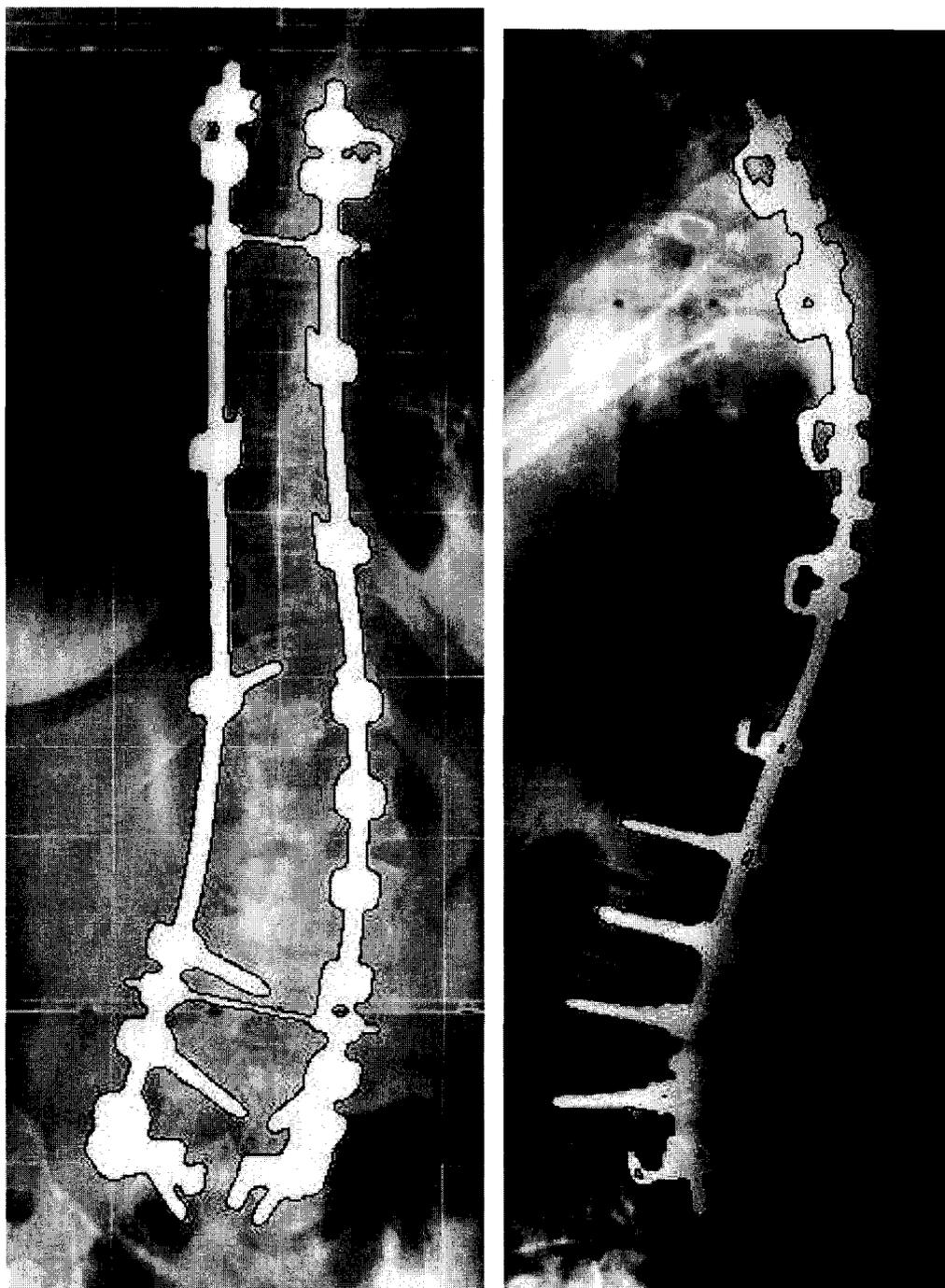


Figure 47 Segmentation par méthode de Chav-Troeung

#### **4.6 Exemple d'application de l'algorithme à la reconstruction 3D de la colonne vertébrale**

Les images originales (Figure 48) sont d'abord segmentées puis interpolées par la méthode de Unser décrite dans la revue de littérature à la section 2.2.2 (Figure 49 et Figure 50). Ensuite, on reconstruit la colonne vertébrale avant opération (Figure 51 et Figure 52) et on recalc ce modèle sur les radiographies postopératoires (Figure 53 et Figure 54).

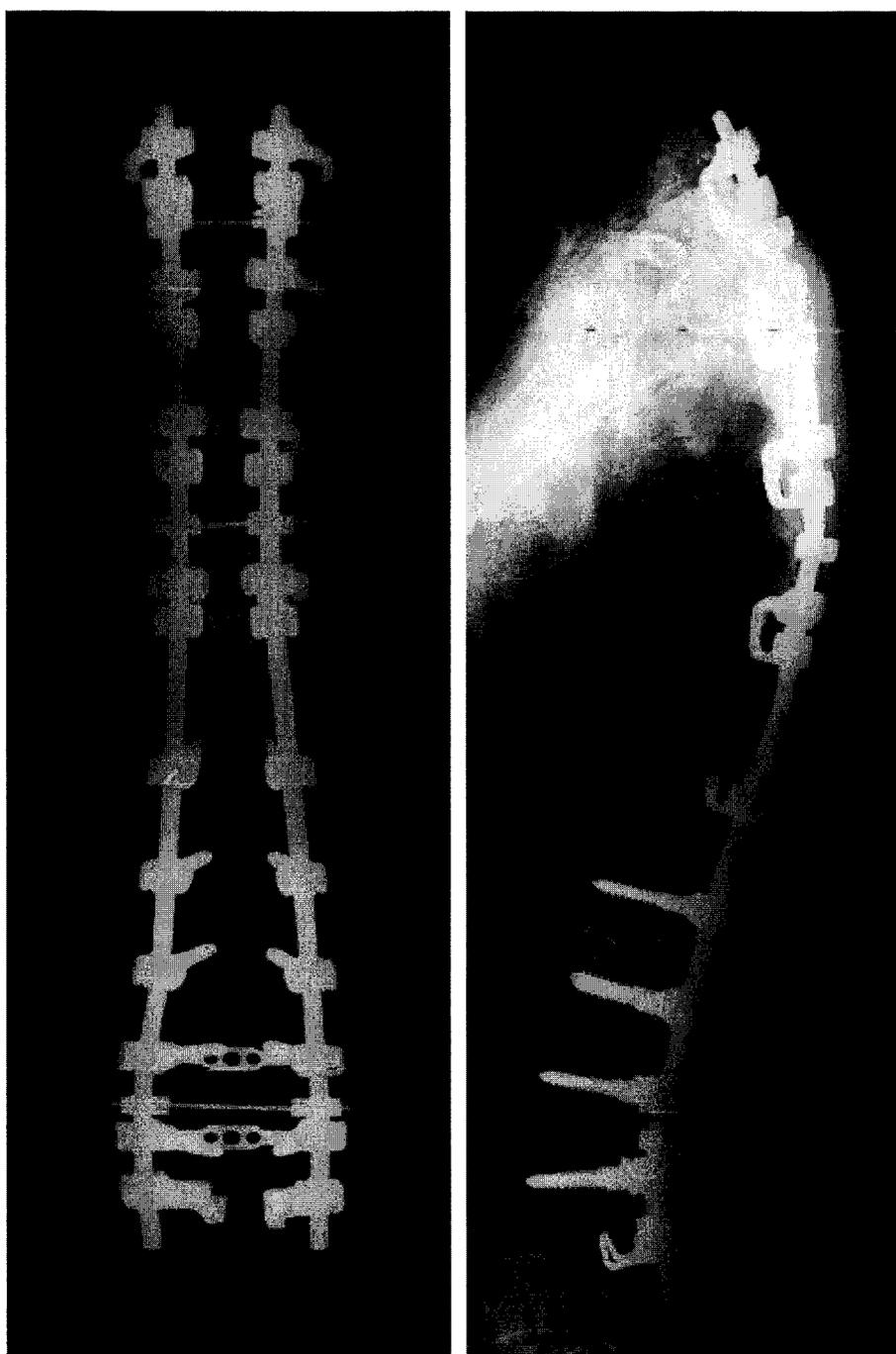


Figure 48 Image originales avant segmentation et interpolation. (à gauche : AP<sup>0</sup>, à droite : LAT)

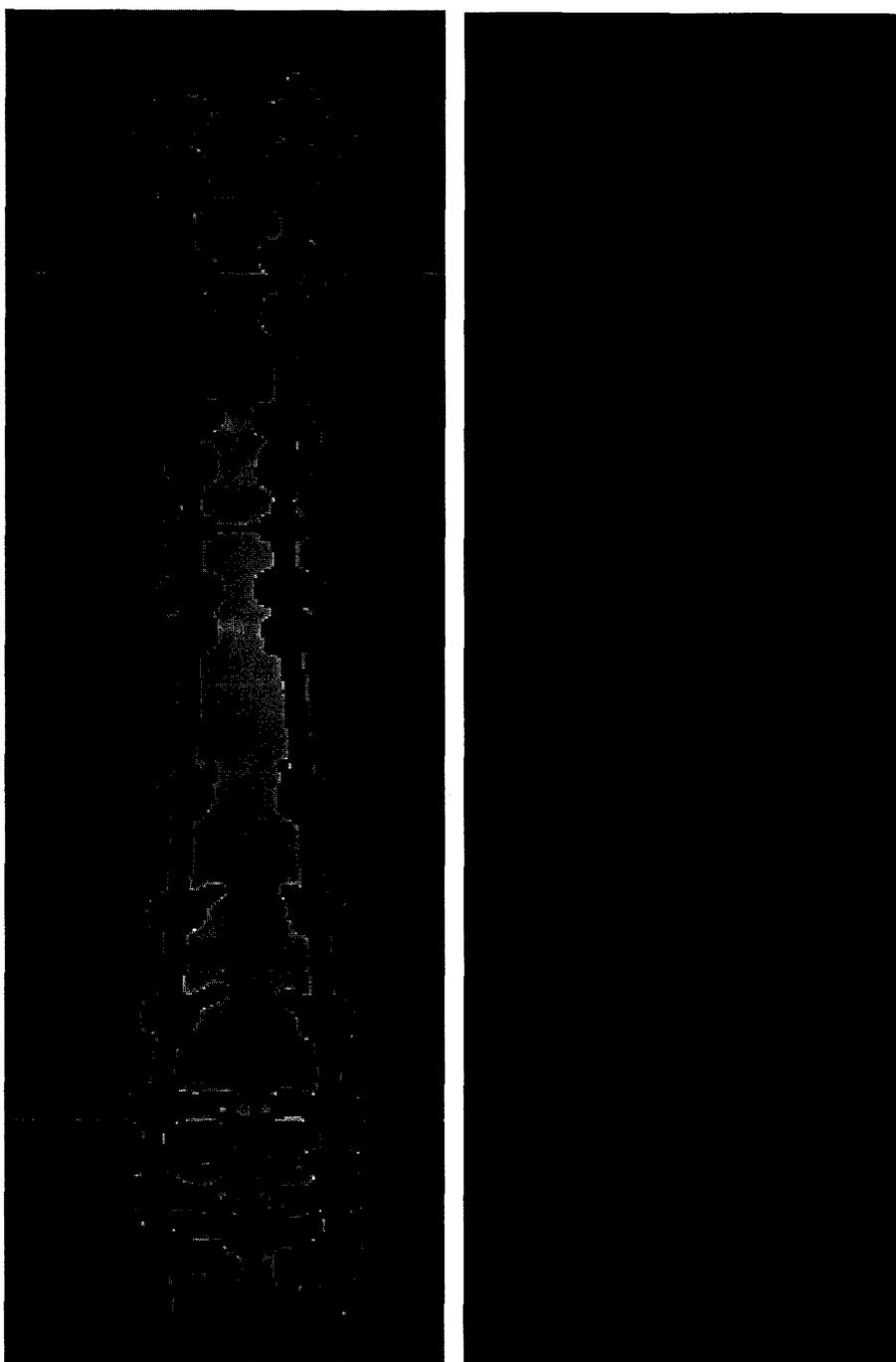


Figure 49 Interpolation de la vue  $AP0^\circ$ . (à gauche : image avant interpolation, à droite : image interpolée)



Figure 50 Interpolation de la vue LAT. (à gauche : image avant interpolation, à droite : image interpolée)

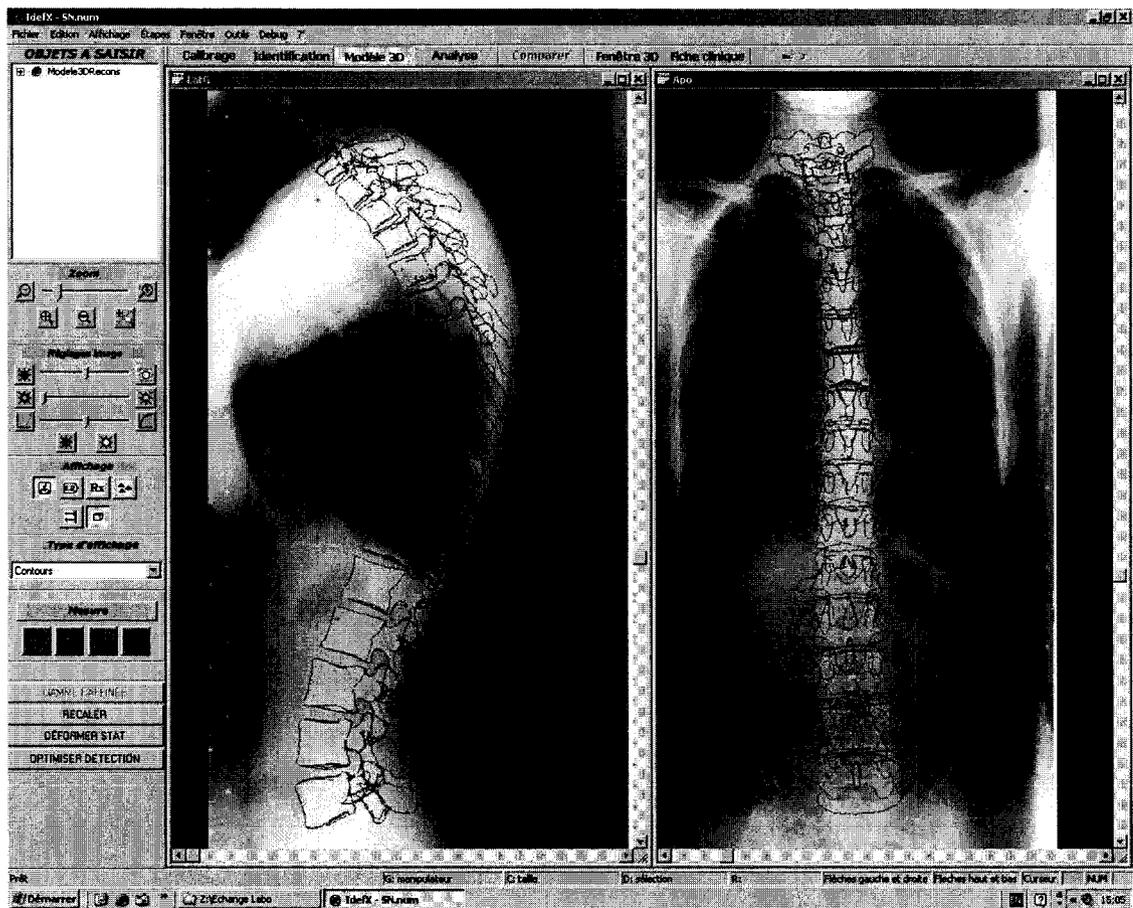


Figure 51 Recalage des contours sur les deux vues préopératoires

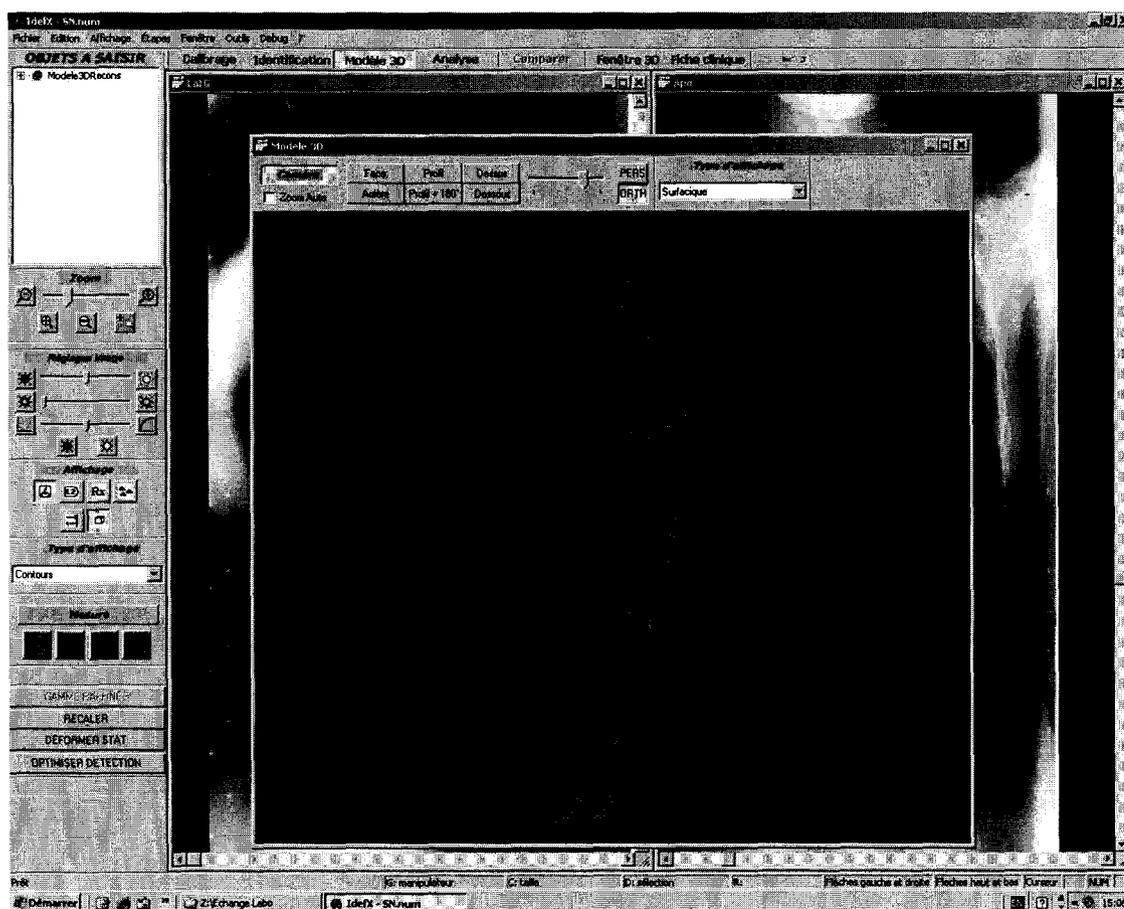


Figure 52 Reconstruction 3D préopérateur

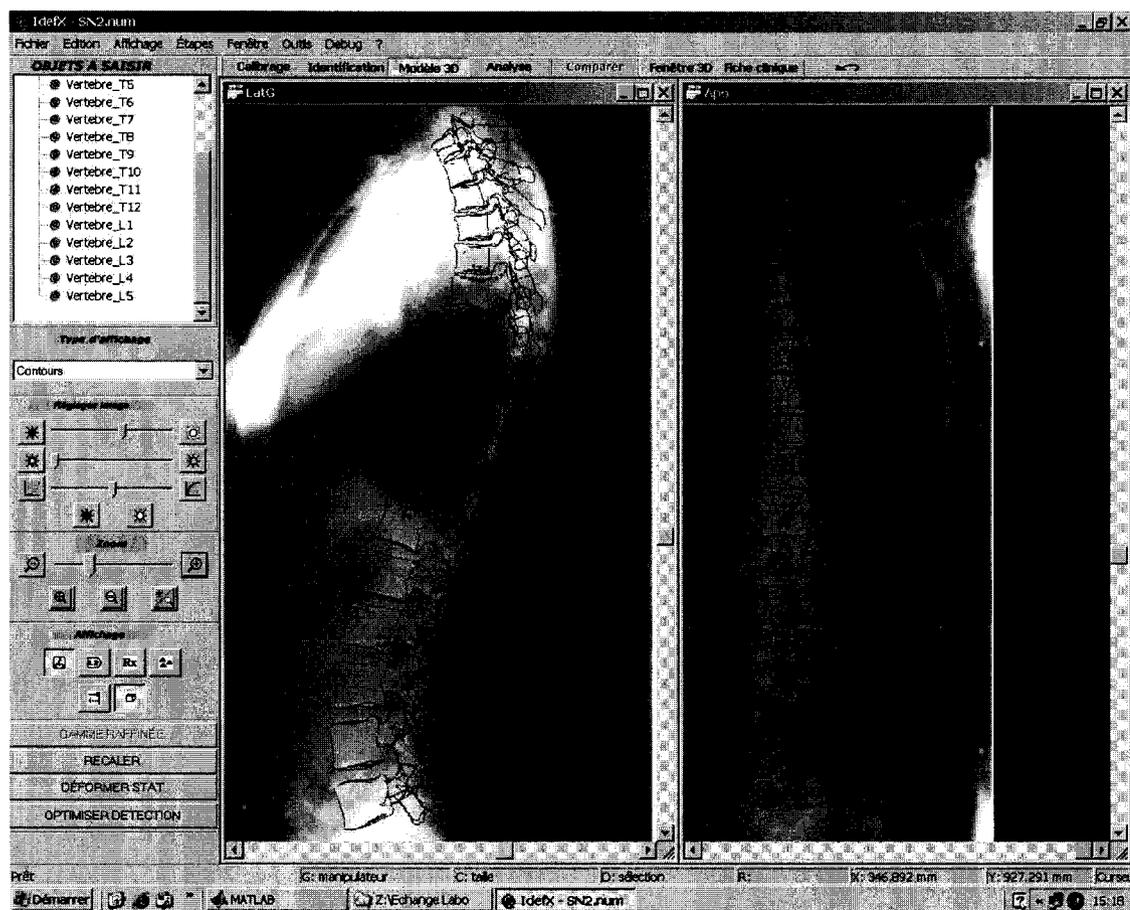


Figure 53 Recalage des contours sur les deux vues postopératoires à partir du modèle préopératoire

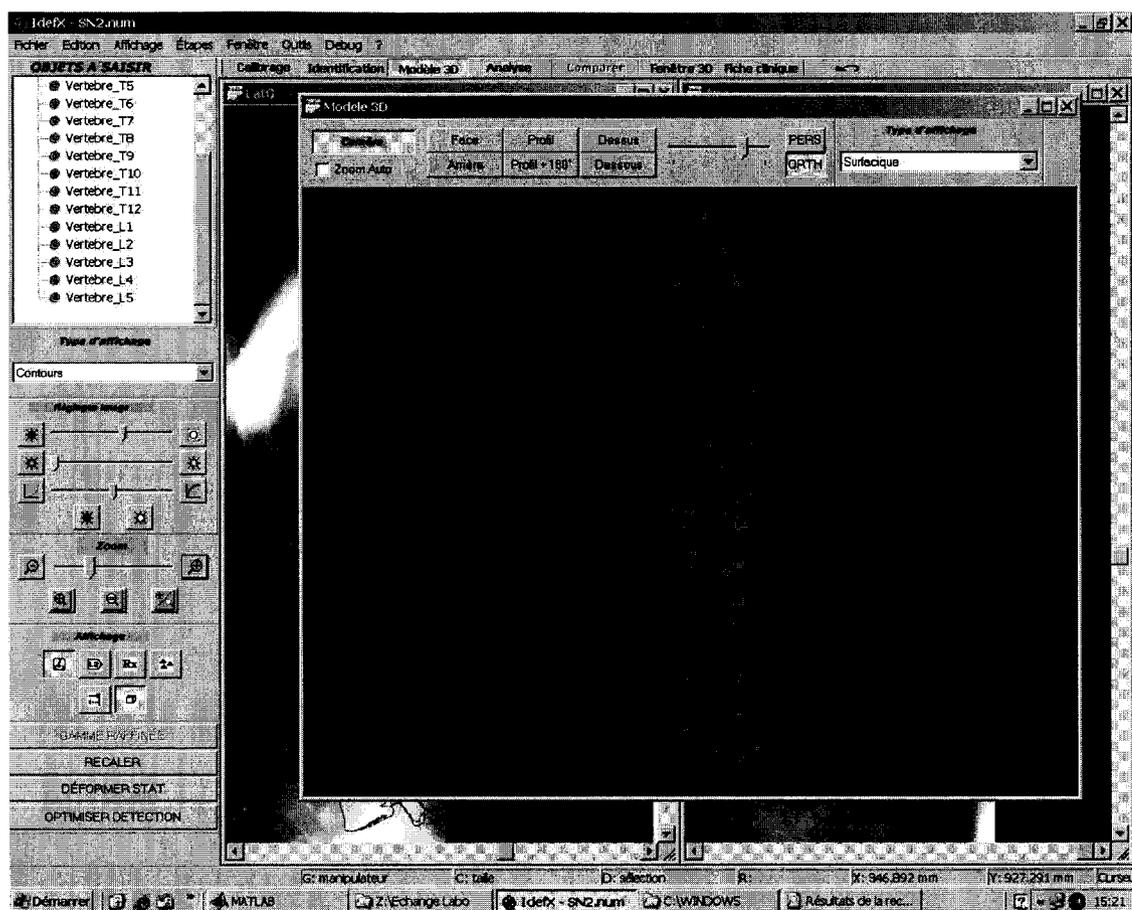


Figure 54 Reconstruction 3D postopératoire

## CHAPITRE 5

### DISCUSSION

#### 5.1 Discussion de l'étape de validation

Les images synthétiques permettent de montrer la résistance au bruit des différentes méthodes de segmentation. La comparaison de différentes méthodes sur les exemples synthétiques a montré que les méthodes les plus robustes au bruit sont les méthodes basées sur les courbes de niveaux et la méthode de Chav-Troeung (la précision obtenue est inférieure à 2 pixels en moyenne). Les autres méthodes sont beaucoup plus sensibles au bruit que les méthodes basées sur des contours actifs. Seules les méthodes basées sur les contours actifs permettent, dans le cas où le rapport S/B est de 8,7 dB, de donner un résultat de segmentation proche de la segmentation de référence. Les autres méthodes donnent une segmentation très bruitée et on observe que la similarité entre la segmentation obtenue et la segmentation de référence est faible (inférieure à 60 % pour les méthodes de seuillage, k-means et croissance de régions).

Après avoir testé l'algorithme sur une image synthétique avec différents niveaux de bruits, nous testons la méthode sur une paire de radiographies de patients instrumentés avec instrumentation simulée qui se rapproche beaucoup plus des images radiographiques à segmenter. La paire de radiographies avec instrumentation simulée correspond à un cas quasi idéal où dans le cas de la vue latérale, il n'y a pas de saturation en intensité au niveau de l'épaule. Par ailleurs, la variation d'intensité de l'instrumentation est assez faible. Ce cas correspond quasiment aux radiographies réelles de « meilleure qualité ». De plus, le quadrillage des radiographies formant des lignes horizontales et verticales ne sont pas présentes dans ce cas alors que dans les cas étudiés, ces lignes constituent un problème supplémentaire car elles ajoutent un certain nombre d'arêts parasites. Nous remarquons que la méthode de

Chav-Troeung ne permet pas de segmenter des objets dont la taille est inférieure à la taille du noyau du filtre utilisé. Certaines parties comme les pointes des objets se trouvent ainsi non segmentées. Rappelons que le filtre de la méthode de Chav-Troeung sert à contrôler la courbure du contour actif et qu'il faut toujours faire un compromis entre une forte courbure (résistance aux fuites) et une faible courbure (plus de précision). Cependant, la méthode de croissance de régions permet d'obtenir des résultats assez proches du résultat final. Cette constatation nous a permis de proposer la méthode de Chav-Troeung en tirant parti des avantages de la croissance de régions en terme de vitesse de segmentation et des avantages de courbes de niveaux en terme de résistance aux fuites. Nous observons les différences de précision au niveau des résultats entre les radiographies APO et LAT. Alors que toutes les méthodes en général donne une précision de l'ordre du millimètre ou moins en moyenne sur la radiographie APO, la différences entre les erreurs des différentes méthodes sur la radiographie LAT est plus élevée. Le seuillage donne une erreur moyenne de 3,81 mm alors que une méthode de contour actif comme les courbes de niveaux donne une erreur moyenne de 0,26 mm. La croissance de régions, la méthode de courbes de niveaux et la méthode de Chav-Troeung donnent de bons résultats (erreur inférieure au millimètre en moyenne) sur les deux vues APO et LAT. Cependant, la méthode par croissance de régions est beaucoup plus sensible aux fuites de segmentation comme le montrent la segmentation de l'instrumentation dans une radiographie réelle (Figure 45) et la segmentation sur un exemple synthétique avec trous (Figure 55).

Toutes les autres radiographies de patients instrumentés utilisées proviennent d'un système de radiographies conventionnelles. Ce sont les seules radiographies avec instrumentation qui étaient disponibles au début du projet. Seule la paire de radiographies utilisées pour la simulation ont été prises avec le système EOS. Les erreurs données en millimètre ne sont que des estimations car due à la projection radiographique (projection cylindrique sur EOS), selon la position du contour dans l'image, la distance mesurée n'est pas la même. Dans ce cas où l'on compare deux segmentations, on se rapproche de l'estimation de 0,186

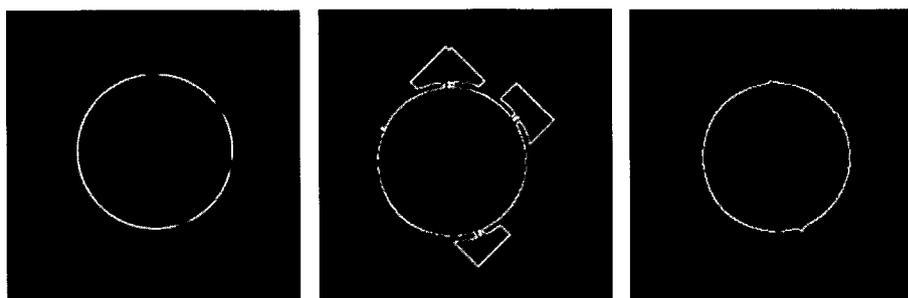


Figure 55 Comparaison entre la croissance de régions et les contours actifs. (à gauche : image originale, au milieu : résultat de segmentation par croissance de régions, à droite : résultat de segmentation par contour actif). La méthode par croissance de régions ne permet de résister aux « fuites » dans la segmentation contrairement aux méthodes basées sur les contours actifs (courbes de niveaux et méthode de Chav-Troeung par exemple)

mm pour la distance entre deux pixels de l'image radiographique provenant du système EOS.

## 5.2 Segmentation de la vue de face

Les caractéristiques de l'instrumentation (arêtes bien définies dans la plupart des cas et intensité en niveaux de gris élevée) suggèrent une méthode incluant ces deux caractéristiques. Dans la méthode proposée, un point crucial de la méthode se situe au niveau de l'égalisation de l'histogramme adaptatif car on remarque que l'instrumentation n'a pas une intensité constante (Figure 56) due au fait qu'elle peut se trouver dans des zones plus absorbantes en rayons X, signifiant des niveaux gris plus élevés. L'égalisation d'histogramme a ainsi pour but de réajuster les niveaux de gris de l'image de telle manière que l'intensité de l'instrumentation soit à peu près uniforme sur toute sa longueur. Cette ajustement des niveaux de gris permet ainsi de délimiter de manière grossière deux régions dans l'histogramme, celle correspondant à l'instrumentation et au reste de l'image. Dans la plupart des cas, ce point n'est pas une limitation car l'adaptation d'histogramme permet de réajuster de manière correcte les niveaux de gris. Dans les 13 paires de radiographies, il existe cepen-

dant un cas de radiographie de piètre qualité (Figure 58) dans lequel ce point est mis en défaut. La solution proposée pour ce genre de radiographies est de segmenter chaque partie de l'instrumentation avec la méthode de contour actif proposée (méthode Chav-Troeung) ou avec une segmentation manuelle.

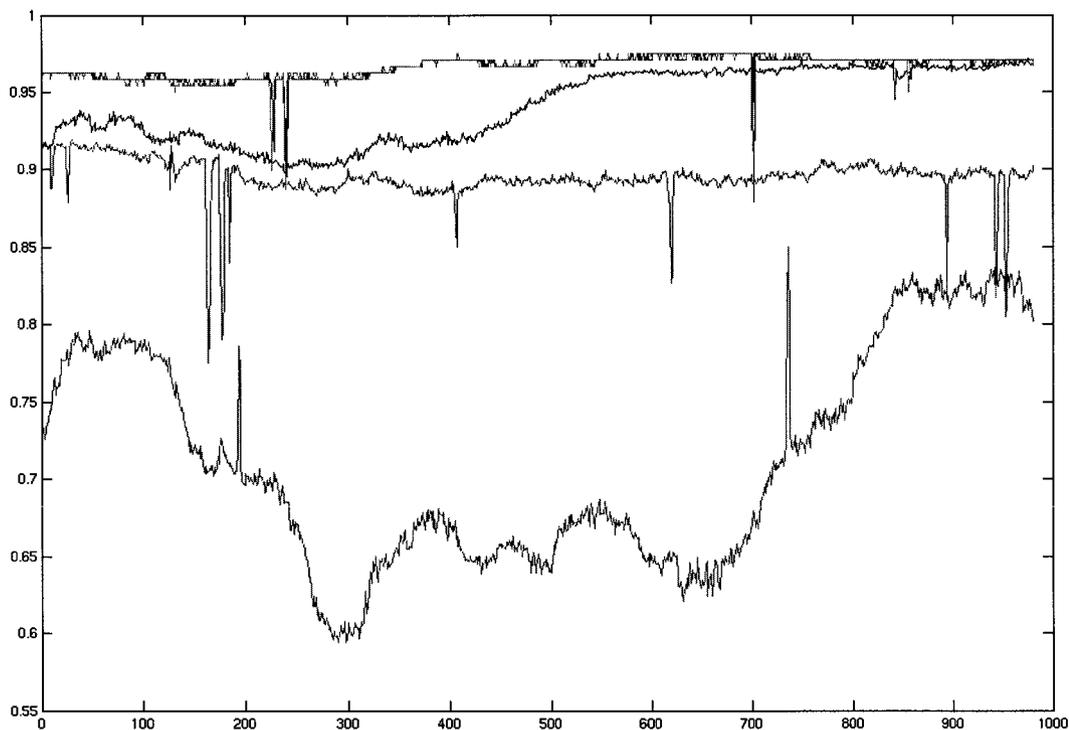


Figure 56 Profils d'intensité le long de différentes tiges sur différentes radiographies. La variation d'intensité est plus ou moins importante selon les radiographies. Nous pouvons remarquer des pics ou des creux d'intensité à certains endroits. Les pics correspondent à des lignes blanches de la grille radiographique alors que les creux représentent des traits tracés au crayon sur la radiographie. Ces pics d'intensité apportent un certain nombre d'arêtes parasites gênantes pour la segmentation. L'axe des ordonnées correspond à des valeurs d'intensité normalisées c'est à dire pour une image dont l'intensité varie entre 0 et 1. L'axe des abscisses correspond à une distance en pixel par rapport à la première extrémité de la tige

### 5.3 Segmentation de la vue latérale

On peut distinguer deux cas dans la segmentation de la vue latérale sans information a priori : le cas où toute l'instrumentation est visible et le cas où une partie de l'instrumentation n'est pas visible.

#### 5.3.1 Premier cas : toute l'instrumentation est visible

Dans le cas où toute l'instrumentation est visible, la segmentation par contours actifs (méthode de Chav-Troeung) donne de bons résultats. On trouve néanmoins des cas où de nombreuses arêtes parasites sont présentes (coups de crayons, grille de la radiographie). Dans ce cas, le choix des points d'initialisation est important car l'instrumentation se trouve séparée en plusieurs régions et il faut cliquer au moins un point d'initialisation dans chaque région pour récupérer l'instrumentation dans sa totalité. Par ailleurs, le cas idéal serait que les arêtes de l'instrumentation soient continues sans aucune interruption. L'image des arêtes serait ainsi composée d'une ligne continue qui entoure complètement l'instrumentation, hors ce n'est pratiquement jamais le cas. C'est pour cela que le terme de courbure est essentiel dans la méthode de contour actif car il empêche le contour actif de se propager dans des structures ne faisant pas partie de l'instrumentation. Cependant, plus la courbure est élevée, moins le contour actif a de chance de se propager dans des structures n'appartenant pas à l'instrumentation et moins le contour actif peut se propager dans des petits structures faisant parties de l'instrumentation. Étant donné la différence d'intensité au niveau de l'épaule et au niveau des vertèbres lombaires, on pourrait segmenter la vue latérale en deux parties : une partie au niveau de l'épaule et l'autre partie incluant le reste de l'instrumentation. Cette approche donne en général de meilleurs résultats que l'approche globale lorsque la différence en intensité de niveaux de gris entre les deux parties est assez élevée.

### **5.3.2 Deuxième cas : partie de l'instrumentation non visible**

Dans le cas où une partie de l'instrumentation manque, on peut quand même réussir à segmenter une partie de l'instrumentation mais on ne peut pas segmenter l'instrumentation dans sa totalité. Mentionnons le fait que, dans le cas des radiographies EOS, le problème ne se pose pas car il n'y a pas de saturation en intensité dans l'image.

## **5.4 Discussion sur les méthodes utilisées**

Cette partie relève d'un niveau un peu plus technique et discute de l'utilisation de certaines méthodes et de l'influence de certains paramètres sur les résultats obtenus. Pour de plus amples détails sur chaque méthode, se référer à l'annexe pour obtenir des informations complémentaires sur les détails d'implantation numérique et à la revue de littérature pour l'explication des concepts.

### **5.4.1 Rehaussement et débruitage**

La méthode de diffusion non-linéaire n'est pas une méthode de débruitage au sens stricte du terme. En effet, le but de la diffusion non-linéaire est de lisser les régions uniformes en préservant les arêtes. Le débruitage des images n'est que le résultat du lissage des zones uniformes. Dans l'application visée, cette méthode est plus utile qu'une méthode de débruitage stricte car elle permet d'effectuer une sorte de présegmentation de l'image tout en ayant une action de débruitage. Les alternatives à la méthode de diffusion non-linéaire sont le filtre bilatéral et le filtre trilatéral, mais quelques tests ont montré que les effets de ces filtres sont comparables à la diffusion non-linéaire. Pour obtenir une méthode de débruitage très robuste, il faudrait prendre en compte le fait que l'on peut caractériser le bruit dans les images radiographiques, ce que l'on ne fait pas dans le cas de la diffusion non-linéaire. Par ailleurs des travaux très récents sur des extensions aux ondelettes connus

sous la dénomination anglophone 'Ridgelet', 'Curvelet', 'Contourlet', semblent donner des résultats très prometteurs. Une combinaison de ces méthodes pourrait résulter en une méthode de débruitage très robuste surtout si on peut caractériser le bruit dans les images comme c'est le cas dans les images radiographiques (Gravel et al., 2004). Néanmoins, on peut envisager la diffusion non-linéaire comme méthode de débruitage générique pour des images de différentes modalités (CT, IRM...).

La diffusion non-linéaire et le flux de Beltrami donnent des résultats similaires si les paramètres choisis sont les mêmes. Le flux de Beltrami tend néanmoins à lisser les différentes zones de manière plus importante que la diffusion non-linéaire. Parfois, un lissage plus important est souhaitable pour éliminer un plus grand nombre d'arêtes parasites. L'approche par flux de Beltrami est dans ces cas préférable.

#### **5.4.2 Segmentation**

Une étude comparative de nombreuses méthodes de segmentation a été effectuée. Les contours actifs ont été retenus par le fait que des caractéristiques intéressantes comme la résistance aux fuites sont très utiles pour la segmentation. Par ailleurs, la méthode des contours actifs peut être considérée comme une méthode générique de segmentation adaptée à plusieurs problèmes de segmentation.

Les algorithmes testés sont les suivants : un seuillage simple, une méthode de croissance de région, une méthode de classification des pixels par k-means, une méthode de courbes de niveaux et la méthode appelée Chav-Troeung. Les premiers algorithmes sont des algorithmes classiques en segmentation. Les courbes de niveaux sont des méthodes de segmentation plus complexes qui sont devenues très populaire pour la segmentation d'images de différents types. La méthode de Chav-Troeung est la méthode proposée pour remédier à l'inconvénient majeur des courbes de niveaux : le temps de calcul.

On remarque qu'une approche globale par seuillage (Figure 43) n'est pas possible car la variation non uniforme de l'intensité de l'instrumentation ne permet pas de séparer l'instrumentation du reste de l'image en se basant uniquement sur un critère d'intensité. L'approche par k-means (Figure 44) n'est pas utilisable non plus car comme pour le seuillage, la méthode se base sur les intensités de l'image et la non uniformité des intensités de l'instrumentation ne permet pas de la séparer du reste des composantes de l'image. Une approche par croissance de région (Figure 45) est préférable mais cet algorithme est très sensible au bruit et aux fuites (Figure 55). Cependant, cette approche reste pour le moins intéressante et l'amélioration de cet algorithme donnerait une méthode plus robuste de segmentation. C'est ce que la méthode de Chav-Troeung (Figure 47) se propose de faire. En se basant sur une approche par croissance de régions et en ajoutant un terme de courbure provenant des travaux sur les courbes de niveaux (Figure 46), la méthode de Chav-Troeung permet de fusionner la simplicité et la rapidité des méthodes basées sur la croissance de régions avec les avantages du contrôle de la courbure des courbes de niveaux.

On remarque que les méthodes basées sur l'intensité des niveaux de gris (seuil, k-means, croissance de régions) donnent des résultats moins bons que ceux basées sur les arêtes (contours actifs). Ceci s'explique par le fait que la caractéristique vraiment déterminante pour la segmentation se situe surtout au niveau des arêtes qui sont dans bien des cas mieux définies que le niveau de gris moyen de l'instrumentation. Les niveaux de gris de l'instrumentation sont aussi une caractéristique intéressante mais ils sont loin d'être uniformes sur une seule image et leur caractérisation n'est pas évidente.

Certaines radiographies sont faciles à segmenter alors que d'autres nécessitent une interaction un peu plus importante de l'utilisateur pour la segmentation. Par rapport aux techniques précédentes, la méthode de Chav-Troeung permet une segmentation interactive de l'instrumentation.

La méthode de Chav-Troeung décrit précédemment prend en compte uniquement une image de vitesse binaire. Cela peut sembler restrictif par rapport à l'image de vitesse des courbes de niveaux en niveaux de gris (Figure 57). Il est tout à fait possible d'étendre l'algorithme pour prendre en compte des images de vitesses identiques à celles utilisées dans les courbes de niveaux. Dans le cas présent, l'image de vitesse binaire n'est pas une limite car l'instrumentation est en général bien définie par ses arêtes et que les éléments essentiels de l'image de vitesse en niveaux de gris se retrouvent dans l'image de vitesse binaire. Malgré tout, l'image de vitesse est un élément essentiel pour obtenir une bonne segmentation. Les étapes de filtrage avant l'obtention de l'image de vitesse sont nécessaires afin d'éliminer un maximum d'arêtes parasites à l'intérieur de l'instrumentation. Sans filtrage, l'image de vitesse serait composée de beaucoup plus d'arêtes parasites gênantes pour la méthode de contour actif. L'avantage de l'image de vitesse en niveaux de gris est de pouvoir obtenir une précision sous-pixel, ce que ne permet pas une image de vitesse binaire. Il est toutefois possible d'utiliser des images en niveaux de gris en modifiant quelque peu l'algorithme proposé précédemment. Obtenir une bonne image de vitesse n'est pas toujours aisé et les méthodes proposées pour l'obtention de ces images (Canny, seuillage, etc...) doivent être choisies en fonction des caractéristiques de l'objet à segmenter.

Avec la méthode de Chav-Troeung, lorsqu'une sous segmentation se produit, on peut chercher à essayer de diminuer la courbure du contour actif en diminuant la taille du noyau du filtre utilisée. La diminution de la courbure permet au contour actif de se propager dans des zones plus petites mais en diminuant la résistance du contour actif aux fuites. Dans le cas d'une sursegmentation, il y a deux choix possibles pour essayer de résoudre le problème. On peut soit diminuer le seuil dans le détecteur d'arêtes de Canny afin de détecter plus d'arêtes ou augmenter la courbure du contour actif en augmentant la taille du noyau du filtre gaussien. Le fait de diminuer le seuil dans le détecteur de Canny fait apparaître plus d'arêtes parasites et donc peut influencer aussi sur la précision de la segmentation. En aug-

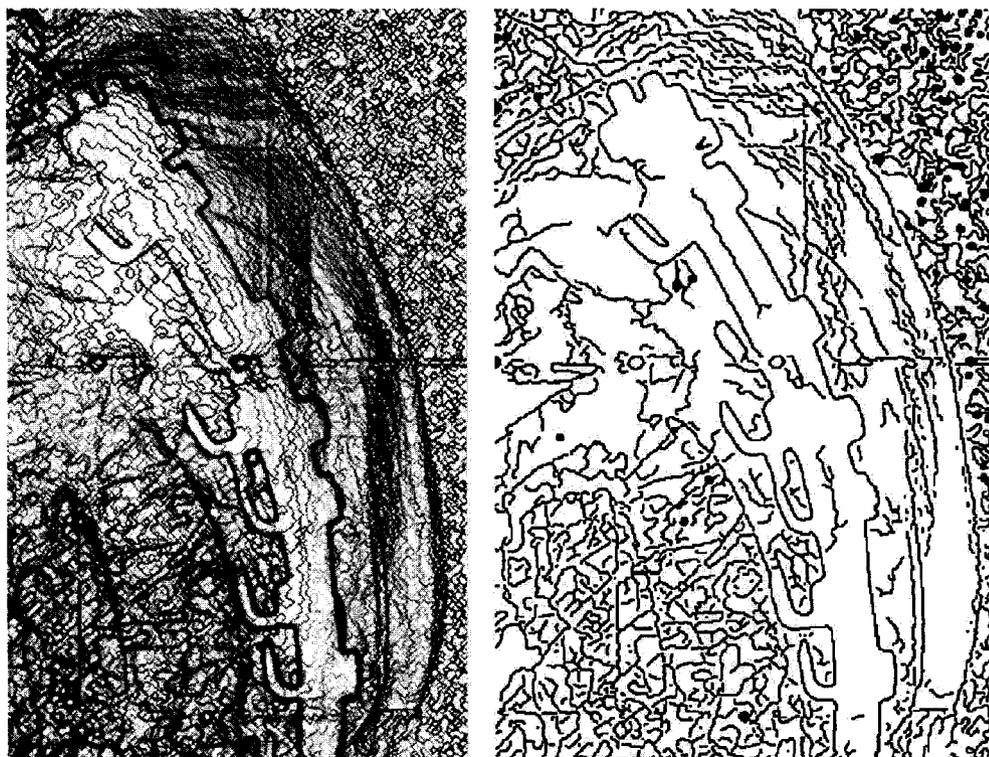


Figure 57 Image de vitesse en niveaux de gris et image de vitesse binaire. Les caractéristiques essentielles de l'image de vitesse en niveaux de gris se retrouvent dans l'image de vitesse binaire. Par ailleurs, nous remarquons des arêtes parasites dans l'instrumentation, d'où la nécessité de traiter l'image de vitesse

mentant la courbure, il se peut que certains éléments segmentés auparavant ne soient plus segmentés car la courbure empêche l'entrée du contour actif dans des éléments de petites tailles.

#### 5.4.3 Exemple d'application : reconstruction 3D

La reconstruction 3D de la colonne vertébrale de patients instrumentés est compliquée. La qualité de la reconstruction 3D postopératoire dépend énormément de la qualité de l'image d'une part et de la partie couverte par l'instrumentation d'autre part. Plus l'instrumentation couvre des parties importantes des vertèbres de l'image, moins la probabilité d'obtenir

une bonne reconstruction est importante. Sur la vue de face par exemple, lorsque l'instrumentation couvre les pédicules, l'estimation de la rotation vertébro axiale et de la position précise de la vertèbre devient compliquée. Sur la vue latérale, le problème est moins important car l'instrumentation est fixée en générale à l'arrière du corps vertébral, ce qui laisse une bonne visibilité de la vertèbre pour le recalage. Pour pouvoir juger de la qualité de la reconstruction postopératoire, il faudrait pouvoir disposer des tranches CT par exemple sur lesquelles on pourrait effectuer la reconstruction et comparer avec la reconstruction à partir de deux radiographies.

### **5.5 Semi-automatisation**

Un critère important à discuter est la semi-automatisation car la segmentation n'est qu'une étape dans le traitement d'images. Le défi à relever est donc de fournir une méthode qui soit plus rapide que la segmentation manuelle et nécessitant peu d'interaction de la part de l'utilisateur. Le temps de segmentation a été grandement diminuée par rapport à une méthode antérieure utilisant des courbes de niveaux grâce à la méthode développée (méthode de Chav-Troeung) (Tableau VIII). La segmentation peut ainsi se réduire à quelques secondes. Mentionnons le fait que la méthode peut être appliquée à d'autres domaines (suivi vidéo, morphing...). L'interaction demandée à l'utilisateur n'est pas non plus très lourde car il suffit de définir une zone d'intérêt et de cliquer quelques points d'initialisation. Des améliorations peuvent être apportées pour la semi-automatisation en déterminant la zone d'intérêt automatiquement car on connaît a priori de façon grossière la localisation de l'instrumentation dans l'image. Il est donc possible d'automatiser le processus de recherche de la zone d'intérêt et de diminuer encore l'interaction demandée à l'utilisateur. En ce qui concerne l'exemple d'application de la méthode pour la reconstruction 3D de la colonne vertébrale, il reste encore du travail afin d'obtenir une méthode robuste de recalage sur les vues postopératoires. En effet, le manque d'information après interpolation ne facilite pas la tâche de reconstruction.

## CONCLUSION

L'objectif principal de ce projet était de trouver une méthode de segmentation robuste et efficace permettant de segmenter l'instrumentation dans des images AP0 et LAT utilisées pour la reconstruction 3D de la colonne vertébrale et, à partir de ces images, de tenter de reconstruire en 3D la colonne vertébrale.

Le travail s'est orienté dans un premier temps vers le problème de la segmentation et du rehaussement des images. Ce problème est l'un des problèmes fondamentaux en imagerie et la complexité de ce problème donne lieu à de nombreuses solutions plus ou moins adéquates. Le prétraitement des images est très important pour faciliter la segmentation et les algorithmes utilisés et étudiés dans ce travail comprennent des algorithmes classiques en imagerie comme l'égalisation d'histogramme ainsi que des méthodes complexes basées sur la théorie de la diffusion comme le flux de Beltrami.

L'étude des méthodes de segmentation a permis de comprendre les méthodes complexes de segmentation comme les courbes de niveaux, ainsi que d'en étudier les avantages et les inconvénients. Grâce à ce travail, une nouvelle méthode de segmentation a été proposée qui combine simplicité et rapidité de segmentation. Cette méthode, basée sur la théorie d'évolution des contours actifs et sur la croissance de régions, permet de segmenter des structures dans l'image de manière plus rapide tout en gardant des propriétés équivalentes aux courbes de niveaux.

Cet algorithme permet non seulement de segmenter des structures 2D comme l'instrumentation sur des rayons X mais aussi de segmenter des structures en 3D comme l'aorte sur des tranches CT ou le cerveau sur des coupes IRM. L'application de la méthode aux images 3D fait l'objet du projet de maîtrise de Ramnada Chav. Néanmoins, la qualité de la segmentation reste malgré tout liée à la qualité de l'image et les images où aucune arête n'est

discernable ne permettent pas d'obtenir de segmentation satisfaisante sans connaissance a priori.

L'étude de différents algorithmes de segmentation a permis de montrer que seuls les méthodes basées sur les contours actifs ont permis de donner de bons résultats de segmentation. Les méthodes plus globales de segmentation comme le k-means ou le seuillage ne permettent pas de segmenter l'instrumentation de manière correcte car elles se basent sur l'intensité (non uniforme) de l'instrumentation. Une autre constatation émerge de l'étude : malgré la caractérisation visuelle de l'instrumentation par l'intensité en niveaux de gris, les arêtes sont la caractéristique la plus importante au niveau de la segmentation. Les courbes de niveaux sont une méthode très utile pour la segmentation mais le temps de calcul élevé limite l'application de cette méthode. Ainsi la méthode proposée (méthode de Chav-Troeung) cherche à remédier à ce problème. La méthode permet d'obtenir des gains importants au niveau segmentation (de l'ordre de 20 à 30 en segmentation 2D) par rapport à un algorithme optimisé de courbes de niveaux (bande étroite + AOS et modèle géodésique). L'approximation de la courbure par un filtre permet de réduire le nombre d'opérations à effectuer par rapport à une courbure évaluée à l'aide de l'opérateur divergence. Néanmoins, cette approximation a comme conséquence l'obtention d'une courbure dissymétrique, c'est à dire que la méthode proposée est plus favorable à la segmentation d'objet de forme convexe (comme par exemple des cercles en 2D) que des objets de forme concave. L'approximation de la courbure s'effectue toujours de la même manière, par filtrage, alors que dans le cas des courbes de niveaux, la courbure du contour actif est calculée en fonction de son vecteur normal. Malgré tout, cet algorithme peut être utilisé dans tous les cas comme algorithme de présegmentation rapide.

La reconstruction 3D de la colonne vertébrale de patients instrumentés reste encore à un stade expérimental car malgré la possibilité d'obtenir le modèle de la colonne vertébrale postopératoire à partir du modèle préopératoire par recalage, la difficulté pour obtenir

une bonne précision reste encore élevée à cause des données manquantes sur les vues postopératoires. Une méthode robuste de reconstruction 3D de la colonne vertébrale de patients postopératoires reste ainsi encore à développer.

## RECOMMANDATIONS

Diverses améliorations sont possibles pour ce projet. Elle sont résumées dans la suite :

- la méthode de Chav-Troeung peut encore être améliorée par l’apport d’une image de vitesse de meilleure qualité. En effet, l’image de vitesse est une information essentielle pour obtenir une bonne segmentation. Deux approches ont été proposées dans ce mémoire : une image de vitesse par seuillage et une image de vitesse par détecteur d’arêtes. D’autres approches sont possibles. Parmi celles-ci se trouvent des images de vitesses intégrant des statistiques sur les pixels ou encore de l’information a priori sur la forme des objets. Ces améliorations de l’image de vitesse pourraient apporter, selon l’application, une amélioration de la segmentation.
- la semi-automatisation des méthodes de prétraitement et de segmentation peut être améliorée pour diminuer l’intervention de l’utilisateur. La région d’intérêt demandée à l’utilisateur peut être déterminée de façon automatique en cherchant les régions de fortes intensité en niveaux de gris dans l’image.
- l’utilisation des images EOS pourrait faciliter aussi les tâches de segmentation et de rehaussement grâce à la qualité plus élevée de ces images.
- la reconstruction 3D de la colonne vertébrale postopératoire est un sujet important. On pourrait se baser sur la reconstruction préopératoire et recalcr sur les images postopératoires. Des hypothèses restent néanmoins à vérifier comme le fait que la géométrie de la vertèbre ne change pas après opération. Il faudrait aussi trouver une bonne méthode pour interpoler l’information qui figure sous l’instrumentation.

Du travail reste à faire pour reconstruire des colonnes vertébrales de patients postopératoires. Cette étape est complexe du fait que les radiographies conventionnelles utilisées ne sont pas très contrastées dans certains cas, ce qui limite la visibilité des vertèbres, et l’information manquante sur les vertèbres due à la présence des tiges est une difficulté

supplémentaire à la reconstruction 3D. Néanmoins, l'information préopératoire sur la colonne vertébrale pourrait être utilisée pour compenser l'information manquante.

**ANNEXE 1**  
**Résultats de segmentation**

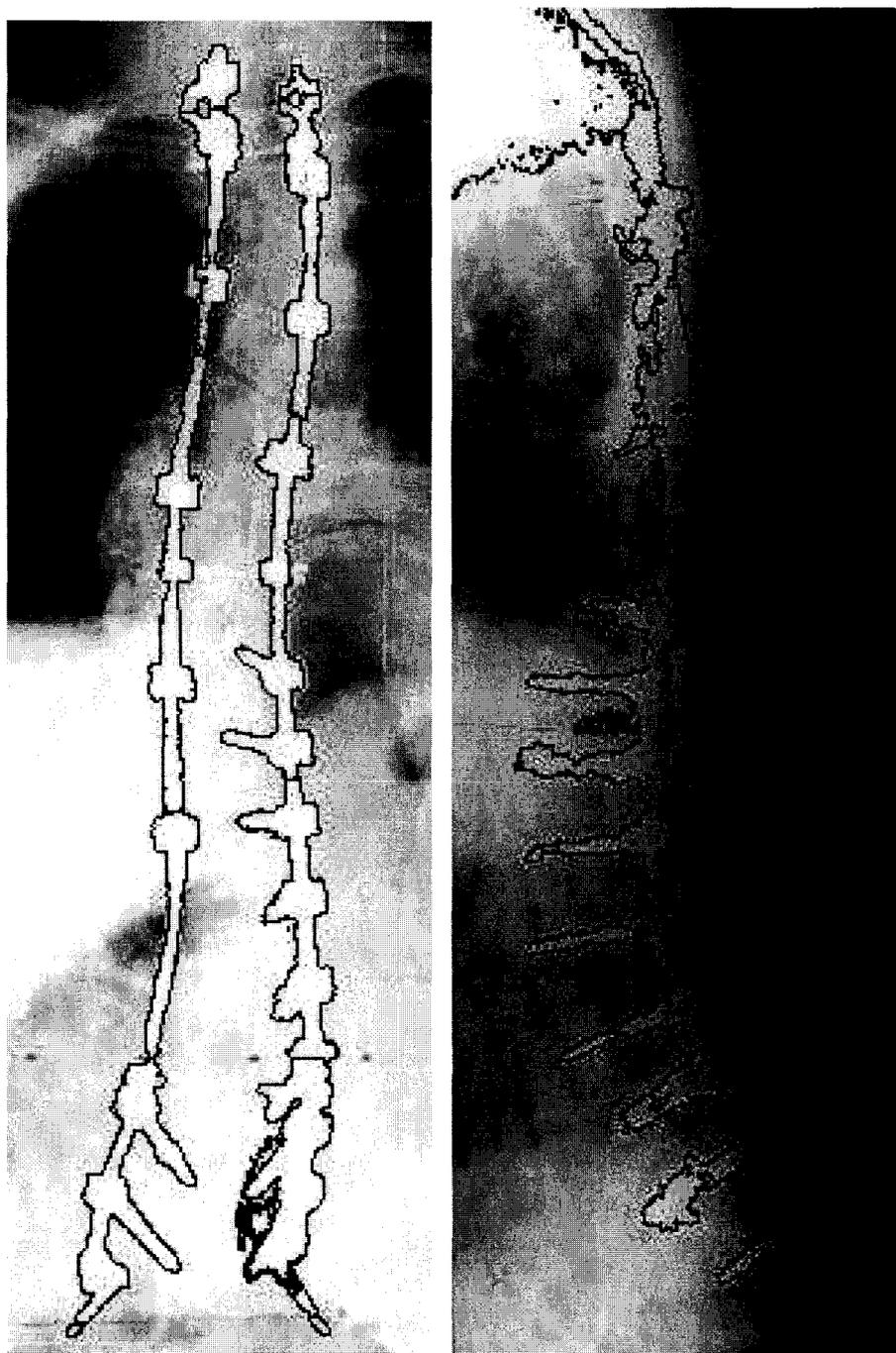


Figure 58 Paire 1 de radiographies de pierre qualité. La méthode de segmentation ne permet pas de donner de bons résultats

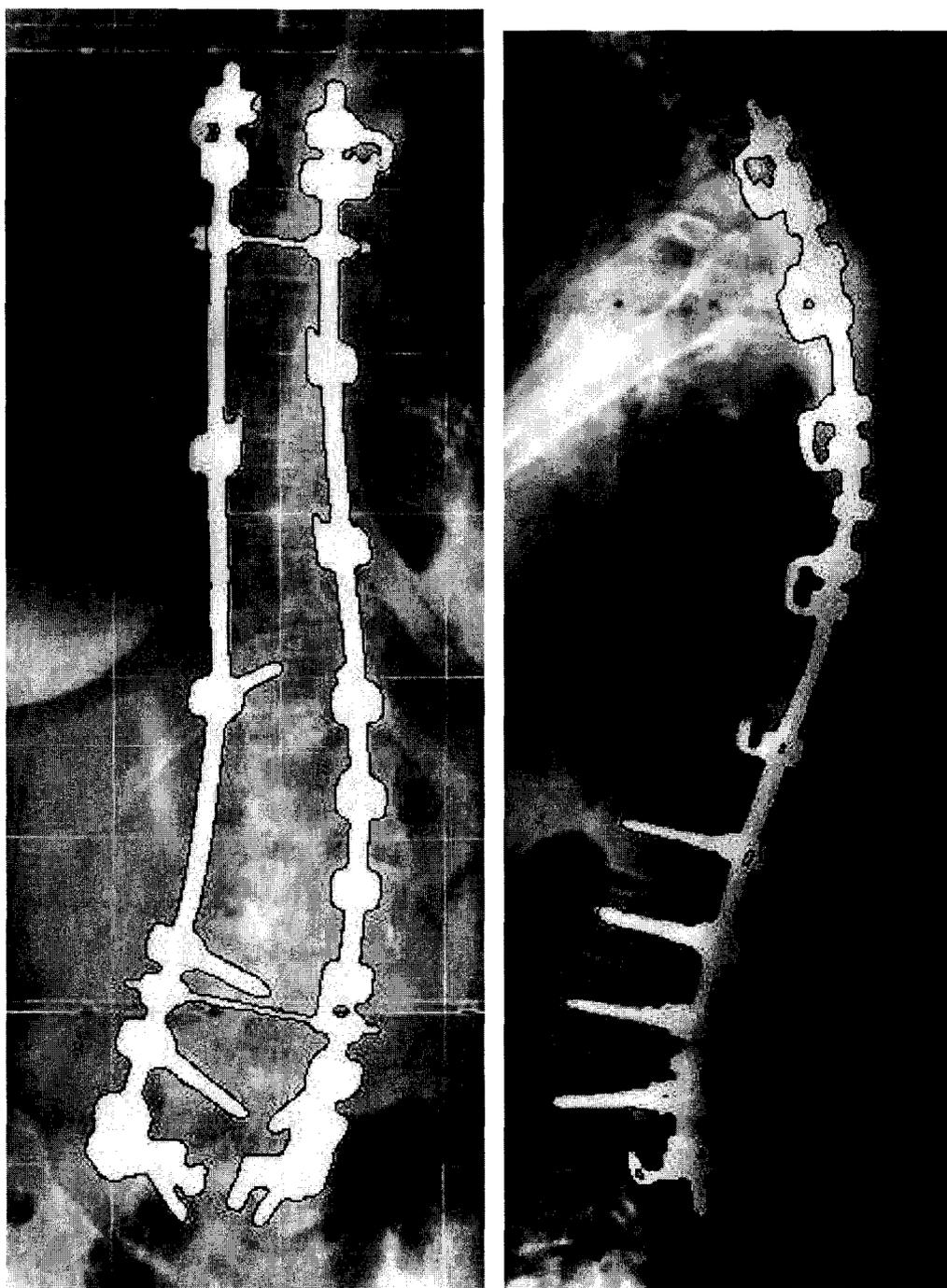


Figure 59 Segmentation de la paire 2 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

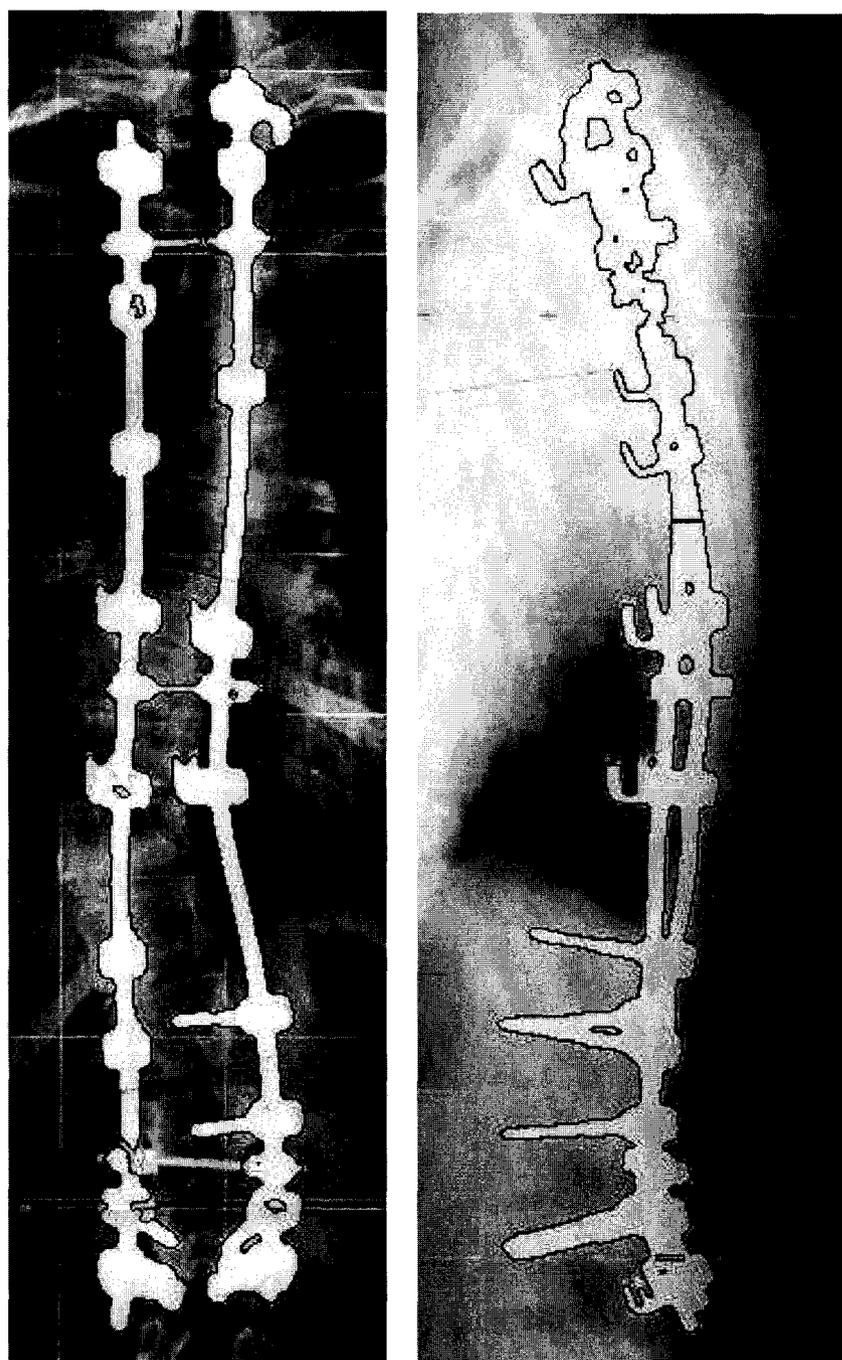


Figure 60 Segmentation de la paire 3 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

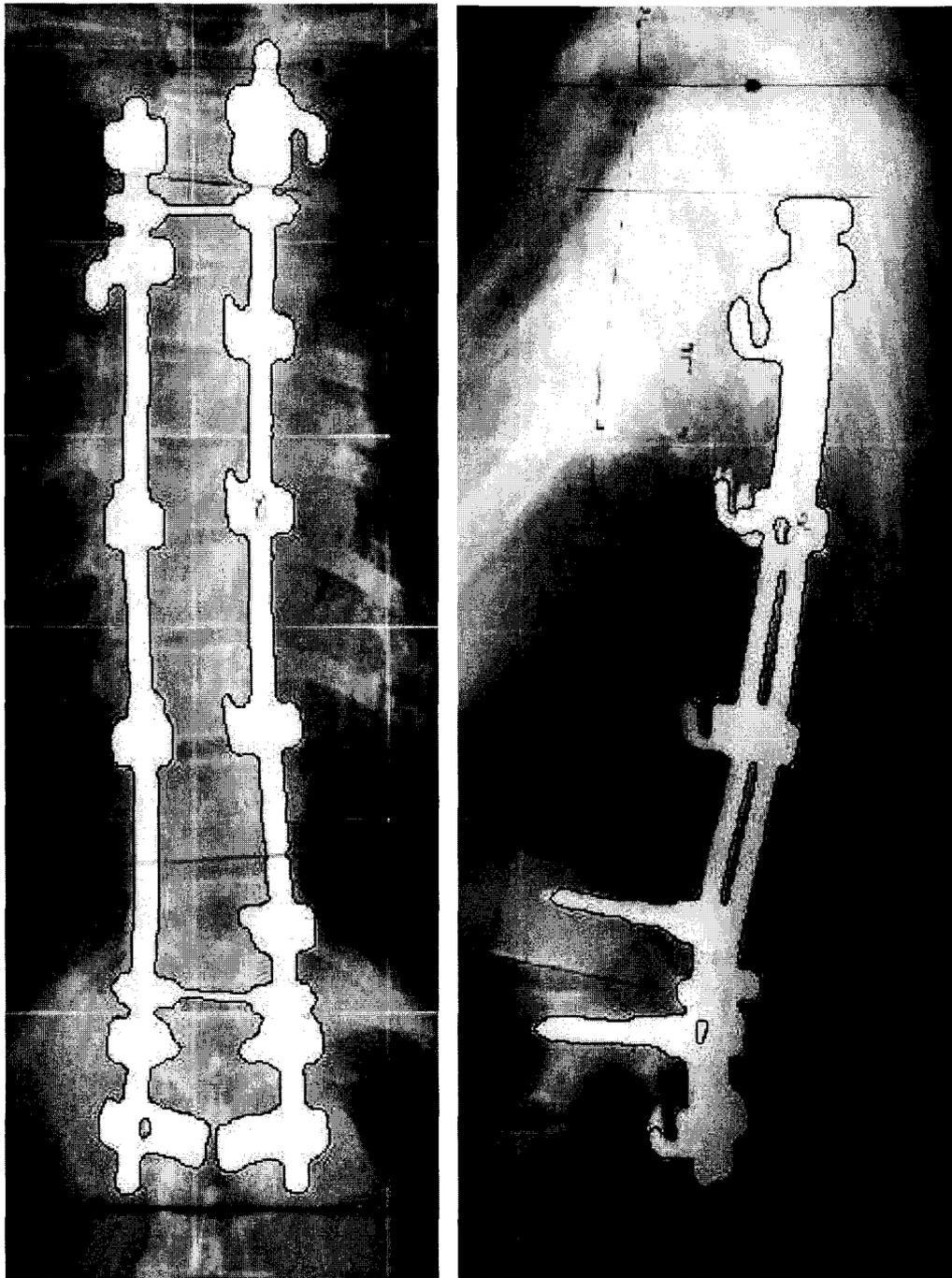


Figure 61 Segmentation de la paire 4 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

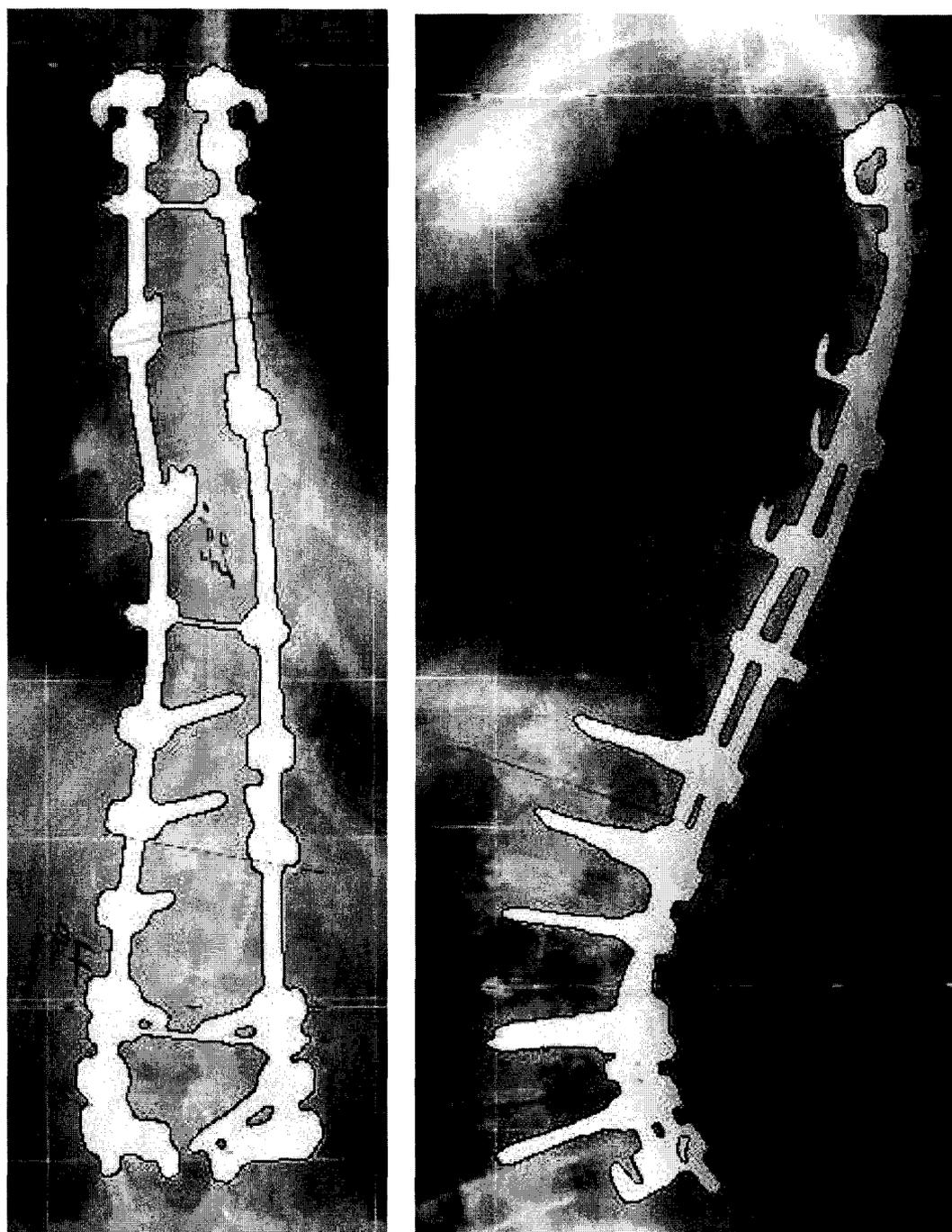


Figure 62 Segmentation de la paire 5 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

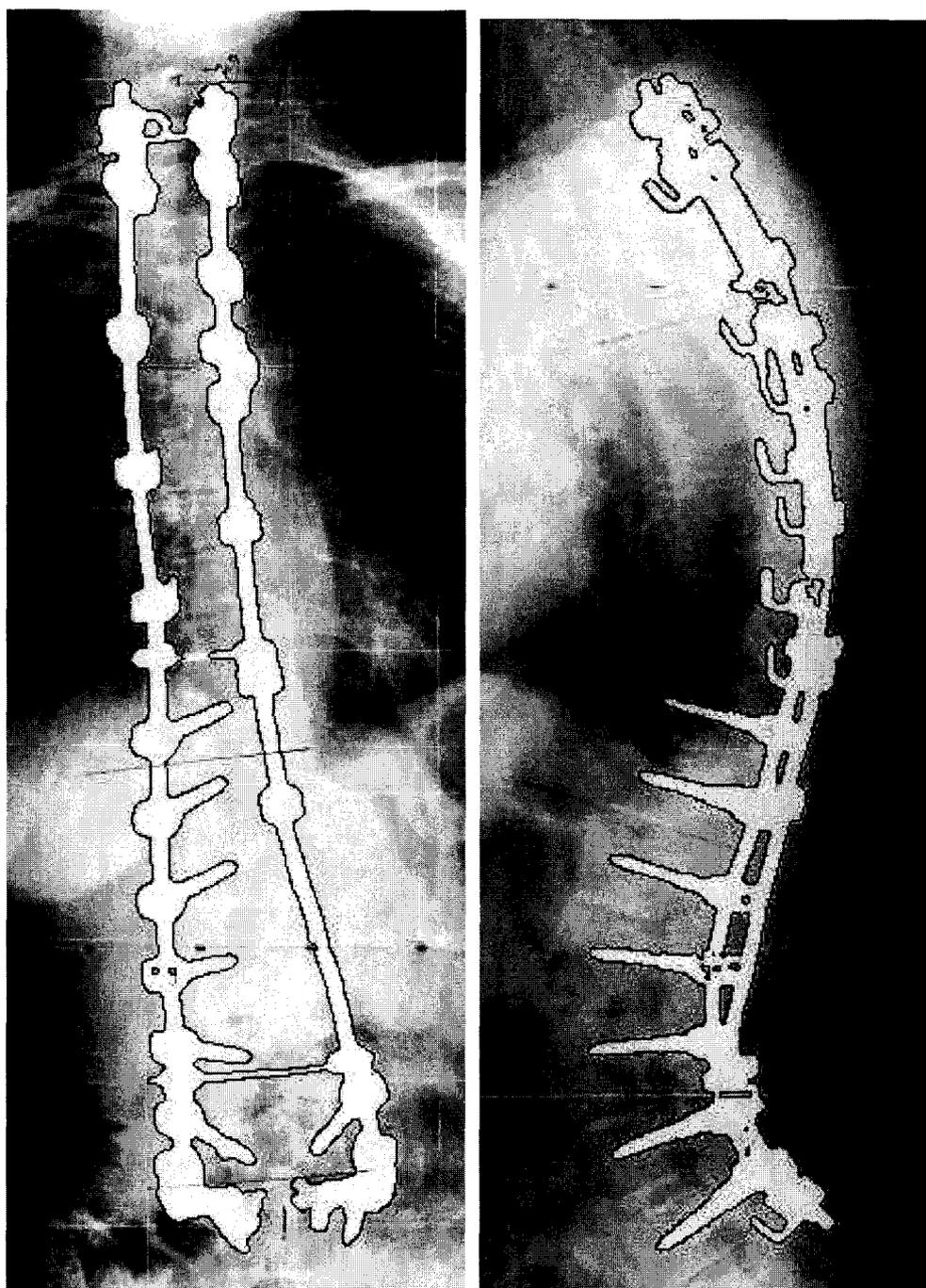


Figure 63 Segmentation de la paire 6 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

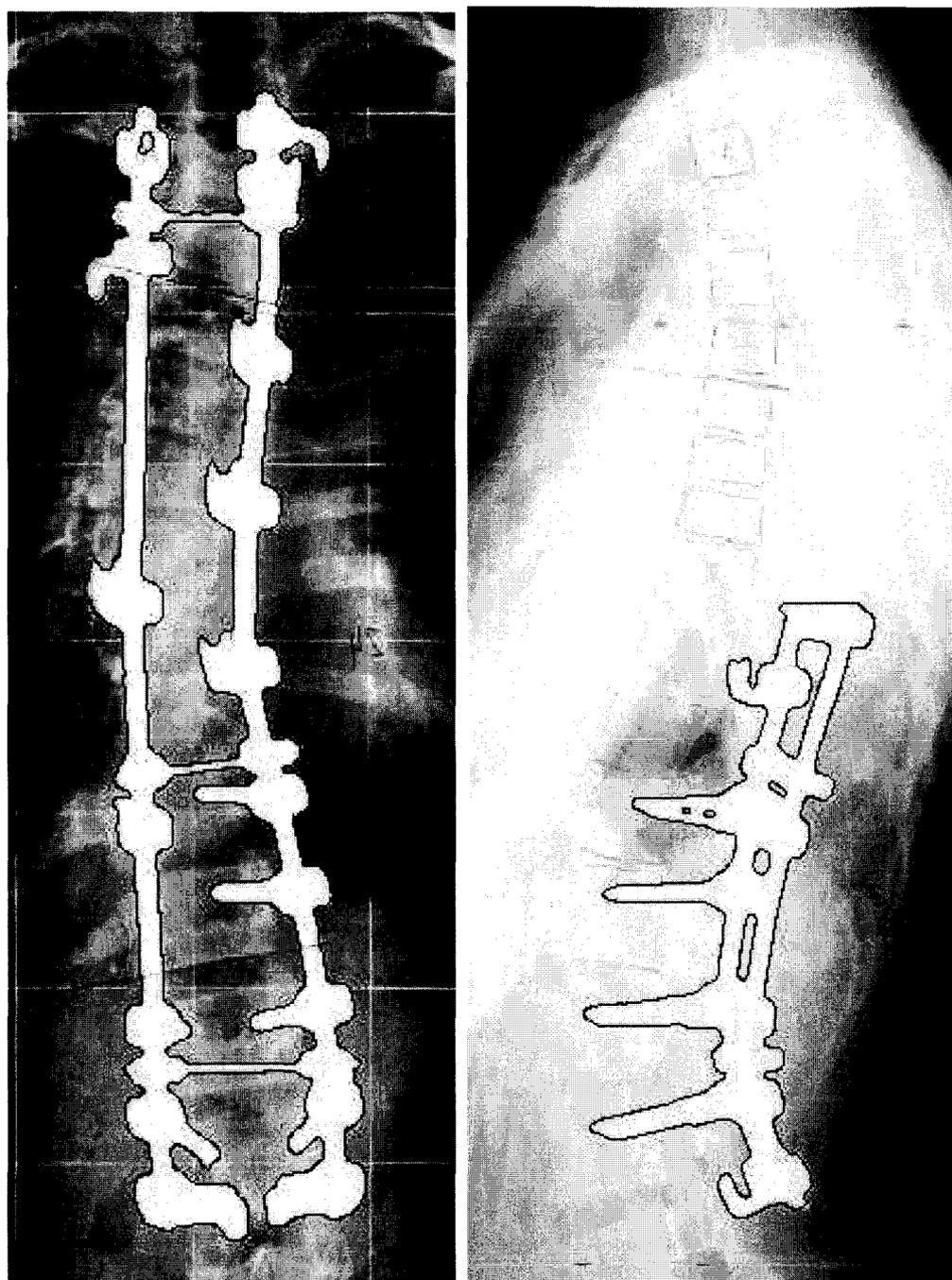


Figure 64 Segmentation de la paire 7 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

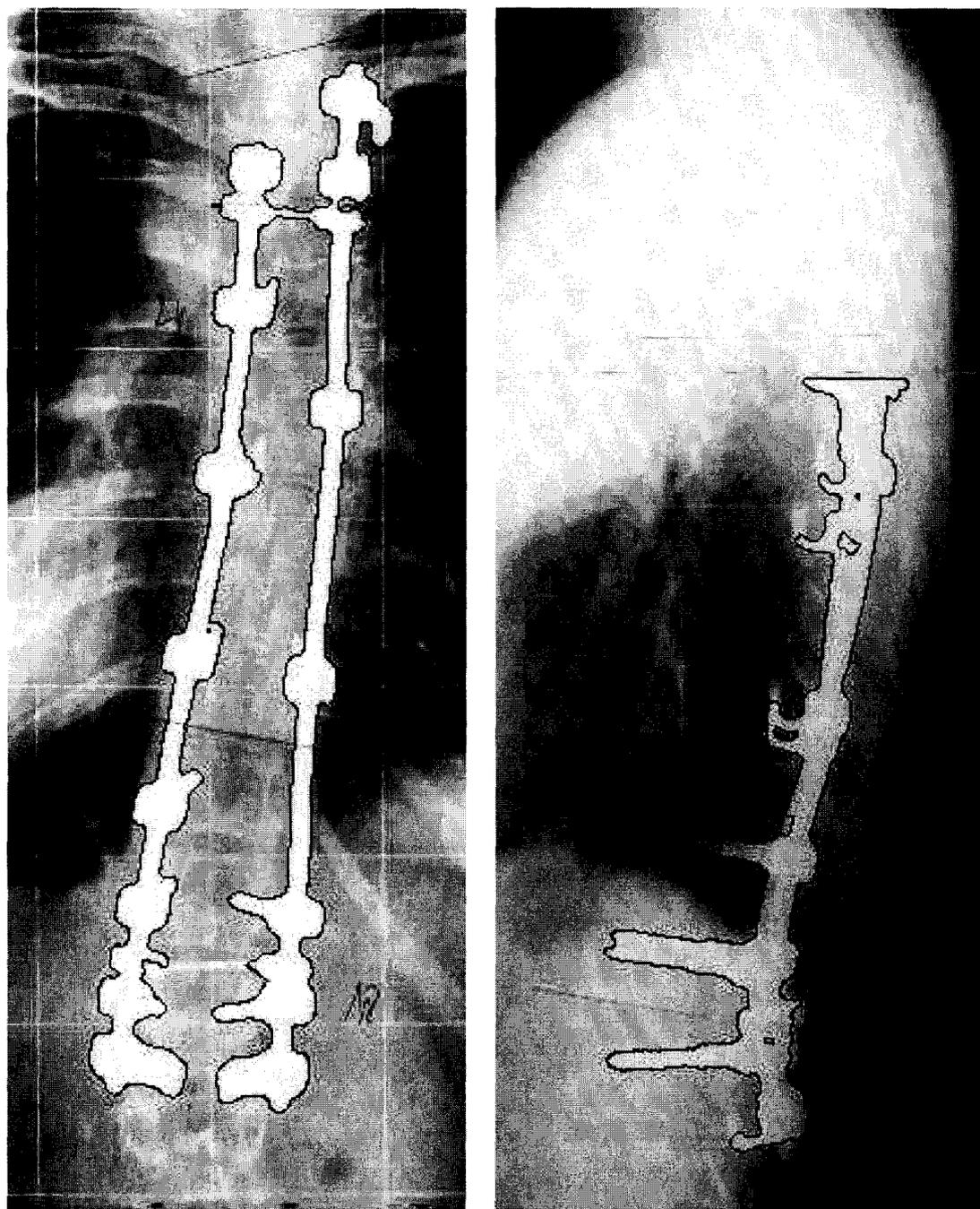


Figure 65 Segmentation de la paire 8 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

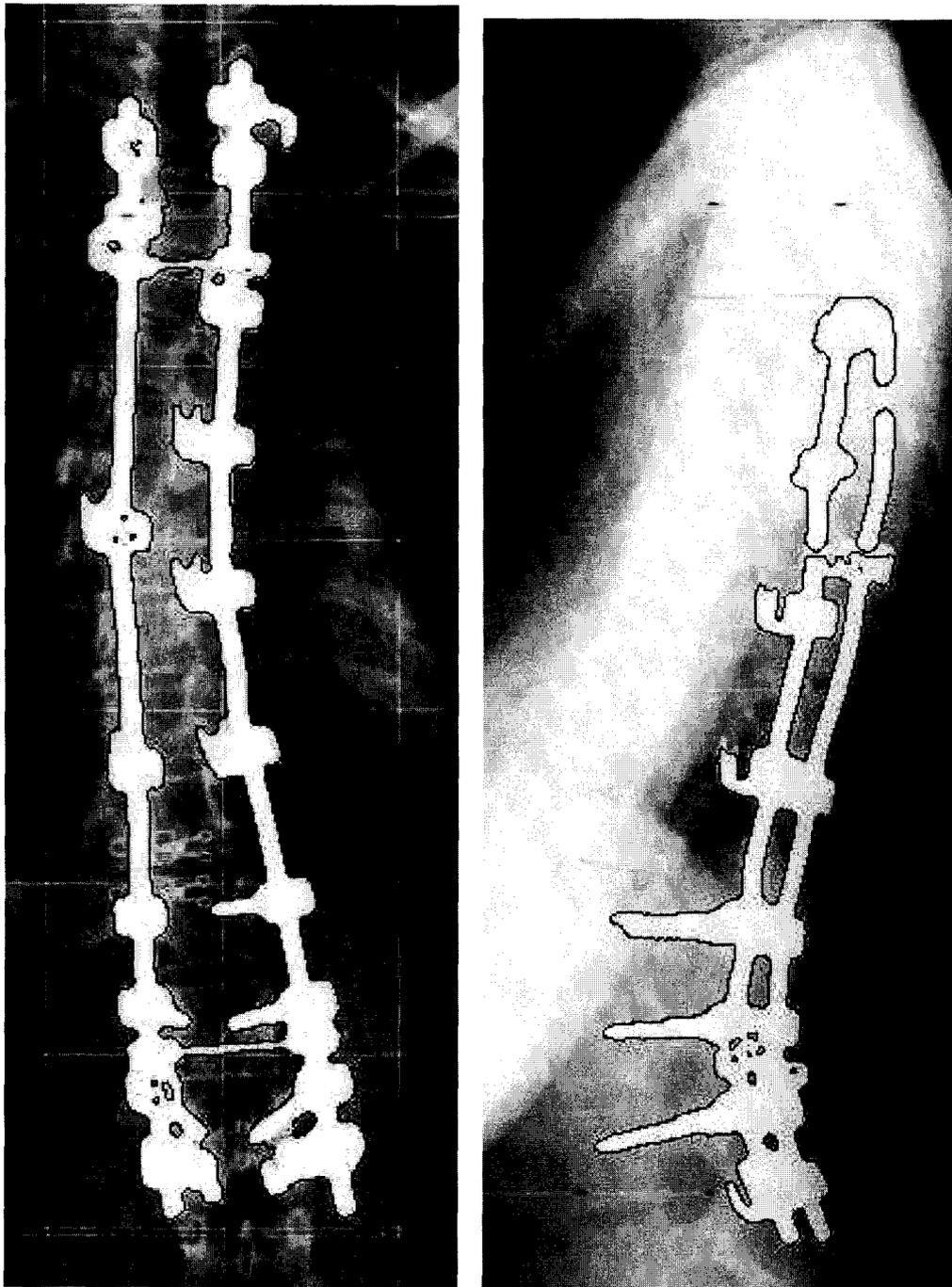


Figure 66 Segmentation de la paire 9 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

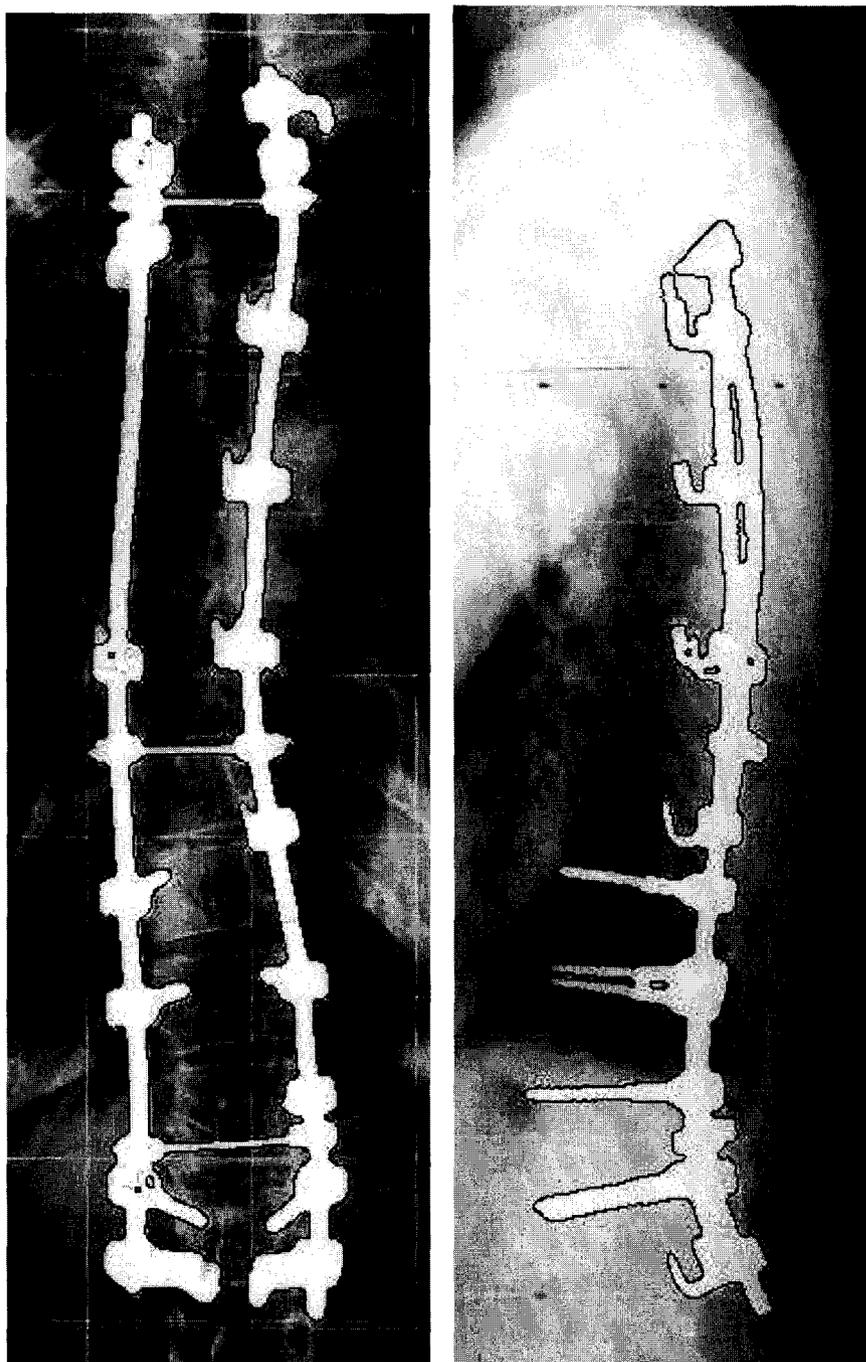


Figure 67 Segmentation de la paire 10 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

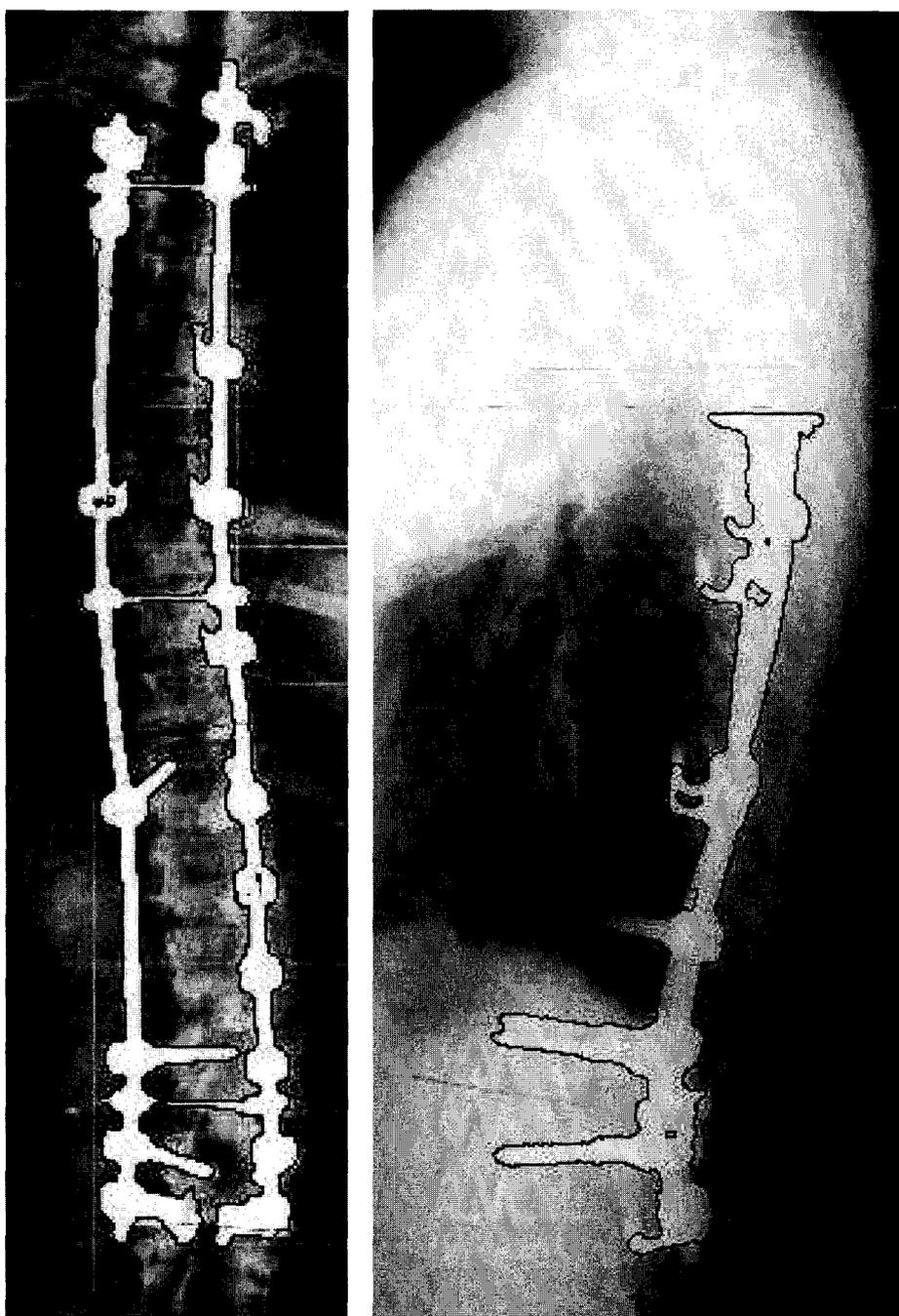


Figure 68 Segmentation de la paire 11 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

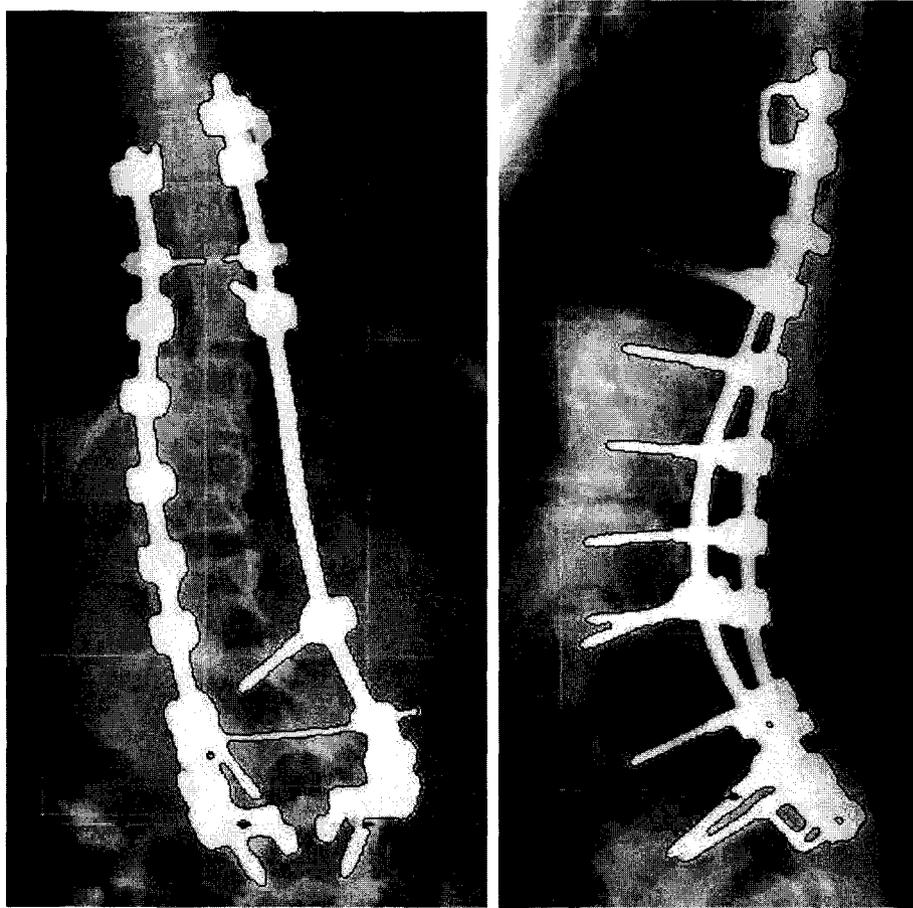


Figure 69 Segmentation de la paire 12 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

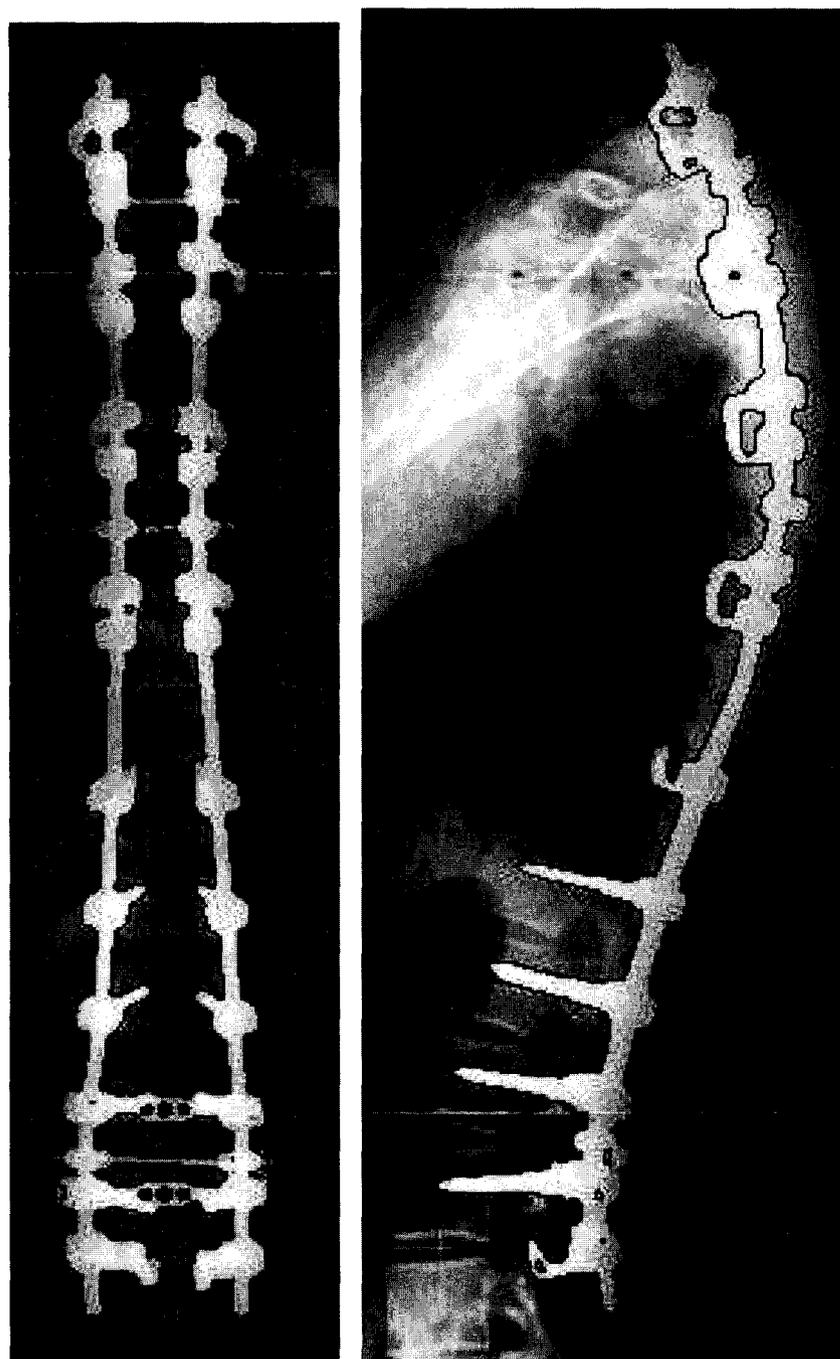


Figure 70 Segmentation de la paire 13 de radiographies par la méthode de Chav-Troeung

**ANNEXE 2**  
**Schémas numériques**

Certaines des méthodes présentées dans la revue littérature nécessite parfois du travail pour l'implantation car certaines sur des concepts complexes et leur implantation numérique n'est pas toujours aisée. Cette partie se concentre sur l'implantation numérique de certains équations différentielles comme la diffusion non-linéaire et les courbes de niveaux et fournit surtout des informations sur les particularités de l'implantation numérique. Chaque technique mentionnée dans la suite est accompagnée de sa référence dans laquelle la description numérique détaillée de l'algorithme est fournie. L'objectif de cette section est de synthétiser les différentes techniques étudiées.

## 2.1 Équations différentielles

Il existe différents schémas de discrétisation des équations différentielles. Numériquement une équation différentielle se résoud de manière itérative avec le choix d'un pas de calcul qui influe sur la stabilité de l'équation et sur la convergence vers la solution. On peut résoudre les équations de manière *explicite* c'est à dire qu'à une itération donnée, on calcule directement la valeur en se servant du résultat précédent sans résoudre de système d'équations. La stabilité de la solution est cependant limitée par un petit pas de calcul (condition de Courant-Friedrichs-Lewy). Un autre schéma de résolution est le schéma dit *implicite*. Ce schéma est plus compliqué puisqu'il faut résoudre un système d'équations (impliquant parfois une inversion de matrice...) mais il est beaucoup plus stable que le schéma explicite et permet d'utiliser ainsi des gros pas de calculs réduisant le temps nécessaire pour atteindre la convergence du résultat.

### 2.1.1 La diffusion non-linéaire

La résolution de l'équation de diffusion peut se faire de manière simple en utilisant un schéma explicite. Le temps de calcul élevé de l'équation a conduit à l'exploration d'optimisation possible de l'algorithme. Les optimisations les plus populaires de la diffusion

non-linéaire sont le schéma A.O.S. (Additive Operator Splitting) de Weickert (Weickert et al., 1998), qui entre dans la catégorie de ce qu'on nomme la séparation d'opérateur, et les techniques multigrilles. La séparation d'opérateur a beaucoup été utilisé en mécanique de fluides et de nombreux schémas existent comme l'A.M.O.S (Additive Multiplicative Operator Splitting) (Barash and Kimmel, 2000) plus précis que l'A.O.S.. La méthode A.O.S. remplace la matrice représentant la divergence (opérateur long à évaluer) par une somme de matrices dont les inverses sont plus simples à calculer. Dans le cas de la diffusion non-linéaire, la matrice de divergence est remplacée par des matrices tridiagonales que l'on peut facilement inverser par l'algorithme de Thomas. Pour de plus amples détails voir (Weickert et al., 1998). Par ailleurs, l'A.O.S. peut être aussi appliqué pour la résolution numérique du flux de Beltrami (Malladi and Ravve, 2002). À ma connaissance, le terme d'advection G.V.F. (voir section sur les courbes de niveaux) n'a pas été résolu avec la technique de résolution A.O.S.. Pourtant la forme de l'équation permet d'utiliser l'A.O.S. et d'après les tests effectués, cette technique pourrait faire gagner des facteurs 2 à 5. par rapport à des méthodes traditionnelles.

### **2.1.1 Les courbes de niveaux**

La résolution numérique des courbes de niveaux se fait en deux étapes : une étape d'évolution et une étape de réinitialisation de la fonction de distance signée. Le modèle géodésique a bénéficié du travail de Weickert sur l'AOS (Weickert and Kuhne, 2002) et des méthodes multigrilles (Kenigsberg et al., 2004) et (Papandreou and Maragos, 2004) comme technique de résolution. Une remarque simple nous permet de voir que dans le cas de la segmentation seule la courbe de niveau 0 nous intéresse, on pourrait diminuer le nombre de calcul à chaque itération en effectuant le calcul que sur une bande étroite située autour de la courbe de niveau 0. Cette approche s'appelle bande étroite (narrow banding) et a été introduit par Adalsteinsson (Adalsteinsson and Sethian, 1995) et constitue l'une des méthodes les plus utilisées pour diminuer le temps de calcul des courbes de niveaux. Beaucoup par

ailleurs utilisent le Fast Marching (Sethian, 1996) comme méthode de présegmentation pour les Level Sets. Le fait d'approximer un modèle continu de manière discrète pose le problème d'un manque de précision et peut conduire à une divergence de la solution. C'est pourquoi une étape de réinitialisation de la fonction de distance signée (reconstruction des lignes de niveaux dans la fonction de distance signée) est nécessaire. Les algorithmes de réinitialisation rapide connus sont le Sparse Field (Whitaker, 1998) et le Fast Marching (Sethian, 1996).

### 2.1.3 Les techniques multigrilles

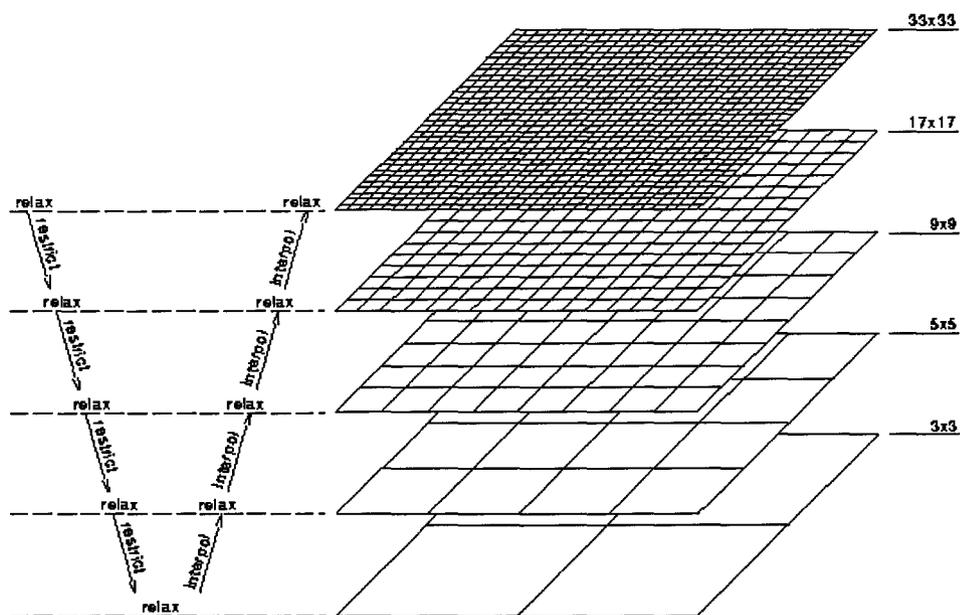


Figure 71 Illustration des méthodes multigrilles  
(adapté de <http://www.mgnet.org>)

Les méthodes multigrilles sont des méthodes rapides pour résoudre des systèmes d'équations linéaires. Elles ont été ensuite adaptées pour la résolution de système non-linéaire. Une application classique de ces méthodes est la résolution de système d'équations différentielles partielles. Les méthodes multigrilles exploitent une décomposition du problème en

différentes résolutions pour accélérer la convergence de la solution et éliminer les erreurs de la solution (Figure 71). Les méthodes multigrilles sont parmi les méthodes les plus rapides de résolution de systèmes d'équations avec une complexité linéaire proportionnelle au nombre d'inconnus du système d'équations. Dans le cas de l'imagerie, les techniques multigrilles ont été utilisées dans la résolution de l'équation de diffusion (Acton, 1998), dans la résolution de l'équation de courbes de niveaux (Kenigsberg et al., 2004), (Papan-dreou and Maragos, 2004).

## **ANNEXE 3**

### **La théorie multiéchelle**

### 3.1 Analyse multirésolution

Certaines des méthodes présentées lors de la revue de littérature se basent sur le formalisme d'une théorie appelée théorie multiéchelle (scale space theory) à laquelle Lindeberg (Lindeberg, 1996) a beaucoup contribué. Cette théorie fait partie d'une famille de théories dont le concept est d'analyser une image à différentes échelles. Parmi ces différentes familles de théories se trouvent aussi la théorie des pyramides, des ondelettes et des méthodes multigrilles.

La théorie des pyramides se base sur des images à différentes résolutions obtenues par sous-échantillonnage de l'image principale. Elle est à l'origine des méthodes multirésolution. L'analyse par ondelettes décompose l'image par une famille de fonctions appelées ondelettes et son introduction a donné lieu à de nombreux algorithmes de filtrage, de détection d'arêtes populaires. Les méthodes multigrilles ont fourni des algorithmes très rapides de résolution de systèmes linéaires de manière itérative (ensuite adaptés pour résoudre des systèmes non-linéaires) basés sur une décomposition multirésolution. Ces méthodes multigrilles ont comme application principales la résolution d'équation elliptique différentielle partielle comme par exemple l'équation de diffusion non-linéaire. L'analyse dans le domaine fréquentiel par transformée de Fourier est une autre technique d'analyse d'image populaire n'ayant pas de relation directe avec les méthodes précédentes.

L'analyse multirésolution repose sur une étude de la manière dont fonctionne le système visuel humain (« low level vision ») et l'un des buts de la théorie multiéchelle est d'essayer de fournir la manière la plus naturelle d'analyser une image à différentes résolutions. Le développement de cette théorie a fourni ces dernières années une multitude d'outils d'analyse d'image, de techniques de rehaussement (comme la diffusion non-linéaire) qui entrent dans un formalisme qui assure des propriétés mathématiques particulièrement intéressantes comme l'existence et l'unicité de solution.

Les fondements de la théorie multiéchelle ont été formulés par Koenderick et Witkins, complétés plus tard par les travaux de Lindeberg sur la formulation d'une théorie multiéchelle pour des signaux discrets échantillonnés sur une grille régulière. Les autres contributions sont celles de Yuille, Poggio et Florack.

### 3.2 Théorie multiéchelle

La théorie multiéchelle entre dans le cadre de l'analyse multirésolution et est devenu très populaire depuis la première conférence internationale à Utrechts en Hollande en 1997 et la dernière en date d'avril 2005 se déroulant à Hofgeismar en Allemagne. L'origine de cette théorie se base sur le problème d'une représentation appropriée des différentes échelles (résolutions) de l'image. Le signal original doit être ainsi contenu dans une famille de signaux dérivés dans lesquels les structures fines sont successivement supprimées. Les structures à des résolutions plus basses doivent être des simplifications de résolutions plus fines. Cependant cette simplification ne doit pas être due au hasard. Les travaux de nombreux chercheurs dans le domaine a conduit à des formalismes différents mais tous en viennent à la conclusion que si des conditions générales sont imposées aux types d'opérations permises, alors la convolution par une gaussienne et ses dérivées sont considérées comme une classe canonique de transformations effectuant un lissage des structures de manière continue. Les conditions appelés axiomes multiéchelles (scale-space axioms) sont essentiellement la linéarité, l'invariance par translation et différentes manières de formaliser le fait que de nouvelles structures ne doivent pas être créées lors du passage d'une échelle plus fine à une échelle moins fine (Figure 72).

L'utilisation de gaussiennes et de ses dérivées comme classe unique de transformations canoniques d'une échelle à une autre peut sembler arbitraire, car on pourrait penser à utiliser n'importe quelle séquence de lissage pour passer d'une échelle à une autre cependant elle

est les conclusions communes de différents théoriciens dont les démonstrations partent de différents points de départ. Witkin puis Koenderinck montra la nécessité de lissage par gaussienne pour obtenir une représentation multiéchelle et introduisit le concept de causalité qui stipule que de nouvelles structures ne doivent pas être créées lors du passage à des échelles moins fines. Couplé au fait que les différentes échelles et les différentes positions doivent être traitées de la même manière (homogénéité et isotropie), il montra que la représentation multiéchelle doit satisfaire l'équation de diffusion. Lindeberg en se basant sur l'étude des noyaux qui permettent de ne pas créer de structures nouvelles en passant à une échelle fine à une échelle moins fine lors de l'opération de convolution montra que seuls les noyaux gaussiens ont cette propriété (en supposant de plus la symétrie et le lissage). Florack puis Flowels montra aussi en utilisant des conditions peu restrictives comme la linéarité, l'invariance par rotation et par translation et la structure de semi-groupe avec invariance d'échelle que seuls les noyaux gaussiens sont une classe admissible pour une représentation multiéchelle.

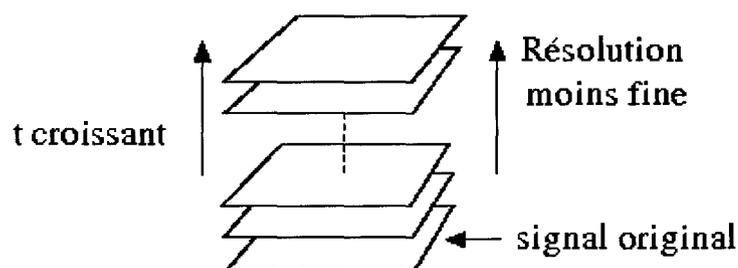


Figure 72 Une représentation multirésolution d'un signal est un ensemble ordonné de signaux dérivés destinés à représenter le signal à différentes échelles (adapté de Lindeberg, 1996).

Cette section a ainsi présenté l'espace multiéchelle linéaire mais des extensions de cette théorie ont permis de donner le jour aux représentations multiéchelles non-linéaires et

aux représentations multiéchelles discrètes dans laquelle entre l'équation de diffusion non-linéaire. La théorie multiéchelle apporte donc quelques résultats importants comme le fait que l'équation de diffusion linéaire est équivalente au filtrage par gaussienne. Par ailleurs, Barash a exposé un point de vue unifié de la diffusion anisotropique et du filtre bilatéral.

## BIBLIOGRAPHIE

- Acton, S. T. (1998). Multigrid Anisotropic Diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, No. 3.
- Adalsteinsson, D. and Sethian, J. A. (1995). A Fast Level Set Method For Propagating Interfaces. *J. Comput. Phys.*, vol. 118, pp.269-277.
- Barash, D. (2002). A Fundamental Relationship between Bilateral Filtering, Adaptive Smoothing, and the Nonlinear Diffusion Equation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 24, Issue 6, Pages : 844 - 847.
- Barash, D. and Kimmel, R. (2000). An Accurate Operator Splitting Scheme for Nonlinear Diffusion Filtering. *Hewlet Packard Report*, HPL-2000-28(R.1).
- Benameur, S., Mignotte, M., Parent, S., Labelle, H., Skalli, W., and De Guise, J. (2003). 3D/2D Registration and Segmentation of Scoliotic Vertebrae Using Statistical Models. *Computerized Medical Imaging and Graphics* 27, pp. 321-337.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679-698.
- Caselles, V., Catt, F., Coll, T., and Dibois, F. (1993). A Geometric Model for Active Contours. *Numerische Mathematik*, 66 :1-31.
- Caselles, V., Kimmel, R., and Sapiro, G. (1995). Geodesic Active Contours. *Proc. Int. Conf. Computer Vision '95, Boston, MA*, pp. 694-699.
- Chan, T. F. and Vese, L. A. (2001). Active Contour Without Edges. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, no. 2, pp. 266-277.
- Dansereau, J. and Stokes, I. A. F. (1988). Measurement of the three dimensional shape of the rib cage. *J. Biomech.*, 21, pp. 893 - 901.
- Deschamps, T. (2001). *Curve and Shape Extraction with Minimal Path and Level-Sets techniques - Applications to 3D Medical Imaging*. PhD thesis, Université Paris-IX Dauphine.
- Gravel, P., Beaudoin, G., and de Guise, J. A. (2004). A Method for Modeling Noise in Medical Images. *IEEE Transactions in Medical Imaging*, 23(10) : 1121-1232.
- Ijima, T. (1962). Basic Theory on Normalization of Pattern (in Cas of Typical 1D Pattern). *Bulletin of Electrical Laboratory*, 26 :368-388.

- Kass, M., Witkin, A., and Terzopolous, D. (1987). Snakes : Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4), 321-331. enigsberg, A., Kimmel, R., and Yavneh, I. (2004). A Multigrid Approach for Fast Geodesic Active Contour. *Technical Report, Computer Science Department, Technion - I. I. T., Haifa, Israel, CIS-2004-06*.
- Kichenassamy, S., Kumar, A., Olver, P., Tannenbaum, A., and Yezzi, A. (1996). Conformal urvature Flows : From Phase Transitions to Active Vision. *Archive of Rational Mechanics and Analysis*, 134 :275-301.
- Kimmel, R. (2003). *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics*, S. Osher and N. Paragios (Eds.), chapter Fast Edge Integration. Springer Verlag, ISBN 0387954880.
- Kimmel, R., Malladi, R., and Sochen, N. A. (1998). Image Processing via the Beltrami Operator. *Proceedings of the Third Asian Conference on Computer Vision, vol. 1*.
- Kimmel, R., Sochen, N., and Malladi, R. (1997). From High Energy Physics to Low Level Vision. *the First International Conference on Scale Space Theory in Computer Vision, Scale Space 97, Utrecht, the Netherlands*.
- Koenderink, J. J. (1984). The Structure of Images. *Biological Cybernetics*, 50 :363-370.
- Lindeberg, T. (1996). Scale-space theory : A framework for handling image structures at multiple scales. *Proc. CERN School of Computing, Egmond aan Zee, The Netherlands*.
- Ma, W. Y. and Manjunath, B. S. (1997). Edge Flow : A Framework of Boundary Detection and Image Segmentation. *1997 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97)*.
- Malladi, R. and Ravve, I. (2002). Fast Difference Schemes for Edge-Enhancing Beltrami Flow. *Proc. Seventh European Conf. Computer Vision*.
- Malladi, R. and Sethian, J. A. (1996). Image Processing : Flows under Min/Max Curvature and Mean Curvature. *Graphical Models and Image Processing, Vol. 58(2), pp. 127-141*.
- Malladi, R., Sethian, J. A., and Vemuri, B. C. (1995). Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approcah. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 2*.
- Meghoufel, A. (2003). Extraction semi-automatique des points de référence sur une paire de radiographies à rayons X. Mémoire de Maîtrise, École de Technologie Supérieure, Montréal, Canada

- Mitton, D., Landry, C., Véron, S., Skalli, W., Lavaste, F., and de Guise, J. A. (2000). A 3D reconstruction method from biplanar radiography using non stereocorresponding points and elastic deformable models. *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 38, pp. 133-139.
- Osher, S. J. and Fedkiw, R. P. (2002). *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces*. Springer, 1st edition, ISBN 0387954821.
- Papandreou, G. and Maragos, P. (2004). A Fast Multigrid Implicit Algorithm for the Evolution of Geodesic Active Contours. *Proc. Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR-2004), Washington DC*.
- Parent, S., Labelle, H., Skalli, W., Latimer, B., and de Guise, J. (2002). Morphometric Analysis of Anatomic Scoliotic Specimen. *Spine*, Vol. 27, pp. 2305-2311.
- Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, Issue 7, pp. 629 - 639.
- Pomero, V., Deschênes, S., Branchaud, D., Mitton, D., Laporte, S., Godbout, B., Skalli, W., and de Guise, J. A. (2003). Fast semi-automatic stereoradiographic reconstruction of scoliotic spines using multi-scale image processing and statistical geometric models. *CARS pp. 207-213*.
- Rudin, L., Osher, S., and Fatemi, E. (1992). Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms. *Physica D* 60, 259-268.
- Sethian, J. (1996). A Fast Marching Level Set Method for Monotonically Advancing Fronts. *Proc. Nat. Acad. Sci.*, 93, 4, pp.1591-1595.
- Sethian, J. A. (1999). *Level Set Methods and Fast Marching Methods, Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and MaterialsScience*. Cambridge University Press.
- Shi, Y. and Karl, W. C. (2005). A Fast Implementation of the Level Set Method Without Solving Partial Differential Equations. *Technical Report ECE-2005-02, ECE Department, Boston University*.
- Sochen, N., Kimmel, R., and Malladi, R. (1998). A Geometrical Framework for Low Level Vision. *IEEE Trans. on Image Processing, Special Issue on PDE based Image Processing*, 7(3) :310-318.

- Tomasi, C. and Manduchi, R. (1998). Bilateral Filtering for Gray and Color Images. *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India.*
- Unser, M. (1995). Multigrid Adaptive Image Processing. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'95), Washington DC, USA, vol. I, pp. 49-52.*
- Weickert, J. (1996). *Anisotropic diffusion in image processing.* PhD thesis, Dept. of Mathematics, University of Kaiserslautern, Germany.
- Weickert, J. and Kuhne, G. (2002). Fast Methods for Implicit Active Contour Models. *Technical report, Preprint No. 61, Universität des Saarlandes.*
- Weickert, J., Romeny, B. M. t. H., and Viergever, M. (1998). Efficient and reliable scheme for nonlinear diffusion filtering. *IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, pp. 398-410.*
- Whitaker, R. T. (1998). A Level-Set Approach to 3D Reconstruction from Range Data. *International Journal of Computer Vision, Volume 29, Issue 3 (September 1998), pp. 203 - 231.*
- Wong, W. C. K., Chung, A. C. S., and Yu, S. C. H. (2004). Trilateral Filtering For Biomedical Images. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, (ISBI'04), Arlington, VA, USA, pp. 820 - 823.*
- Xu, C. and Prince, J. L. (1997). Gradient Vector Flow : A New External Force for Snakes. *Proc. IEEE Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. (CVPR), Los Alamitos : Comp. Soc. Press, pp. 66-71.*
- Zuiderveld, K. (1994). *Graphics Gem IV*, chapter Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. Academic Press.